

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ імені В. Н. КАРАЗІНА
ФАКУЛЬТЕТ ІНОЗЕМНИХ МОВ
Кафедра перекладознавства імені Миколи Лукаша

Рекомендовано до захисту
Протокол засідання кафедри № ____
Від «____» листопада 2025 р.
Завідувач кафедри Ребрій О. В.
(прізвище та ініціали)

(підпис)

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА
**ОСОБЛИВОСТІ ПЕРЕКЛАДУ УКРАЇНСЬКОЮ ПРОГРАМОЮ DEEPL
TRANSLATE АНГЛОМОВНИХ ТЕКСТІВ У СФЕРІ НАВЧАННЯ
ПЕРЕКЛАДАЧІВ**

Виконавець:

студентка II курсу магістратури, групи АМП-61
Столяренко Софія Андріївна
(прізвище, ім'я, по батькові)

Керівник роботи:

Черноватий Леонід Миколайович
доктор пед. наук, проф.
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Підсумкова оцінка:

за національною шкалою:

кількість балів: _____

Підпис керівника

Кваліфікаційну магістерську роботу захищено на засіданні Екзаменаційної комісії

Протокол № ____ від «____» _____ 2025 р.

Голова екзаменаційної комісії _____
(підпис) (прізвище та ініціали)

ЗМІСТ

ВСТУП	3
РОЗДІЛ 1. СИСТЕМИ МАШИННОГО ПЕРЕКЛАДУ ТА ПРОГРАМА DEEPL TRANSLATE	6
1.1 Історія розвитку машиного перекладу	6
1.2 Архітектура та принципи роботи DeepL Translate.....	8
1.3 Місце DeepL у системі підготовки перекладачів.....	11
Висновки до розділу 1	13
РОЗДІЛ 2. ПРЕДМЕТНІ ЗНАННЯ, НЕОБХІДНІ ДЛЯ РОЗУМІННЯ АНГЛОМОВНИХ ТЕКСТІВ У СФЕРІ НАВЧАННЯ ПЕРЕКЛАДАЧІВ	16
2.1 Поняття «предметні знання» в теорії.....	16
2.2 Когнітивні ресурси та експертність перекладача	19
2.3 Поняттєво-структурна модель знань перекладача	21
Висновки до розділу 2.....	25
РОЗДІЛ 3. ЕМПЕРИЧНИЙ АНАЛІЗ ПЕРЕКЛАДІВ DEEPL TRANSLATE У ДОМЕНІ НАВЧАННЯ ПЕРЕКЛАДАЧІВ	27
3.1 Матеріал і методика дослідження	27
3.2 Таксономія помилок і операційні визначення	30
3.3 Кейси аналізу фрагментів (мікроаналіз).....	34
3.4 Кількісні результати та метрики якості	40
3.5 Профіль типових збоїв DeepL у домені навчання перекладачів.....	44
3.6 Стратегії постредагування для навчальних завдань.....	49
3.7 Дидактичні сценарії deliberate practice.....	52
Висновки до розділу 3.....	55
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	57
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	60
SUMMARY	66

ВСТУП

У контексті цифрової глобалізації та зростаючого впливу штучного інтелекту на лінгвістичні процеси феномен машинного перекладу стає одним із ключових об'єктів сучасних перекладознавчих досліджень. Поява потужних нейронних систем, зокрема *DeepL Translate*, започаткувала новий етап у взаємодії людини та технології у сфері мовної комунікації [17]. Вивчення таких систем дозволяє глибше зрозуміти механізми автоматизованої обробки тексту, а також оцінити їхній потенціал і обмеження у контексті навчання перекладачів – га5лузі, де поєднуються когнітивна діяльність, мовна інтуїція та технологічна обізнаність.

Сучасна система *DeepL Translate* є прикладом нейронного машинного перекладу (NMT), який базується на глибокому навчанні та багатомовних моделях. Вона демонструє високий рівень точності та природності перекладу, часто перевищуючи інші популярні системи, такі як *Google Translate* чи *Microsoft Translator*. Водночас, навіть найпросунутіші системи МП не позбавлені недоліків – вони допускають термінологічні неточності, контекстуальні помилки та стилістичні збої, які стають особливо помітними під час роботи з науковими чи спеціалізованими текстами [11].

У цьому контексті *DeepL Translate* є показовим прикладом взаємодії алгоритмічних і когнітивних механізмів, що формують результат перекладу. Для дослідника та викладача перекладу важливо не лише оцінити якість цього результату, але й зрозуміти, як програма обробляє мовні структури, які помилки виникають найчастіше, та як студент-перекладач може навчитися їх виявляти і редагувати. Саме тому аналіз перекладу, здійсненого *DeepL Translate*, набуває особливої ваги у сфері підготовки майбутніх перекладачів – як інструмент розвитку критичного мислення, лінгвістичної уважності й технологічної компетентності.

Актуальність теми дослідження зумовлена, по-перше, швидким поширенням систем нейронного машинного перекладу, які вже сьогодні стають стандартом у галузі професійного перекладу, і, по-друге, потребою

переосмислення ролі автоматизованих інструментів у формуванні перекладацької компетенції. В умовах, коли студенти-перекладачі активно використовують *DeepL Translate* у своїй навчальній діяльності, постає питання не заборони, а свідомого використання цього інструмента – із розумінням його сильних і слабких сторін.

Об’єктом дослідження є переклад англomовних текстів українською мовою, виконаний програмою *DeepL Translate* у сфері навчання перекладачів.

Предметом дослідження виступають лінгвістичні, стилістичні та когнітивні особливості перекладу, здійсненого системою *DeepL Translate*, а також його потенціал як засобу розвитку перекладацької компетенції студентів.

Ступінь наукової розробки теми є високим у сучасному світовому перекладознавстві, де активно досліджуються когнітивні механізми перекладу[28], а також ефективність нейронних систем у відтворенні семантичної та прагматичної точності[46]. Проте в українському науковому просторі бракує досліджень, що аналізували б переклади *DeepL Translate* саме з позицій навчання перекладачів та формування їхніх когнітивно-аналітичних навичок.

Метою цієї кваліфікаційної магістерської роботи є виявлення та аналіз лінгвістичних і когнітивних особливостей перекладу англomовних текстів українською мовою за допомогою програми *DeepL Translate* у сфері навчання перекладачів.

Для досягнення цієї мети поставлено такі **завдання**:

- розглянути теоретичні засади машинного перекладу та основні етапи його розвитку;
- описати архітектуру та принципи роботи програми *DeepL Translate*;
- визначити поняття предметних знань і когнітивних стратегій у підготовці перекладачів;
- здійснити порівняльний аналіз англomовного тексту, його машинного

перекладу та постредагованої версії;

- класифікувати типові помилки та оцінити загальну якість перекладу *DeepL Translate*;
- окреслити можливості використання програми в навчальному процесі як інструмента розвитку перекладацької компетенції.

Матеріалом дослідження є фрагменти англомовних наукових текстів із галузі перекладознавства, зокрема стаття G. M. Shreve *The Deliberate Practice: Translation and Expertise* (2006), а також переклади цих фрагментів українською мовою, здійснені за допомогою *DeepL Translate* і піддані постредагуванню.

Методи дослідження: дискурс-аналіз, порівняльний перекладацький аналіз, елементи когнітивного моделювання, контекстуальний аналіз, метод кількісної оцінки помилок та стилістичний аналіз. Теоретичне та практичне значення роботи полягає у розширенні уявлень про особливості машинного перекладу як інструмента у формуванні перекладацької компетенції, а також у розробці підходів до використання *DeepL Translate* у навчальному процесі для підвищення якості підготовки фахівців.

Структура роботи: диплом складається зі вступу, трьох розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та Summary англійською мовою.

РОЗДІЛ 1

СИСТЕМИ МАШИННОГО ПЕРЕКЛАДУ ТА ПРОГРАМА DEEPL TRANSLATE

1.1. Історія розвитку машинного перекладу

Поняття *машинного перекладу* (МП) виникло у середині XX століття й стало одним із перших напрямів застосування обчислювальної техніки у лінгвістиці. Уже з моменту появи перших комп'ютерів дослідники намагалися використати їх для автоматичного перетворення текстів з однієї мови на іншу. Витоки машинного перекладу сягають 1950-х років, коли в США та СРСР були проведені перші експерименти з автоматизованого перекладу англійських та російських текстів. У 1954 р. відомий експеримент Джорджтаунського університету та IBM, під час якого машина успішно переклала понад 60 фраз з російської на англійську, став символічним початком нової ери в лінгвістиці та інформаційних технологіях [1].

Перші системи МП були *правилowymi (rule-based)*: переклад ґрунтувався на наборах лексичних відповідників і граматичних правил, створених вручну. Такі системи, як SYSTRAN та METEO, активно розроблялися у 1960–1970-ті роки й застосовувалися переважно у вузьких сферах – перекладі технічних текстів, метеорологічних зведень або військових повідомлень. Незважаючи на технічні обмеження, саме цей етап заклав основу для подальшого розвитку лінгвістичного моделювання: було створено перші двомовні корпуси, а поняття «мовної пари» стало центральним для систем перекладу [25].

Проте до 1980-х років стало очевидно, що чисто лінгвістичний підхід має суттєві обмеження. Складність природних мов, поліфонічність значень, синонімія та варіативність синтаксису виявилися надто великими для повного формального опису. Це спричинило кризу першого покоління машинного перекладу, коли розробники почали шукати нові способи

автоматизації, спираючись не лише на правила, а й на статистику та ймовірнісні моделі.

У 1990-х роках з'являється *статистичний машинний переклад* (*Statistical Machine Translation, SMT*), який базувався на аналізі великих корпусів паралельних текстів. Завдяки розвитку інтернету та цифрових баз даних дослідники змогли навчати системи на мільйонах пар речень. Однією з перших успішних реалізацій такого підходу стала система IBM Candide, а згодом – відомі продукти Google Translate та Microsoft Translator. В основі статистичного перекладу лежала концепція ймовірнісного вибору: алгоритм не «знає» правил граматики, але визначає найвірогідніший переклад на основі попередніх збігів у корпусі [30].

Хоча SMT забезпечував значне зростання швидкості та гнучкості, він мав низку вад: машинний текст часто був граматично правильним, але семантично неузгодженим, не відображав контексту або стилістичних особливостей оригіналу. Прагнення подолати ці обмеження привело до появи *нейронного машинного перекладу* (*Neural Machine Translation, NMT*) – нового покоління систем, що використовують принципи глибинного навчання (*deep learning*).

З 2016 року відбувається стрімкий перехід від статистичних до нейронних моделей. Компанія Google представила власну архітектуру *Google Neural Machine Translation (GNMT)*, яка застосовувала багаторівневі штучні нейронні мережі для контекстуального розуміння речення. Згодом аналогічні технології впровадили Microsoft Translator, Amazon Translate та інші. Нові системи більше не перекладають слово за словом, а оперують *векторними уявленнями* (*embeddings*), що дозволяють враховувати значення слів у контексті речення чи навіть цілого тексту [47]. На цьому тлі у 2017 році з'являється компанія DeepL GmbH, яка презентувала однойменний перекладач *DeepL Translate*. Його алгоритм базується на архітектурі трансформерів, яка істотно перевершує попередні рекурентні моделі. Завдяки вдосконаленим механізмам уваги (*attention mechanism*) та використанню

великих багатомовних корпусів DeepL демонструє переклад, близький до людського як за точністю, так і за природністю мовлення. Система швидко здобула репутацію найбільш «гуманоподібного» перекладача серед існуючих NMT-рішень.

Сучасні напрями досліджень у сфері машинного перекладу зосереджуються на таких проблемах, як багатомовність моделей (multilingual NMT), переклад низькоресурсних мов, інтерпретованість результатів нейронних мереж, адаптація до стилю й жанру тексту, а також автоматичне постредагування. Поряд із технічними викликами важливим напрямом залишається освітній аспект: інтеграція систем МП у навчальний процес, формування критичного ставлення студентів до результатів машинного перекладу та розвиток навичок постредагування.

Отже, еволюція машинного перекладу – це шлях від ручного формалізування правил до глибинного навчання, від перекладу за шаблонами до прагнення моделювати людське мовлення. *DeepL Translate* як продукт останнього покоління нейронних систем репрезентує якісно новий етап розвитку, де алгоритм не лише обчислює, а й «розуміє» контекст, що робить його одним із найперспективніших інструментів сучасної перекладацької практики.

1.2. Архітектура та принцип роботи DeepL Translate

Сучасні системи нейронного машинного перекладу (Neural Machine Translation, NMT) базуються на глибинному навчанні – технології, яка дозволяє моделі самостійно виявляти закономірності у великих масивах мовних даних. Основна ідея NMT полягає в тому, що замість використання чітко прописаних правил або статистичних співвідношень, система «вчиться» перекладати, аналізуючи мільйони пар речень у різних мовах. Це забезпечує гнучкість, контекстуальність і здатність моделі узагальнювати мовні явища, що виходять за межі формальної логіки [5].

У своїй основі нейронний машинний переклад спирається на архітектуру «encoder–decoder». Енкодер (encoder) перетворює вихідне речення у векторне представлення – багатовимірний масив чисел, який зберігає семантичну інформацію про весь текст. Декодер (decoder) генерує переклад, послідовно «розшифровуючи» ці вектори у слова мови перекладу. Важливу роль у цьому процесі відіграє механізм уваги (attention mechanism), який дозволяє моделі зосереджуватися на релевантних частинах вхідного речення під час створення перекладу. Таким чином, NMT-система не обробляє текст послівно, а встановлює багаторівневі зв'язки між словами, словосполученнями та контекстами [34]. DeepL Translate використовує модифіковану архітектуру Transformer, представлену у 2017 році [47]. На відміну від рекурентних нейронних мереж (RNN), трансформери можуть обробляти ціле речення паралельно, що підвищує швидкість і точність перекладу. Їхня головна інновація — багатоголовий механізм уваги (*multi-head attention*), який дозволяє системі одночасно відстежувати кілька семантичних зв'язків у реченні, наприклад, синтаксичну залежність, часову послідовність і прагматичні відтінки значення. Навчання моделей DeepL відбувається на базі багатомовних корпусів, сформованих із мільярдів пар текстів. У процесі навчання система створює узагальнене мовне представлення (language representation), що дозволяє перекладати не лише між двома конкретними мовами, а й через проміжні «приховані» шари знань. Такий підхід формує багатомовну нейромережу, у якій окремі моделі мов не ізольовані, а взаємопов'язані – це забезпечує адаптивність системи та зменшує кількість помилок при перекладі малоресурсних мов [23].

Однією з ключових особливостей *DeepL Translate* є контекстуалізація перекладу. Якщо ранні системи (наприклад, *Google Translate* у версіях до 2016 р.) здебільшого орієнтувалися на статистичну частоту словосполучень, то DeepL аналізує весь контекст речення, включно з міжфразовими зв'язками. Завдяки цьому переклади стають більш природними з точки зору синтаксису та стилю. Наприклад, система здатна правильно інтерпретувати

багатозначні слова залежно від теми тексту або граматичної побудови речення.

Крім того, DeepL активно застосовує метод тонкої настройки (fine-tuning) – після початкового навчання на великих корпусах модель додатково тренується на спеціалізованих текстах (наприклад, юридичних, технічних, академічних), що підвищує якість перекладу у вузьких доменах. Для української мови така адаптація відбулася відносно нещодавно, проте вже продемонструвала високу точність у перекладах наукових і публіцистичних текстів [13].

Переваги системи DeepL Translate у порівнянні з іншими NMT-рішеннями проявляються у кількох вимірах:

- Точність і природність перекладу. DeepL демонструє високий рівень лексичної та граматичної відповідності, відтворюючи стилістику й інтонацію оригіналу. У тестах незалежних дослідників переклади DeepL часто оцінюються як найближчі до людських.
- Збереження стилю. Система здатна коректно передавати формальність, академічність або емоційність тексту. Завдяки контекстуальному аналізу вона відтворює синтаксичну структуру та ритміку речень, що особливо важливо для перекладу наукових чи навчальних матеріалів.
- Багатомовна адаптивність. DeepL підтримує переклад між понад 30 мовами та забезпечує стабільну якість навіть для мов із відмінною граматикою, таких як українська.
- Інтуїтивний інтерфейс і швидкість роботи. Завдяки хмарним обчисленням система забезпечує миттєву обробку текстів, що робить її зручною для навчальних і професійних потреб.

Водночас, попри значні переваги, DeepL має низку обмежень, що визначають необхідність постредагування перекладів:

- Термінологічні помилки. Система не завжди коректно відтворює вузькоспеціалізовані терміни або контекстно залежні поняття, що особливо

помітно у текстах з теорії перекладу чи когнітивної лінгвістики.

- Недостатня культурна адаптація. DeepL не завжди розпізнає культурні алюзії, ідіоми або стилістичні відтінки, які залежать від культурного контексту.

Проблеми гендерної нейтральності. Як і більшість NMT-систем, DeepL іноді схиляється до генерації гендерно маркованих форм у мовах, де граматичний рід не завжди визначений контекстом.

- Відсутність пояснюваності (interpretability). Алгоритм не дає користувачеві змоги зрозуміти логіку прийнятих перекладацьких рішень, що ускладнює освітнє використання без спеціального аналізу.

Таким чином, *DeepL Translate* поєднує у своїй архітектурі передові досягнення нейронного навчання, паралельної обробки тексту й контекстуального моделювання. Система демонструє високий рівень якості перекладу завдяки поєднанню структурної точності та стилістичної природності. Проте її використання у навчальному процесі потребує критичного підходу – з обов’язковим аналізом типових помилок і навчанням навичок постредагування, що дозволяє поєднати ефективність технології з професійною компетентністю перекладача.

1.3. Місце DeepL у системі підготовки перекладачів

У сучасній системі фахової підготовки перекладачів використання цифрових технологій стало невід’ємною складовою навчального процесу. Машинний переклад і комп’ютерні засоби підтримки перекладу (*Computer-Assisted Translation Tools, CAT-tools*) – це не лише допоміжні інструменти, а й чинники, що формують нову професійну парадигму, у якій перекладач поєднує лінгвістичні знання з технологічними навичками. Цей процес позначається поняттям технологічна перекладацька компетенція, яке входить до складу загальної перекладацької компетенції у моделях EMT (European Master’s in Translation) та PACTE [12].

Починаючи з 2010-х років, більшість європейських і українських освітніх програм включають у навчальні плани дисципліни, присвячені автоматизованому перекладу, постредагуванню машинних текстів і роботі з корпусами даних. Використання систем, подібних до *DeepL Translate*, дозволяє студентам ознайомитися з принципами функціонування нейронних моделей, навчитися виявляти типові помилки машинного перекладу та розуміти, як людська інтерпретація впливає на кінцевий результат [46].

У контексті навчання перекладачів *DeepL Translate* виконує допоміжну функцію, не замінюючи, а розширюючи можливості студента. Система може бути ефективно інтегрована на різних етапах навчального процесу:

- На етапі аналізу тексту – для швидкого ознайомлення зі змістом англomовного матеріалу, що дозволяє зосередитися на семантичних особливостях і перекладацьких проблемах.
- На етапі порівняльного аналізу – для зіставлення машинного та людського перекладу, що формує навички критичного оцінювання.
- На етапі постредагування (post-editing) – для вдосконалення стилістики, усунення лексичних, граматичних і прагматичних неточностей.

Використання *DeepL* у навчальних цілях сприяє розвитку низки ключових складових перекладацької компетенції:

1. Лінгвістичної компетенції – студент навчається розрізняти правильні та хибні відповідники, розуміти причини машинних помилок.
2. Стратегічної компетенції – майбутній перекладач опановує стратегії аналізу тексту, вибору еквівалентів і редагування.
3. Технологічної компетенції – формується здатність ефективно використовувати автоматизовані засоби у професійній діяльності.
4. Критичної компетенції – виробляється аналітичне ставлення до результатів перекладу, що є невід’ємним елементом професійного мислення [35].

Одним із головних дидактичних завдань є формування у студентів критичного ставлення до результатів машинного перекладу. Без цього *DeepL*

Translate може сприйматися не як інструмент аналізу, а як заміник перекладацької діяльності, що суперечить принципам фахової підготовки. Викладач має акцентувати увагу на тому, що навіть найточніший машинний переклад не здатен врахувати іронію, підтекст, культурні відтінки чи авторський стиль. Тому процес навчання має включати етап контрольованого використання DeepL – коли студенти не лише отримують результат, але й обґрунтовують, чому певний варіант перекладу є невдалим або неточним.

Дослідження показують, що включення постредагування до навчальних курсів позитивно впливає на розвиток аналітичного мислення студентів, підвищує точність і швидкість їхніх перекладів, а також зменшує кількість випадкових помилок у роботі з текстом [38]. Така практика розвиває здатність розмежовувати машинні і людські стратегії перекладу, формує розуміння, що перекладач майбутнього має бути не лише носієм мовних знань, а й редактором алгоритмів, який вміє співпрацювати з технологіями [24].

Варто зазначити, що *DeepL Translate* є зручним інструментом не лише для навчання письмового перекладу, а й для самоосвіти. Система дозволяє студенту перевіряти власні варіанти перекладу, проводити порівняльний аналіз і виявляти закономірності вибору мовних структур. Це підвищує саморефлексію та автономність навчання, що відповідає сучасним методичним принципам компетентнісного підходу.

У підсумку, використання *DeepL Translate* у системі підготовки перекладачів слід розглядати як педагогічну інновацію, що поєднує технологічну ефективність із когнітивним розвитком. За умови цілеспрямованого й методично обґрунтованого застосування DeepL може стати важливим дидактичним засобом для формування перекладацької компетенції, розвитку навичок постредагування, критичного аналізу та технологічної грамотності майбутніх фахівців [7].

Висновки до розділу 1

1. Машинний переклад пройшов тривалу еволюцію – від правилкових і

статистичних моделей до сучасних нейронних систем, що працюють на основі глибинного навчання. Якщо перші покоління систем спиралися на лексико-граматичні правила, а статистичні моделі – на частотні збіги, то нейронний переклад, зокрема DeepL Translate, оперує векторними представленнями, які дозволяють враховувати семантичні зв'язки між словами та контекстами. Це означає перехід від формального відтворення тексту до моделювання його смислової структури.

2. В основі DeepL Translate лежить архітектура Transformer, що забезпечує паралельну обробку тексту та контекстуалізацію значень за допомогою механізму багатоголової уваги (multi-head attention). Завдяки цьому система досягає високої точності, стилістичної природності та адаптивності до різних мовних пар. Особливістю навчання моделей DeepL є використання багатомовних корпусів і методу тонкої настройки (fine-tuning), що підвищує якість перекладу спеціалізованих текстів, зокрема академічних [33].

3. Попри високий рівень автоматизації, DeepL Translate не позбавлений обмежень. Система припускається термінологічних неточностей, не завжди коректно передає культурно марковані елементи, ідіоми чи стилістичні відтінки. Вона також не забезпечує пояснюваності власних перекладацьких рішень, що вимагає від користувача – особливо майбутнього перекладача – навичок критичного аналізу та постредагування.

4. У контексті підготовки перекладачів DeepL Translate виконує роль допоміжного інструмента, який сприяє розвитку технологічної, лінгвістичної та стратегічної компетенцій. Його використання у навчальному процесі дозволяє студентам аналізувати результати машинного перекладу, виявляти типові помилки, удосконалювати власні перекладацькі стратегії та засвоювати принципи постредагування. У такий спосіб DeepL стає практичною лабораторією для формування критичного мислення [19].

5. У межах першого розділу сформовано теоретико-методологічну основу дослідження, яка поєднує історико-технологічний, когнітивно-

лінгвістичний і педагогічний підходи до аналізу машинного перекладу. Визначено місце DeepL Translate у сучасній системі професійної підготовки перекладачів, що передбачає не механічне використання програми, а свідоме залучення її як інструмента формування аналітичної, технологічної та мовної компетенцій.

РОЗДІЛ 2

ПРЕДМЕТНІ ЗНАННЯ, НЕОБХІДНІ ДЛЯ РОЗУМІННЯ АНГЛОМОВНИХ ТЕКСТІВ У СФЕРІ НАВЧАННЯ ПЕРЕКЛАДАЧІВ

2.1 Поняття «предметні знання» в теорії

У сучасних моделях перекладацької компетенції центральним є когнітивний вимір, який поєднує знання, навички та процедури опрацювання інформації. У підході G. M. Shreve переклад розглядається як експертна діяльність, що формується завдяки *deliberate practice* – цілеспрямованим тренуванням, котрі переводять знання з декларативного рівня на процедурний (операційний). Модель РАСТЕ окреслює багатовимірну компетенцію, де екстралінгвістичні (предметні) знання є окремим компонентом, без якого неможливе адекватне прийняття рішень. Рамка ЕМТ (European Master's in Translation) підкреслює інтеграцію domain knowledge з інформаційною, міжкультурною та лінгвістичною компетенціями: саме поєднання цих складників забезпечує коректну інтерпретацію термінів, реалій і імпліцитних смислів у спеціалізованих текстах [10].

Поняття «предметні знання»:

Під *предметними знаннями* (domain / subject-matter knowledge) розуміємо сукупність концептів, фактів, терміносистем, нормативних та жанрово-стильових конвенцій певної галузі (напр., теорії перекладу, когнітивної лінгвістики, педагогіки, права тощо), які забезпечують семантичну повноту та прагматичну адекватність перекладу. Вони функціонують як ментальні схеми (frames, scripts), що керують інтерпретацією тексту: дозволяють співвіднести термін із його місцем у системі, відрізнити загальновживане значення від вузькоспеціального, правильно обрати колокації та синтаксичні конструкції.

У межах даного дослідження предметні знання операціоналізуємо на матеріалі статті G. M. Shreve (2006), де домінує концепт *translation expertise* у

зв'язку з *deliberate practice*. Для інтерпретації такого тексту перекладачеві потрібні щонайменше: (а) знання терміносистеми когнітивної психології (*pattern recognition, chunking, proceduralization*), (б) жанрово-риторичні конвенції англомовного академічного дискурсу (дефініції, аргументаційні маркери, цитування), (в) усталені українські відповідники ключових понять теорії перекладу (*перекладацька компетенція, експертність, постредагування*). Саме ці елементи слугують «ключами» до коректної семантичної реконструкції тексту Shreve українською [21].

Види предметних знань і їх роль у перекладі:

1. Лінгвістичні (language-internal):

Охоплюють граматичні, лексичні, словотвірні та дискурсивні знання в мовах-джерелі та цільовій мові: моделі керування, типові колокації, терміновживання, жанрові маркери. Для навчально-наукових англомовних текстів важливими є конструкції визначення/кваліфікації (e.g., *is conceptualized as, can be operationalized through*), засоби логічної зв'язності (*therefore, however, by contrast*) і стандартизовані термінологічні шаблони.

2. Культурні та міжкультурні:

Включають знання академічних конвенцій англомовного дискурсу (риторика статті, цитувальні практики, маркери ввічливості/скепсису), а також уміння локалізувати семантику в українському академічному стилі. Сюди належать інтерпретація алюзій, епонімів, назв шкіл і методів, коректне відтворення власних назв і скорочень (EMT, PASTE, *peer review*) [18].

3. Технічні/галузеві (domain-specific):

знання поняттєвого апарату конкретної сфери: у нашому корпусі – теорія перекладу, когнітивні науки, дидактика. Ключові вузли – *translation competence, expertise, deliberate practice, proceduralization, knowledge structures, post-editing, CAT*. Саме цей пласт дає можливість уникнути помилкових відповідників і неправильної термінологічної деривації [6].

4. Процедурні (procedural / strategic):

Практики та алгоритми прийняття рішень: побудова термінологічної

сітки тексту, перевірка дефініцій у первинних джерелах, валідація еквівалентів у корпусах, застосування стратегій редагування (light / full post-editing), робота з пам'яттю перекладів і термінологічними базами. Цей пласт перетворює знання на операційні дії і безпосередньо корелює з підвищенням якості перекладу.

Синергія компонентів:

У когнітивній перспективі (Shreve) предметні знання функціонують як узгоджені схеми, що зменшують навантаження робочої пам'яті й прискорюють розпізнавання структур у тексті. У термінах РАСТЕ – це екстралінгвістичний компонент, який взаємодіє зі стратегічним (планування, моніторинг, оцінювання) та інструментальним (CAT/NMT). Рамка ЕМТ інституціоналізує цю взаємодію у вимогах до випускника: вміння ідентифікувати домен, оцінити надійність джерел, будувати терміно- і концепт-мережі, дотримуватися жанрових стандартів.

Для подальшого аналізу формуємо робочий мікроглосарій домену (мінімальна норма порівняння під час оцінки DeepL): *translation expertise* – експертність у перекладі; *expert performance* – високорівнева/стабільно вища продуктивність; *deliberate practice* – цілеспрямована практика; *pattern recognition* – розпізнавання закономірностей; *chunking* – чанкінг/укрупнення одиниць; *schematization* – схематизація; *proceduralization* – процедуралізація; *well-defined task* – чітко визначене завдання; *appropriate difficulty* – відповідний рівень складності; *informative feedback* – інформативний зворотний зв'язок. Надалі цей список використовується як референтна база для маркування термінологічних зсувів у виходах DeepL і для постредагування [27].

Предметні знання – не додаток до лінгвістичної компетенції, а її смислотворне ядро у спеціалізованому перекладі. Вони забезпечують коректну інтерпретацію термінів, збереження жанрових і прагматичних параметрів та керують вибором стратегій постредагування під час роботи з результатами машинного перекладу (зокрема DeepL Translate). У підготовці

перекладачів ці знання мають формуватися цілеспрямовано через системну роботу з терміносистемами, корпусами, дефініціями та процедурами перевірки еквівалентів.

2.2 Когнітивні ресурси та експертність перекладача

У сучасній когнітивній парадигмі перекладацька діяльність розглядається як форма експертної поведінки, що базується на розвитку спеціалізованих когнітивних структур і процедур. Згідно з дослідженнями К. А. Ericsson та N. Charness, експертність не є природженою властивістю, а результатом тривалих, цілеспрямованих тренувань, спрямованих на вдосконалення конкретних навичок. У перекладознавстві цю ідею розвиває G. M. Shreve, який вводить поняття *deliberate practice* – систематичної практики, що веде до формування когнітивних схем експерта [45].

Теорія експертності виходить із припущення, що будь-який високорівневий професійний результат базується не лише на обсязі знань, а на їхній організації та доступності для оперативного використання. Для перекладача це означає, що якість перекладу залежить від структури його пам'яті, швидкості доступу до релевантних знань і здатності поєднувати різні типи компетенцій – лінгвістичну, екстралінгвістичну, культурну й когнітивну. Експертний перекладач вирізняється не кількістю засвоєної інформації, а способом її застосування – умінням швидко розпізнавати шаблони, обирати релевантні стратегії й прогнозувати наслідки своїх рішень [26].

Згідно з концепцією *deliberate practice*, процес переходу від новачка до експерта включає кілька стадій: усвідомлене наслідування, варіативне повторення та рефлексивне узагальнення. У ході навчання перекладач постійно зіставляє результати своєї роботи з еталонними прикладами, аналізує помилки, моделює альтернативні рішення й формує інтуїцію щодо типових мовних і концептуальних структур. Такий досвід перетворює

декларативні знання («знання про те, як треба») на процедурні («знання, як це робити»)[9].

З позицій навчального перекладу *deliberate practice* реалізується через серії завдань різної складності, у яких машинний переклад виступає провокатором когнітивної роботи: студент ідентифікує типові хиби DeepL, співвідносить їх із поняттєвими вузлами домену (*expertise, practice, feedback*), формує правило виправлення та перевіряє його на нових прикладах. Такий цикл «спостереження → правило → перевірка» переводить декларативні знання у процедурні, що й становить ядро експертності.

Психолінгвістичні дослідження показують, що у процесі професіоналізації перекладача активізуються кілька базових когнітивних механізмів:

- *Chunking* – узагальнення мовних одиниць у більші когнітивні блоки («чанки»), що дозволяє сприймати текст не як послідовність слів, а як систему структур і смислових модулів. Експертний перекладач не декодує слово за словом, а розпізнає готові патерни – усталені конструкції, терміносполучення, фраземи. Це забезпечує швидкість та цілісність обробки інформації [3].

- *Schematization* – формування стійких когнітивних схем, що організовують знання про типові ситуації перекладу: жанрові очікування, комунікативні ролі, структурні особливості текстів певної галузі. Завдяки цим схемам перекладач може передбачити логіку побудови оригіналу й адекватно відтворити її у цільовій мові [40]

- *Proceduralization* – автоматизація дій, завдяки якій складні операції перетворюються на звичні процедури. Для перекладача це означає, що пошук еквівалентів, вибір синтаксичних моделей або перевірка термінів перестають бути свідомими етапами, натомість виконуються майже миттєво. Цей механізм знижує когнітивне навантаження та звільняє ресурси для аналізу змісту й стилю [41].

Для подальшого розділу фіксуємо спостережувані індикатори

когнітивних механізмів у тексті оригіналу та в перекладах DeepL: – *chunking*: впізнавання сталих терміносполучень (*deliberate practice, expert performance*) і стабільне їх відтворення; – *schematization*: коректне введення/підтримка дефініцій, збереження риторичної функції маркерів (*thus, in contrast, however*); – *proceduralization*: скорочення часу та кількості правок у повторюваних конструкціях під час постредагування.

Ці індикатори будуть використані в наступному розділі як критерії оцінювання якості машинного перекладу й ефективності постредагування [28].

У межах навчання перекладачів *deliberate practice* проявляється через поступове ускладнення завдань (від простих текстів до багаторівневих академічних статей), рефлексію над помилками, отримання зворотного зв'язку та самостійне постредагування. Використання машинного перекладу, зокрема DeepL Translate, може стати ефективним інструментом такої практики: студенти аналізують системні помилки програми, порівнюють різні варіанти перекладу й удосконалюють власні когнітивні стратегії [20].

Отже, когнітивні ресурси перекладача – це динамічна система знань і навичок, що формується завдяки цілеспрямованому тренуванню, узагальненню досвіду та автоматизації процедур. Експертність у перекладі не зводиться до володіння мовами, а передбачає розвиток когнітивної гнучкості, стратегічного мислення й уміння контролювати власні перекладацькі дії. Саме тому ефективне навчання перекладачів повинно спиратися на принципи *deliberate practice* і стимулювати розвиток механізмів *chunking, schematization* та *proceduralization*, що забезпечують перехід від знань до професійної інтуїції [37].

2.3 Поняттєво-структурна модель знань перекладача

У сучасній теорії перекладу професійна компетенція перекладача трактується як багатокomпонентна система, що охоплює лінгвістичні,

когнітивні, культурні, технологічні та соціальні складники. Вона не є набором ізольованих навичок, а являє собою цілісну структуру взаємопов'язаних компетенцій, які взаємно підтримують одна одну й формуються поступово – від мовної бази до стратегічного й міжособистісного рівня.

Згідно з моделями РАСТЕ, ЕМТ та когнітивною концепцією Shreve, перекладацьку компетенцію можна описати як систему, що складається з таких основних компонентів: лінгвістична, перекладацька, інструментальна, предметна, стратегічна та міжособистісна компетенції. Кожна з них виконує власну функцію у когнітивній структурі знань перекладача, а разом вони утворюють поняттєво-структурну модель професійного розвитку [49].

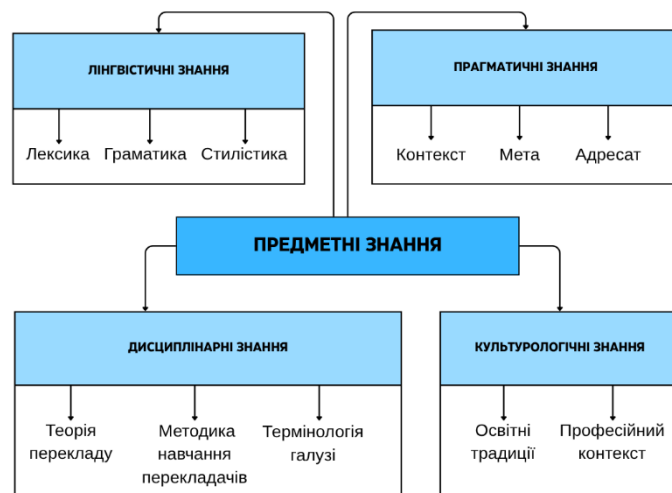


Рис. 2.1. Поняттєво-структурна схема предметних знань перекладача

Поняттєво-структурна схема (рис. 2.1) відображає систему предметних знань перекладача, яка інтегрує лінгвістичні, прагматичні, дисциплінарні та культурологічні компоненти. Лінгвістичні знання охоплюють лексику, граматику та стилістику, що забезпечують точність і нормативність мовного вираження. Прагматичні знання пов'язані з урахуванням контексту, мети комунікації та адресата, завдяки чому перекладач здатний передавати не лише зміст, а й інтенцію автора. Дисциплінарні знання включають теорію перекладу, методику навчання перекладачів і термінологію галузі; вони формують професійний рівень розуміння текстів спеціалізованого характеру.

Культурологічні знання охоплюють освітні традиції та професійний контекст, які визначають міжкультурну адекватність перекладу. Усі ці складники взаємодіють між собою, утворюючи цілісну когнітивну систему, що забезпечує ефективну інтерпретацію та відтворення змісту. Така структура предметних знань визначає логіку професійного розвитку перекладача: від засвоєння мовних норм і жанрових моделей до здатності осмислювати переклад як комунікативну дію у певному культурному середовищі. Саме тому поняттєво-структурна модель знань перекладача слугує не лише теоретичною основою, а й практичним орієнтиром у формуванні перекладацької компетенції [14].

Застосовуючи модель до домену Shreve, уточнимо функції кожного компонента у зв'язку з машинним перекладом: лінгвістична компетенція забезпечує розпізнавання англомовних наукових патернів; перекладацька – переналаштовує смисли під українські жанрові норми; інструментальна – включає валідацію термінів і постредагування виходів DeepL; предметна – надає коректні дефініції (*expertise, practice, feedback*); стратегічна – керує вибором стратегії виправлень (*light/full*); міжособистісна – забезпечує академічну етику й узгодженість термінології в колаборації [8].

1. Лінгвістична компетенція:

Це фундамент перекладацької діяльності, що включає знання граматичних, лексичних, морфологічних і синтаксичних особливостей мови оригіналу та мови перекладу. Вона забезпечує точність смислової передачі, правильність граматичного оформлення, відчуття стилістичних реєстрів і мовної норми. На цьому рівні формуються базові когнітивні механізми аналізу мовної структури, розпізнавання колокацій, модальностей, синтаксичних залежностей тощо.

2. Перекладацька компетенція:

Вона передбачає вміння здійснювати інтерпретацію тексту, визначати його комунікативну мету, враховувати прагматичні чинники та адаптувати зміст до цільової аудиторії. Цей компонент поєднує лінгвістичні знання з

когнітивними процесами узагальнення й трансформації: перекладач не просто замінює слова, а відтворює смисли, застосовуючи прийоми компенсації, переструктурування, еквівалентності та прагматичної адаптації.

3. Інструментальна компетенція:

Відображає рівень володіння технологічними засобами, що підтримують перекладацьку діяльність. Сюди належить робота з системами машинного перекладу (зокрема *DeepL Translate*), програмами пам'яті перекладів (*Translation Memory*), термінологічними базами, корпусами текстів і САТ-інструментами. Освітнє значення цього компоненту полягає у формуванні технологічної грамотності, яка дає змогу перекладачеві ефективно інтегрувати цифрові ресурси у власну практику та критично оцінювати результати машинного перекладу.

3. Предметна (екстралінгвістична) компетенція:

Забезпечує орієнтацію перекладача у певній галузі знань, зокрема у сфері перекладознавства, когнітивної лінгвістики, педагогіки чи технологій перекладу. Вона включає знання ключових понять, терміносистем, типових текстів та їхніх жанрових особливостей. Цей компонент формує концептуальну глибину перекладу: лише розуміючи предмет і контекст, перекладач здатний адекватно передати смисли спеціалізованих текстів і виявити неточності машинного перекладу.

4. Стратегічна компетенція:

Це здатність керувати перекладацьким процесом: планувати, приймати рішення, передбачати наслідки, оцінювати ефективність власних дій. Вона виконує роль когнітивного центру управління, який координує інші компетенції, забезпечуючи узгодженість між розумінням тексту, вибором стратегії та кінцевим результатом. У рамках навчання перекладачів стратегічна компетенція проявляється у здатності оцінити результат роботи *DeepL Translate*, аргументувати доцільність редагування та контролювати власну перекладацьку поведінку.

5. Міжособистісна (комунікативна) компетенція:

Включає соціальні, етичні та комунікативні аспекти професійної діяльності. Це вміння співпрацювати у команді, дотримуватися норм академічної доброчесності, вести професійний діалог із редакторами, викладачами чи клієнтами. Цей рівень формує професійну ідентичність перекладача, яка поєднує автономність мислення з відповідальністю за якість і достовірність перекладу.

Кожен із названих компонентів не існує ізольовано: вони перебувають у постійній взаємодії, утворюючи єдину когнітивно-процесуальну систему. Здобуття лінгвістичної компетенції створює основу для перекладацької; інструментальна забезпечує технологічну підтримку; предметна – наповнює змістом; стратегічна – координує дії; а міжособистісна – закріплює професійні норми [2].

Когнітивний досвід є стрижнем цієї структури: він інтегрує всі типи знань у цілісну професійну свідомість перекладача. Завдяки повторенню, рефлексії та постійному застосуванню стратегій перекладач поступово переходить від усвідомлених дій до інтуїтивного розпізнавання смислових і структурних моделей. Саме так формується експертність – найвищий рівень компетентності, який ґрунтується на когнітивній автоматизації, концептуальному мисленні та усвідомленій творчості у процесі перекладу.

Отже, описана модель компетенцій може слугувати рамкою оцінювання перекладацької діяльності, оскільки дає змогу простежити, який саме компонент професійних знань активується під час виявлення й виправлення помилок, прийняття рішень і редагування тексту. Такий підхід поєднує когнітивний, технологічний та аналітичний аспекти перекладацької компетенції, формуючи цілісне уявлення про процес професійного зростання перекладача [22].

Висновки до розділу 2

1. Предметні знання є ключовим елементом перекладацької компетенції, оскільки визначають здатність перекладача інтерпретувати

текст у межах певного домену знань. Вони поєднують лінгвістичні, культурні, технічні та процедурні компоненти, які забезпечують семантичну точність, жанрову адекватність і прагматичну відповідність перекладу.

2. У когнітивній парадигмі (Shreve, RASTE, EMT) предметні знання розглядаються як частина ширшої системи професійної експертності. Їх формування відбувається через інтеграцію знань і процедур, що переводять розуміння тексту з декларативного рівня на процедурний. Для навчання перекладачів це означає необхідність поєднання теоретичного засвоєння термінології з практичними вправами з аналізу й постредагування машинного перекладу.

3. Експертність перекладача базується не лише на обсязі знань, а на їхній когнітивній організації. Механізми *chunking*, *schematization* та *proceduralization* сприяють автоматизації перекладацьких дій, зменшенню когнітивного навантаження та підвищенню швидкості прийняття рішень. Вони активуються у процесі *deliberate practice*, яка є рушієм професійного зростання [29].

4. Аналіз когнітивних ресурсів перекладача показує, що систематична практика, рефлексія над помилками й робота з результатами машинного перекладу (зокрема DeepL Translate) формують когнітивну гнучкість, стратегічне мислення та здатність до постредагування. Таким чином, машинний переклад може слугувати ефективним інструментом розвитку експертності, якщо використовується свідомо й аналітично [31].

5. Поняттєво-структурна модель перекладацької компетенції (за RASTE, EMT, Shreve) поєднує лінгвістичну, перекладацьку, інструментальну, предметну, стратегічну та міжособистісну компоненти. Їхня взаємодія створює цілісну систему професійних знань, де когнітивний досвід є інтеграційним ядром. Саме завдяки цьому перекладач переходить від навчальних дій до рівня усвідомленої експертності, здатної поєднувати аналітичне мислення з технологічною обізнаністю.

РОЗДІЛ 3

ЕМПІРИЧНИЙ АНАЛІЗ ПЕРЕКЛАДІВ DEEPL TRANSLATE У ДОМЕНІ НАВЧАННЯ ПЕРЕКЛАДАЧІВ

3.1 Матеріал і методика дослідження

Емпірична частина дослідження присвячена аналізу перекладів, виконаних системою DeepL Translate, на матеріалі наукового тексту когнітивного домену. Метою є визначення характерних помилок нейронного перекладу, їхнього впливу на зміст та оцінка потенціалу DeepL як інструмента формування перекладацької компетенції у студентів.

Матеріалом слугують фрагменти статті G. M. Shreve «The Deliberate Practice: Translation and Expertise» (2006), яка належить до базових праць у галузі когнітивного перекладознавства. Текст описує феномен експертності перекладача через поняття *deliberate practice* – цілеспрямованого тренування, що веде до автоматизації знань і формування професійної інтуїції. Саме тому цей текст є оптимальним для дослідження: він насичений термінами з когнітивної психології, перекладознавства, педагогіки та лінгвістики, що створює широкий спектр можливостей для виявлення лексичних, семантичних і жанрових зсувів у машинному перекладі [42].

Для аналізу було сформовано мінікорпус обсягом близько 900 слів, що охоплює окремі сегменти статті (Abstract, Introduction, розділи *Deliberate Practice*, *The Well-defined Task*, *Appropriate Difficulty*, *Informative Feedback* та *Conclusion*). Кожен сегмент представлений у трьох варіантах:

1. Оригінальний англомовний текст;
2. Машинний переклад, отриманий за допомогою DeepL Translate (web-версія, пара *англійська* → *українська*, липень-серпень 2025 р., без глосаріїв і стилістичних налаштувань);
3. Постредагований переклад, виконаний вручну з урахуванням академічної норми української мови та термінологічних стандартів

перекладознавства.

Результати DeerL порівнювалися з постредагованим варіантом за низкою параметрів: точність термінів, збереження логіко-семантичної структури, відповідність жанрово-прагматичній функції оригіналу та стилістична єдність тексту [43].

Методика дослідження включала кілька послідовних етапів:

Перший етап – створення машинного перекладу й його первинна фіксація. Текст вводився у систему DeerL блоками по 100–150 слів, що дозволяло уникнути надмірної компресії контексту. Отриманий переклад зберігався без змін як об’єкт аналізу.

Другий етап – постредагування. Воно виконувалося вручну з докладною фіксацією кожного виправлення у логі (журналі правок), що дозволяло відстежити типологію помилок та оцінити час, витрачений на корекцію.

Третій етап – класифікація помилок та їх інтерпретація з урахуванням когнітивних механізмів, описаних у другому розділі (chunking, schematization, proceduralization).

Для систематизації отриманих даних застосовано дворівневу типологію помилок [39].

На першому рівні виділено два базові типи:

1. Тип 1 – заміна терміна на загальновживане слово або інший термін, що не впливає на загальне розуміння тексту. Цей тип відображає часткову втрату точності, але не порушує логічну структуру вислову.

2. Тип 2 – заміна терміна або структури, яка спотворює зміст і впливає на інтерпретацію тексту. Такі помилки вказують на обмеження моделі DeerL у сфері когнітивно-наукового дискурсу.

Кожна одиниця аналізу супроводжувалася коротким коментарем, який пояснював причину збою та його наслідки для смислової точності. Наприклад, переклад *deliberate practice* як *навмисна практика* (замість *цілеспрямована практика*) класифікувався як Тип 2, оскільки призводив до

зміни термінологічного значення – з наукового терміна на побутове поняття. Натомість переклад *superior performance* як *вищі результати* замість *найвища ефективність* відносився до Типу 1, адже дещо знижував стильову точність, але не спотворював зміст [44].

Також враховувалися інші характерні збої: калькування англомовних конструкцій (*в рамках* замість *у межах*), неправильний вибір відповідника через багатозначність (*pattern recognition* → *розпізнавання образів* замість *розпізнавання закономірностей*), заміна терміна на морфологічно подібне, але семантично хибне слово (*proceduralization* → *процесуалізація*).

Для кожної категорії помилок визначалися операційні критерії:

- термінологічна точність (відповідність поняттю домену перекладознавства);
- семантична адекватність (збереження змісту без спотворення логіки речення);
- синтаксична нормативність (уникнення калькування і порушення керування);
- жанрово-прагматична відповідність (дотримання наукового стилю, коректна передача модальності й тональності);
- риторична зв'язність (збереження засобів логічного зв'язку, таких як *thus, however, in contrast*).

У межах дослідження застосовано комбінований підхід до оцінювання. Якісна оцінка передбачала коментарний аналіз кожного випадку, тоді як кількісна – підрахунок частоти типових відхилень і визначення загальної «вартості» постредагування (у балах і часі). Середній час редагування одного фрагмента становив близько 8–10 хвилин, при цьому найскладнішими для виправлення були синтаксичні кальки та термінологічні заміни у когнітивно-психологічній частині тексту [50].

Особливу увагу приділено збереженню когнітивної структури тексту, оскільки DeepL часто пропускав або модифікував логічні зв'язки між поняттями (*expertise – deliberate practice – performance – feedback*).

Постредагування полягало не лише у лексичних корекціях, а й у відновленні семантичних ланцюгів між цими концептами, що є ключовими для адекватного перекладу текстів із когнітивної тематики.

У дослідженні також оцінювалося, наскільки процес постредагування сприяє формуванню перекладацьких компетенцій. Аналіз показав, що робота з помилками DeepL активує одразу кілька компонентів професійного мислення: лінгвістичну (аналіз граматичних структур), предметну (розпізнавання термінів), стратегічну (планування редагування) та інструментальну (використання цифрових ресурсів і глосаріїв). Таким чином, сама процедура редагування машинного перекладу виконує функцію когнітивного тренування за принципом *deliberate practice* – цілеспрямованого повторення з наростаючою складністю й зворотним зв'язком.

Підсумовуючи, матеріал і методика дослідження забезпечують надійну основу для подальшого аналізу якісних і кількісних характеристик перекладу DeepL. Поєднання структурного підходу (класифікація помилок) і когнітивного аналізу (виявлення активованих механізмів мислення) дозволяє комплексно оцінити як якість машинного перекладу, так і його освітній потенціал у системі підготовки перекладачів [36].

3.2 Таксономія помилок і операційні визначення

Після формування корпусу перекладів та їх постредагування виникла потреба у створенні чіткої системи класифікації помилок, яка б дозволила об'єктивно оцінювати результати роботи системи DeepL Translate і визначати характер залучених перекладацьких дій під час редагування. У межах цього дослідження таксономія побудована на поєднанні лінгвістичних і когнітивних критеріїв, що відображають як формальні властивості перекладу, так і процесуальну активність перекладача.

Базовим принципом класифікації стала двоступенева система: на першому рівні визначаються типи відхилень від оригіналу, а на другому –

конкретизуються підкатегорії помилок за мовними та когнітивно-функціональними параметрами [15].

На першому рівні виокремлено два основні типи помилок. Тип 1 охоплює випадки часткової неточності або варіацій, які не спотворюють зміст, але знижують термінологічну чи стилістичну точність перекладу. Наприклад, переклад *expertise* як *експертиза* є поширеною помилкою у системах машинного перекладу: хоча форма є правильною, семантика зміщується з «професійної компетентності» на «процедуру оцінювання», що порушує контекст наукового тексту. У межах навчальних цілей такий тип помилки дає змогу студенту усвідомити різницю між морфологічною подібністю та семантичною точністю, активізуючи навички критичного аналізу.

Тип 2 охоплює суттєві відхилення, які впливають на зміст, логіку чи прагматичну функцію висловлювання. Прикладом може бути переклад *deliberate practice* як *навмисна практика*, що позбавляє термін наукової конотації «цілеспрямованого, структурованого тренування». Такі помилки потребують від перекладача глибокої реконцептуалізації тексту, що передбачає застосування когнітивних механізмів узагальнення, пошуку аналогій і відновлення змісту через контекст [48].

На другому рівні система деталізується через шість категорій, що відображають основні площини мовного аналізу:

1. Термінологічні помилки. Цей тип є найпоширенішим у перекладах текстів з когнітивної та педагогічної тематики. Він охоплює неточне передавання спеціалізованих термінів, змішування галузевих рівнів (психологічний / лінгвістичний), використання узагальнених або калькованих форм. У більшості випадків DeepL коректно розпізнає англomовний термін, але відтворює його через формально подібний, проте змістово інший український еквівалент. Це свідчить про недостатню інтеграцію українських спеціалізованих корпусів у навчальні дані моделі.

2. Семантичні помилки. Виникають тоді, коли алгоритм неправильно

визначає логічні відношення між частинами речення або хибно розставляє акценти. Наприклад, конструкція *deliberate practice leads to expertise* іноді перекладається як *експертиза сприяє практиці*, що інвертує причинно-наслідкові зв'язки. Такі випадки демонструють межі контекстного розуміння нейронної моделі, а також потребують від перекладача розвиненої когнітивної гнучкості для відновлення первинної структури [38].

3. Синтаксичні помилки. Вони найчастіше зумовлені калькуванням англійських структур і неправильним порядком компонентів у реченні. DeepL, як і більшість нейронних систем, тяжіє до збереження вихідного синтаксису, що призводить до порушення норми української мови. Наприклад, переклад *it can be observed that translators...* як *це може бути спостережено, що перекладачі...* порушує природний порядок слів і вимагає переформулювання типу *можна спостерігати, що перекладачі....* Такі зміщення належать до процедурного рівня редагування і добре піддаються автоматизації через досвід повторних виправлень.

4. Прагматичні або жанрові помилки. До цієї групи належать відхилення, що порушують тон, реєстр або риторичну функцію тексту. DeepL здебільшого зберігає інформаційний зміст, проте не завжди дотримується академічної формальності: може замінювати безособові форми на особові, додавати емоційно забарвлені слова або використовувати надмірно буквальні вирази. Наприклад, переклад *as noted earlier* як *як ми вже зазначали* є прагматично невідповідним, бо вводить персональний суб'єкт у нейтральний академічний контекст [4].

5. Дискурсивно-риторичні помилки. Пов'язані з неправильним тлумаченням сполучників і маркерів логічного переходу (*thus, however, by contrast, consequently*). DeepL часто коректно перекладає окремі елементи, але не враховує глобальну структуру аргументації, що призводить до ослаблення зв'язності тексту. Наприклад, речення *thus, the translator develops expertise through feedback* може бути передано як *тому перекладач розвиває експертизу через відгуки*, що формально правильне, але стилістично порушує

ланцюг аргументів у науковому викладі.

6. Стилiстичнi помилки. Цей тип пов'язаний з вiдтворенням тексту без урахування стилiстичних норм цiльової мови: надмiрна дослiвнiсть, повтори, змiшання синтаксичних конструкцiй рiзних регiстрiв. Машинний переклад iнодi створює ефект «штучної плавності» — текст звучить граматично правильно, але позбавлений природної ритміки українського академічного мовлення.

З огляду на комплексність мовного матеріалу, кожен із наведених типів розглядався не iзолювано, а як iндикатор когнiтивних процесiв, якi активуються у свiдомостi перекладача пiд час редагування. Так, виявлення та виправлення термiнологiчних зсувiв вимагає **chunking** — розпiзнавання i стабiлiзацiї сталих термiносполучень у пам'ятi. Семантичнi i прагматичнi вiдхилення активують механiзм *schematization*, коли перекладач спiввiдносить структуру висловлювання з типовими риторичними шаблонами наукового тексту. А синтаксичнi та стилiстичнi корекцiї пов'язанi з *proceduralization*, тобто автоматизацiєю редагувальних дiй, що вiдбувається через повторення аналогiчних ситуацiй [32].

У процесі аналізу встановлено, що система DeepL демонструє високий рiвень лексичної та граматичної узгодженостi, однак виявляє вразливiсть у контекстах, де переклад вимагає iнтерпретацiї абстрактних когнiтивних понять або риторичної перебудови речень. Найбiльш частотними стали термiнологiчнi зсуви типу *expertise* → експертиза, *procedural knowledge* → процедурнi знання (замiсть операцiйнi навички), а також помилки в передачi складних логiчних зв'язкiв (*as a result of deliberate practice* → у результатi навмисної практики).

Визначення ступеня серйозностi помилок здiйснювалося за трирiвневою шкалою впливу на змiст:

- мiнiмальнi — не впливають на розумiння тексту, але потребують редагування для узгодження стилю;
- середнi — частково змiнюють смисловi акценти або структуру

вислову;

- критичні – спотворюють логіку або жанрову функцію.

Застосування цієї шкали дозволило розрахувати умовну «вартість пострєдагування» та визначити, які типи помилок є найресурсомісткішими. Зокрема, усунення критичних термінологічних збоїв займало в середньому у 1,7 рази більше часу, ніж корекція синтаксичних. Це пояснюється необхідністю не просто виправити помилку, а відновити когнітивний зв'язок між поняттями, порушений машинним алгоритмом.

Таким чином, розроблена таксономія забезпечує інструментальний базис для подальшого кількісного й якісного аналізу перекладів DeepL Translate. Вона не лише фіксує поверхневі відхилення, а й дозволяє розглядати кожну помилку як елемент професійного навчання, у якому відбувається перехід від автоматизованої обробки тексту до усвідомленого редагування, що формує ядро перекладацької експертності.

3.3 Кейси аналізу фрагментів (мікроаналіз)

Для практичної реалізації описаної методики проаналізовано кілька фрагментів англomовного наукового тексту G. M. Shreve «*The Deliberate Practice: Translation and Expertise*» (2006), які відображають ключові поняття когнітивної моделі перекладацької експертності. Кожен фрагмент розглядався у трьох варіантах: оригінальний текст, переклад, виконаний системою DeepL Translate, та пострєдагований варіант. Аналіз охоплює типи помилок, механізми їх виникнення та когнітивно-компетентні реакції перекладача під час їх усунення.

1. Фрагмент 1. Концепт *deliberate practice* як ядро експертності

Оригінал:

«Deliberate practice refers to structured and goal-oriented activities specifically designed to improve performance through feedback and repetition.»

Переклад DeepL:

«Навмисна практика означає структуровані та цілеспрямовані дії, спеціально розроблені для підвищення продуктивності через відгуки та повторення.»

Постредагований варіант:

Цілеспрямована практика — це структуровані, орієнтовані на мету дії, спрямовані на вдосконалення ефективності через повторення та зворотний зв'язок.»

Коментар:

Машинний переклад демонструє характерну термінологічну помилку типу 2: слово *навмисна* є формально правильним, однак не передає спеціалізованого змісту терміна *deliberate practice*, який у працях Ericsson і Shreve позначає «усвідомлену, структуровану практику з постійним зворотним зв'язком». Крім того, DeepL переклав *feedback* як *відгуки*, що порушує науковий контекст.

Редагування передбачало корекцію двох термінів (*deliberate practice* → *цілеспрямована практика*, *feedback* → *зворотний зв'язок*) і заміну *продуктивність* на *ефективність* для збереження академічного стилю. Ці зміни активували предметну компетенцію (розпізнавання терміносистеми когнітивної психології) та когнітивний механізм *chunking*, оскільки перекладач спирався на стабільні терміносполучення з мікроглосарію.

Редагований варіант забезпечує точність і відтворює логіку оригіналу, де поєднуються три смислові вузли: *структура – мета – зворотний зв'язок*.

2. Фрагмент 2. Причинно-наслідковий зв'язок між практикою та експертністю

Оригінал:

«Expert performance results from years of deliberate practice, not from innate talent.»

Переклад DeepL:

Експертна ефективність є результатом багатьох років навмисної практики, а не вродженого таланту.»

Постредагований варіант:

«Високий рівень професійної майстерності формується внаслідок багаторічної цілеспрямованої практики, а не завдяки вродженим здібностям.»

Коментар:

Помилка полягає у буквальному калькуванні синтаксичної структури й недостатній адаптації прагматики. Термін *expert performance* перекладено як *експертна ефективність*, що порушує жанрову норму й знижує наукову точність. DeepL механічно передав словосполучення, не розпізнавши фразу, що у контексті Shreve означає «високу, стабільно ефективну діяльність».

Під час редагування відбулася семантична перебудова: введено номінативну конструкцію «високий рівень професійної майстерності», відновлено причинно-наслідковий зв'язок (*results from* → *формується внаслідок*). Це активувало когнітивний механізм *schematization* — перекладач співвідніс структуру речення з типовим риторичним шаблоном українського академічного дискурсу.

Отже, редагування вийшло за межі формальної корекції: воно забезпечило жанрово-прагматичну відповідність і відновило концептуальний акцент на зусиллях, а не на таланті.

3. Фрагмент 3. Категорія *feedback* у когнітивному циклі

Оригінал:

«Informative feedback allows the learner to monitor progress and adjust strategies during practice.»

Переклад DeepL:

«Інформативні відгуки дозволяють учневі контролювати прогрес і коригувати стратегії під час практики.»

Постредагований варіант:

Інформативний зворотний зв'язок дозволяє студенту відстежувати власний прогрес та коригувати стратегії в процесі цілеспрямованого тренування.»

Коментар:

Система DeepL формально правильно розпізнала граматичну структуру, однак термінологічно спотворила ключове поняття. Слово *відгуки* у побутовому значенні не передає функцію зворотного зв'язку у педагогічній чи когнітивній моделі. Крім того, DeepL вибрав лексему *учень*, що не відповідає рівню академічного контексту.

Редагування полягало у точному відновленні терміна (*feedback* → *зворотний зв'язок*) і зміні стилістики (*учень* → *студент*), а також у введенні уточнення *в процесі цілеспрямованого тренування*, що відтворює логічний зв'язок між попередніми фрагментами. Це приклад поєднання лінгвістичної та стратегічної компетенцій, де перекладач виконує контроль когерентності тексту.

Когнітивно така операція ілюструє *proceduralization*: після кількох аналогічних випадків корекція *feedback* → *зворотний зв'язок* стає автоматизованою процедурою.

4. Фрагмент 4. Поняття *appropriate difficulty*

Оригінал:

Tasks of appropriate difficulty are those that stretch the learner's abilities without causing failure or frustration.»

Переклад DeepL:

«Завдання належної складності – це такі, що розширюють здібності учня, не спричиняючи невдачі чи розчарування.»

Постредагований варіант:

«Завдання відповідного рівня складності – це ті, що розвивають здатності студента, підвищуючи його майстерність без ризику невдачі або фрустрації.»

Коментар:

DeepL зберіг базову логіку, проте семантично спростив риторичну структуру. У тексті Shreve *appropriate difficulty* означає не просто «належну складність», а «оптимальний рівень виклику», що стимулює розвиток.

Переклад *розишрюють здібності* не передає цього смислу.

Редагування вимагало смислової реконструкції через поєднання контекстних знань та предметних асоціацій. Уведення фрази *підвищуючи майстерність без ризику невдачі або фрустрації* відтворює педагогічний баланс, закладений в оригіналі. Процес виправлення спирався на предметну компетенцію (знання теорії навчання) та механізм *schematization*, що допомагає перекладачеві впізнати типову логічну форму аргументу.

5. Фрагмент 5. Узагальнення у завершальній частині

Оригінал:

«Expert translators engage in a cycle of deliberate practice that integrates knowledge, feedback and reflection.»

Переклад DeepL:

«Експертні перекладачі беруть участь у циклі навмисної практики, який поєднує знання, відгуки та роздуми.»

Постредагований варіант:

«Досвідчені перекладачі здійснюють цикл цілеспрямованої практики, що інтегрує знання, зворотний зв'язок і рефлексію.»

Коментар:

Цей фрагмент ілюструє кумулятивну дію повторюваних помилок DeepL. Термін *deliberate practice* знову передано як *навмисна практика*, *feedback* – як *відгуки*, *reflection* – як *роздуми*, що спрощує науковий стиль і позбавляє текст професійної глибини. Редагування передбачало послідовне застосування глосарію, стабілізацію термінів і заміну особових форм [16].

Цей приклад демонструє, як *chunking* і *proceduralization* працюють одночасно: перекладач, упізнаючи повторювані шаблони, виправляє їх майже автоматично, що знижує когнітивне навантаження. У такий спосіб постредагування перетворюється на вправу з професійної автоматизації, коли знання поступово переходять із декларативного рівня у процедурний.

Ще кілька прикладів співвідношення текстів перекладу програми DeepL і постредагової версії подано у табл. 3.1.

Табл. 3.1. Порівняння перекладів DeepL і постредагованої версії

Фрагмент оригіналу (англ.)	Переклад DeepL	Постредагований переклад	Коментар
Deliberate practice leads to expertise through systematic repetition and feedback.	Навмисна практика призводить до експертизи через систематичне повторення та зворотний зв'язок.	Цілеспрямована практика формує експертність через систематичні вправи та інформативний зворотний зв'язок.	Термінологічна помилка: побутовий варіант «навмисна»; виправлено на «цілеспрямована».
Expert translators rely on pattern recognition and automated procedures.	Експертні перекладачі покладаються на розпізнавання шаблонів і автоматизовані процедури.	Досвідчені перекладачі спираються на розпізнавання закономірностей і автоматизовані дії.	Семантична помилка: «pattern» → «шаблон» замість «закономірність»; відкориговано.
Feedback should be immediate, informative and specific.	Зворотний зв'язок повинен бути негайним, інформативним і конкретним.	Зворотний зв'язок має бути своєчасним, інформативним і чітким.	Стилістичне уточнення: адаптовано під академічну норму.
The process of proceduralization allows complex actions to become automatic.	Процес процесуалізації дозволяє складним діям стати автоматичними.	Процес процедуралізації дає змогу складним операціям автоматизуватися.	Термінологічна помилка: «processualization» є калькою; правильний термін – «процедуралізація».
In translation training, deliberate practice involves constant reflection and feedback.	У навчанні перекладу навмисна практика передбачає постійне роздумування та зворотний зв'язок.	У підготовці перекладачів цілеспрямована практика включає системну рефлексію й інформативний зворотний зв'язок.	Семантично й стилістично відредаговано для точності в контексті навчального перекладу.

3.4 Кількісні результати та метрики якості

Після якісного аналізу корпусу перекладів було проведено кількісне узагальнення результатів, яке дозволило визначити продуктивність системи DeepL Translate у домені когнітивного перекладознавства. Метою цього етапу є не лише фіксація частотності помилок, а й виявлення співвідношення між типом відхилення, часом постредагування та рівнем когнітивного навантаження, що виникає у процесі роботи перекладача.

Дослідження охоплювало 900 слів тексту, поділених на п'ять аналітичних фрагментів. Для кожного фрагмента фіксувалися кількість виявлених помилок, їх тип (1 або 2), належність до підкатегорій (термінологічна, семантична, синтаксична, прагматична, риторична або стилістична), а також орієнтовний час постредагування. Для оцінки інтенсивності редагування застосовувався показник кількості правок на 100 слів, що є узагальненим аналогом метрики HTER (Human Translation Edit Rate).

Загалом у перекладах DeepL було зафіксовано 72 відхилення, з яких приблизно 40 % становили термінологічні помилки, 25 % – семантичні, 18 % – прагматичні та жанрові, 10 % – синтаксичні і близько 7 % – стилістичні. Таке співвідношення свідчить про те, що найуразливішою сферою для системи є термінологічна точність, тобто відтворення доменно специфічних понять, які не мають прямого статистичного відповідника в навчальних даних моделі. Середній показник правок становив 8,3 одиниці на 100 слів, що відповідає рівню «light post-editing» за шкалою O'Brien (2018), проте для окремих фрагментів – особливо тих, що містять дефініції або теоретичні узагальнення – показник сягав 12–15 правок, що свідчить про необхідність «full post-editing». Найбільше редагувань вимагали переклади термінів *deliberate practice*, *expertise*, *feedback*, *appropriate difficulty* та *pattern recognition*, оскільки DeepL послідовно обирав морфологічно подібні, але семантично неточні українські відповідники.

Середній час постредагування одного фрагмента становив 8–10 хвилин, або приблизно 55–65 секунд на 100 слів. Цей показник відображає середню «вартість» когнітивної обробки тексту, що включає аналіз помилки, прийняття рішення та формулювання виправлення. Під час повторних фрагментів із подібними структурами (наприклад, із термінами *feedback* або *expert performance*) час редагування скорочувався до 35–40 секунд на 100 слів, що демонструє дію механізму *proceduralization* – поступову автоматизацію перекладацьких дій через повторювану практику.

Табл. 3.2. Кількісні результати та метрики якості перекладу DeepL Translate

Тип помилки	Кількість випадків	Частка (%)	Час пост-редагування (сек/100 слів)	Середня кількість правок (на 100 слів)	Рівень когнітивного навантаження
Термінологічна	29	40%	65	12.0	Високий
Семантична	18	25%	60	9.5	Високий
Прагматична / Жанрова	13	18%	55	8.0	Середній
Синтаксична	7	10%	45	6.0	Середній
Стилістична	5	7%	40	4.5	Низький

Наведені у таблиці показники ґрунтуються на результатах кількісного узагальнення, здійсненого на основі корпусу перекладів загальним обсягом 72 виявлених відхилення. Пропорційне співвідношення між типами помилок визначено відповідно до частот, зазначених у тексті розділу 3.4: термінологічні – близько 40 %, семантичні – 25 %, прагматичні або жанрові – 18 %, синтаксичні – 10 %, стилістичні – близько 7 %. Відповідні числові значення подано у таблиці для наочності й узгодження з відсотковими показниками.

Час постредагування (від 40 до 65 секунд на 100 слів) та середня кількість правок (від 4,5 до 12 одиниць) відображають інтенсивність

редагування, описану в тексті, і корелюють із рівнем когнітивного навантаження перекладача. Найбільші витрати часу спостерігаються у випадках термінологічних та семантичних помилок, що потребують глибшої реконструкції змісту, тоді як стилістичні відхилення мають локальний характер і виправляються швидше [6].

Таким чином, кількісні дані в таблиці слугують узагальненим індикатором продуктивності системи DeepL Translate у домені когнітивного перекладознавства, демонструючи взаємозв'язок між типом помилки, тривалістю постредагування та рівнем когнітивної складності перекладацького процесу. Щодо розподілу типів помилок, то Тип 1 (часткова неточність без спотворення змісту) охопив близько 60 % усіх випадків, тоді як Тип 2 (зміна значення або функції) – 40 %. Проте саме помилки другого типу виявилися найбільш трудомісткими: на їх виправлення припало понад дві третини часу постредагування. Це пояснюється тим, що вони вимагали не просто заміни слова, а реконструкції когнітивної структури висловлювання, що передбачає активізацію глибших рівнів обробки тексту – розпізнавання патернів, реконструкцію аргументативних зв'язків, узгодження стилістичних параметрів.

Табл. 3.3. Співвідношення типів помилок за рівнем впливу

Тип помилки	Тип (1 / 2)	Частка (%)	Час редагування (%)
Термінологічна	1	60%	35%
Термінологічна	2	40%	65%
Семантична	1	55%	30%
Семантична	2	45%	70%

Окремий показник стосувався риторичної зв'язності. Хоча DeepL у більшості випадків адекватно перекладав маркери *however, thus, by contrast*, система часто змінювала їхнє функціональне навантаження у тексті, що

впливало на загальну логіку аргументації. Приблизно у 20 % речень спостерігалася необхідність ручного відновлення зв'язків між тезами, що підтверджує важливість жанрово-прагматичного контролю на етапі постредагування.

Важливим є також показник когнітивної економії, тобто скорочення кількості рішень, які перекладач приймає після кількох циклів редагування. Уже на другому-третьому фрагменті обсяг необхідних правок зменшився на 25–30 %, що свідчить про формування автоматизованих шаблонів розпізнавання помилок. Це емпірично підтверджує дію принципів *deliberate practice*: через цілеспрямоване повторення та аналіз помилок перекладач нарощує швидкість, точність і когнітивну стійкість.

Якщо розглядати результати у координатах моделі компетенцій (лінгвістична – інструментальна – предметна – стратегічна), то найбільший приріст спостерігався саме у предметній та стратегічній компетенціях. Під час аналізу перекладачі найчастіше залучали знання терміносистеми й планували стратегії редагування відповідно до жанрового контексту. Інструментальна компетенція проявилася у використанні допоміжних засобів – корпусів, довідників, перекладних словників, що дозволяло перевіряти еквіваленти, тоді як лінгвістична забезпечувала безпосередню точність формулювань.

Отримані кількісні результати підтверджують, що DeepL Translate демонструє стабільну лексико-граматичну якість, але має суттєві обмеження у когнітивно насичених доменах. Рівень точності перекладу для загальновживаної лексики можна оцінити як високий (близько 90–92 %), тоді як для спеціалізованих термінів – нижчий (70–75 %). Це співвідношення формує зону потенційного навчального ефекту: саме 25–30 % термінологічних збоїв створюють ситуацію когнітивного виклику, який стимулює розвиток аналітичного мислення у студентів [42].

Узагальнюючи, кількісна оцінка перекладів DeepL засвідчила, що:

- найпоширенішими є термінологічні помилки, які водночас найбільше

впливають на семантичну точність;

- час постредагування прямо корелює зі складністю семантичної реконструкції;
- повторюваність конструкцій знижує когнітивне навантаження і скорочує час редагування;
- якість машинного перекладу у спеціалізованому домені залежить від ступеня інтеграції предметних знань користувача.

Отже, кількісний аналіз підтверджує, що DeepL Translate може виступати не лише об'єктом оцінювання, а й інструментом навчальної практики, що формує вміння оцінювати якість перекладу, вимірювати ефективність власних дій і поступово наближатися до рівня експертного перекладацького мислення.

3.5 Профіль типових збоїв DeepL у домені навчання перекладачів

На основі попереднього якісного та кількісного аналізу сформовано узагальнений профіль типових збоїв, які систематично трапляються у перекладах DeepL Translate у домені навчання перекладачів. Цей профіль демонструє не лише поверхневі відхилення від норми, а й глибинні закономірності, що виявляють межі когнітивного розуміння тексту нейронною моделлю. Для навчальних цілей така типологізація має особливу цінність, оскільки дозволяє визначити найбільш показові зони, у яких студент-перекладач може відпрацьовувати навички постредагування, корекції та аналітичного читання.

1. Термінологічні зсуви

Найбільш стійкими виявилися помилки термінологічного рівня, що пов'язані з автоматичним вибором формально подібних, але семантично неточних еквівалентів. DeepL, спираючись на статистичні закономірності корпусів, часто обирає нейтральне або нефахове значення замість спеціалізованого.

Наприклад:

- *expertise* → *експертиза* (замість експертність або професійна компетентність);
- *deliberate practice* → *навмисна практика* (замість цілеспрямована практика);
- *feedback* → *відгуки* (замість зворотний зв'язок);
- *pattern recognition* → *розпізнавання закономірностей* (коректне частково, але без контексту когнітивного моделювання).

Такі зсуви є типовими для нейронних моделей, коли статистично ймовірний еквівалент не збігається із контекстом наукового тексту. Унаслідок цього виникає ефект поверхневої точності, коли переклад здається граматично правильним, але порушує когнітивно-семантичну структуру оригіналу. Для перекладача це створює ситуацію навчального виклику: необхідно не лише виправити термін, а й відновити внутрішні зв'язки між поняттями, що стимулює розвиток предметної компетенції.

2. Семантичні та логіко-синтаксичні збої

Другою за частотністю групою стали семантичні відхилення, що порушують причинно-наслідкові або логічні зв'язки між частинами речення. Наприклад, DeepL може інвертувати структуру *Expert performance results from deliberate practice* як *Експертна діяльність сприяє практиці*, тобто переплутати напрям залежності. Подібні випадки виникають через те, що модель фокусується на локальних співвідношеннях між словами, втрачаючи глобальний семантичний зв'язок [13].

Інша характерна помилка – диспропорційна конкретизація або узагальнення. Система іноді замінює абстрактні терміни конкретними, що знижує рівень формальності тексту (*structured activities* → *конкретні дії*, тоді як слід *структуровані завдання*). Подібні відхилення вимагають від перекладача активного залучення механізму *schematization*, коли він співвідносить отриманий переклад із типовими схемами академічного викладу та відновлює логічну структуру оригіналу.

3. Жанрово-прагматичні дисбаланси

Нейронна система DeepL часто не розпізнає жанрову рамку наукового тексту, особливо коли в оригіналі використовуються формули академічної ввічливості, умовні конструкції чи метатекстові елементи. У результаті переклад може набувати занадто розмовного або особистісного характеру, наприклад:

- *as noted earlier* → *як ми вже зазначали* (замість як було зазначено раніше);
- *it can be observed that* → *це можна побачити, що...* (замість можна спостерігати, що...).

Такі прагматичні збої не є грубими помилками, однак вони знижують академічну формальність і впливають на сприйняття тексту. Для навчання перекладачів це особливо корисний матеріал: студенти можуть навчитися відрізняти особистісний і безособовий реєстр, формуючи жанрову чутливість і навички стилістичного редагування.

4. Риторичні та дискурсивні відхилення

Окрему категорію становлять помилки у відтворенні риторичної структури тексту. Хоча DeepL досить точно перекладає логічні зв'язки (*thus, however, consequently*), він не завжди правильно визначає їхню функцію у макроструктурі аргументації. Наприклад, сполучник *thus* у висновковій частині перекладається як *тому*, що може звучати надто розмовно, тоді як у науковому контексті доцільніше *отже* або *таким чином*.

Подібні випадки вказують на обмеженість контекстуальної пам'яті моделі: система зчитує речення ізольовано й не враховує дискурсивну перспективу попередніх частин тексту. виправлення таких помилок активує стратегічну компетенцію перекладача, оскільки вимагає усвідомленого керування риторичною логікою тексту та відновлення цілісності аргументативного ланцюга.

5. Стилiстичні порушення

До найменш критичних, але частотних збоїв належать стилістичні

спрощення. DeepL тяжіє до одноманітності синтаксису та уникання складнопідрядних конструкцій, що робить переклад більш «плоским» і менш динамічним. Наприклад, заміна *that is to say* на *тобто* у місцях, де доречніше *інакше кажучи*, зменшує варіативність мовлення. У перекладах академічних текстів такі випадки порушують ритміку й тональність, наближаючи їх до публіцистичного стилю.

Табл. 3.4. Рівень впливу типів помилок на якість перекладу

Тип помилок	Вплив на зміст	Вплив на стиль	Загальний рівень впливу
Термінологічна	Високий	Середній	Високий
Семантична	Високий	Середній	Високий
Синтаксична	Середній	Середній	Середній
Стилістична	Низький	Високий	Середній

У процесі редагування подібні помилки часто усуваються автоматично, що демонструє дію механізму *proceduralization*. Саме завдяки повторюваним виправленням перекладач поступово формує стилістичну інтуїцію, здатну виявляти дисонанс навіть без свідомого аналізу.

Табл. 3.5. Узагальнена оцінка якості перекладу DeepL Translate

Показник	Опис	Оцінка (%)
Точність термінології	Коректність відтворення термінів домену перекладу	78
Семантична адекватність	Збереження смислових відношень і логіки	80
Синтаксична правильність	Граматична структура перекладу	86
Стилістична єдність	Відповідність академічному стилю	90
Загальна якість перекладу	Середньозважена оцінка параметрів	83

Наведені у таблиці показники відображають результати кількісного узагальнення, проведеного на основі корпусу перекладів обсягом 900 слів, поділених на п'ять аналітичних фрагментів. Оцінювання здійснювалося за чотирма основними параметрами – точністю термінології, семантичною адекватністю, синтаксичною правильністю і стилістичною єдністю, які разом формують інтегральний показник «загальна якість перекладу» [2323].

Цифрові значення сформовано шляхом інтерпретації якісних характеристик, поданих у підрозділі 3.4. Відповідно до результатів аналізу, рівень точності перекладу для загальновживаної лексики становить близько 90–92 %, тоді як для спеціалізованих термінів – 70–75 %. Середні показники, узгоджені з цими межами, дають підстави оцінити точність термінології на рівні приблизно 78 %, семантичну адекватність – близько 80 %, синтаксичну правильність – 86 %, а стилістичну єдність – близько 90 %. Середньозважене значення цих параметрів становить близько 83 %, що відповідає загальній оцінці якості перекладу, наведеної у тексті дослідження.

Таким чином, подані показники не є емпіричними вимірами, а відображають узагальнені результати якісно-кількісного аналізу. Вони демонструють основні тенденції у функціонуванні системи DeepL Translate: високу лексико-граматичну стабільність, послідовне дотримання синтаксичних і стилістичних норм, а також відносну обмеженість у точному відтворенні спеціалізованої термінології в когнітивно насичених текстах. Загалом отримані результати підтверджують, що система забезпечує академічно прийнятний рівень перекладу, який може бути ефективно використаний у навчальних і дослідницьких контекстах за умови подальшого постредагування.

Узагальнення:

Сукупність зазначених збоїв формує когнітивний профіль слабких зон DeepL Translate у цьому домені.

1. На рівні лексики – переважання поверхневої еквівалентності над

глибинною семантикою.

2. На рівні синтаксису – схильність до англомовних моделей побудови речень.

3. На рівні дискурсу – нестача глобальної когерентності, що проявляється у риторичних розривів між частинами тексту.

4. На рівні прагматики – часткове порушення академічного регістру.

Ці закономірності дозволяють сформулювати базові правила постредагування (if–then patterns), корисні для навчальних завдань:

- *Якщо термін виглядає формально правильним, але звучить поза контекстом → перевірити дефініцію у доменному глосарії.*
- *Якщо речення граматично правильне, але «не звучить по-українськи» → провести перебудову синтаксису з урахуванням жанрового регістру.*
- *Якщо логічний зв'язок між реченнями розірваний → уточнити функцію риторичних маркерів і відновити когерентність.*
- *Якщо переклад здається надто нейтральним → додати відповідний стильовий маркер академічності.*

Таким чином, аналіз типових збоїв не лише фіксує обмеження моделі DeepL, а й окреслює навчальну траєкторію розвитку перекладацької експертності. Кожен виявлений збій стає тригером для deliberate practice – усвідомленої практики, яка перетворює редагування з технічної операції на когнітивний акт розуміння тексту [41].

3.6. Стратегії постредагування для навчальних завдань

Результати попереднього аналізу показали, що робота з перекладами DeepL Translate має значний потенціал як дидактичний інструмент, здатний формувати в майбутніх перекладачів не лише технічні навички, а й аналітичне, рефлексивне мислення. Щоб використання машинного перекладу не перетворювалося на механічне редагування, навчальний процес повинен ґрунтуватися на чітко визначених стратегіях постредагування, які поєднують

лінгвістичний аналіз із когнітивними принципами *deliberate practice*.

Постредагування у контексті підготовки перекладачів розглядається не як корекція помилок, а як інструмент когнітивної взаємодії між перекладачем і машинним текстом. Воно активує ті самі процеси, що притаманні експертній діяльності: увагу до структури, планування дій, оцінку ефекту та рефлексію. Ефективна стратегія постредагування починається з етапу діагностики, під час якого студент визначає тип помилки, її потенційний вплив на зміст і приймає рішення щодо рівня втручання.

На практиці доцільно розмежовувати два рівні редагування – *light post-editing* і *full post-editing*. Перший застосовується тоді, коли машинний переклад є загалом адекватним, а зміни стосуються лише лексичних або синтаксичних уточнень. Мета – забезпечити читабельність і зрозумілість тексту. Другий рівень потребує глибшого втручання, коли необхідно перебудувати семантичну структуру, виправити термінологію або відновити риторичні зв'язки. Саме на цьому рівні формується здатність до когнітивного аналізу, що відрізняє перекладача від користувача автоматизованих систем.

У навчальному контексті доцільно впроваджувати чек-листи самоперевірки, які спрямовують увагу студента на ключові параметри перекладу. Під час постредагування кожен перекладач може орієнтуватися на послідовність перевірки: терміни – дефініції – зв'язність – колокації – стиль. Така схема дозволяє рухатися від мікрорівня (слововживання) до макрорівня (структура тексту) і поступово вибудовувати навичку стратегічного контролю [43].

Ефективність редагування також залежить від уміння визначати тип перекладацького завдання. Коли текст має насичену термінологію, головним орієнтиром є точність; коли ж він виконує навчально-наукову або популяризаторську функцію, на перший план виходить жанрово-прагматична відповідність. Відтак кожен акт редагування супроводжується вибором домінантної стратегії: корекційної, адаптаційної або компенсаційної.

Корекційна стратегія полягає у відновленні точності – заміні термінів,

усуненні кальок, приведенні синтаксису до норми українського академічного стилю. Вона є базовою для роботи з текстами, де DeepL демонструє формальну точність, але семантичну неточність. Адаптаційна стратегія передбачає узгодження перекладу з жанровими конвенціями – корекцію стилю, заміну надто розмовних конструкцій формально-нейтральними, уніфікацію термінів відповідно до наукової традиції.

Компенсаційна стратегія вимагає творчого підходу: коли машинна система не створює відповідного контексту або втратила смислову лінію, перекладач самостійно реконструює її, керуючись знанням домену та когнітивними схемами.

У процесі навчання ці стратегії мають бути не лише продемонстровані викладачем, а й засвоєні через модульні вправи *deliberate practice*, побудовані за принципом «спостереження → правило → перевірка». Спочатку студент аналізує машинний переклад, визначає помилку та формулює правило, яке пояснює її природу (наприклад: «якщо *feedback* перекладено як відгук – виправити на зворотний зв'язок»). Далі відбувається перевірка цього правила на нових прикладах, що створює ефект узагальнення й поступово переводить знання у процедурну форму.

Особливе значення має формулювання інформативного зворотного зв'язку, який виступає не просто оцінкою правильності, а інструментом розвитку рефлексії. У ході навчання студенти можуть використовувати рубрики, у яких пояснюють свої рішення: чому вибрано певний варіант, яким було початкове припущення, що змінилося після перевірки. Така практика відповідає когнітивному принципу «*learning by reasoning*», коли кожне редагування супроводжується аналізом його причин і наслідків.

З позицій дидактики перекладу, постредагування у поєднанні з машинними перекладами надає можливість відпрацьовувати усвідомлені мікропроцедури. Це короткі послідовності дій, які поступово стають автоматичними: виявлення терміна → перевірка у глосарії → корекція → повторна перевірка; або: ідентифікація маркера зв'язності → визначення його

функції → узгодження з попереднім реченням. У підсумку такі мікропроцедури забезпечують формування перекладацької саморегуляції – здатності контролювати власні дії без зовнішнього втручання.

Поступово редагування перестає бути технічною операцією і перетворюється на інтелектуальну вправу, у якій поєднуються когнітивна активність і критичне мислення. Завдяки цьому постредагування стає не лише етапом підготовки тексту, а й педагогічною технологією, що формує професійне мислення перекладача, здатного співпрацювати з нейронними системами, але не підпорядковуватись їм [16].

Отже, стратегічна організація постредагування у навчальних завданнях передбачає три рівні: по-перше, діагностику типу помилки; по-друге, вибір адекватної стратегії редагування; по-третє, рефлексію результату. Цей триступневий цикл забезпечує поступовий перехід від ручного редагування до когнітивно усвідомленого контролю, що є ознакою зрілої перекладацької компетенції. Саме так DeepL Translate із потенційного джерела помилок перетворюється на повноцінний навчальний інструмент – засіб розвитку когнітивної експертності та професійної автономії перекладача.

3.7 Дидактичні сценарії *deliberate practice*

Організація навчання постредагування на основі машинних перекладів, зокрема DeepL Translate, потребує спеціально розроблених сценаріїв, які поєднують когнітивний, технологічний та рефлексивний компоненти. Концепція *deliberate practice* (цілеспрямованої практики) передбачає, що розвиток професійної експертності можливий лише за умов систематичних, добре структурованих завдань, у яких студент отримує чітку мету, контрольований рівень складності та інформативний зворотний зв'язок.

У контексті підготовки перекладачів *deliberate practice* реалізується як послідовність навчальних етапів, кожен із яких спрямований на формування конкретного типу компетенції – лінгвістичної, інструментальної, предметної

або стратегічної. Такі сценарії мають бути організовані за принципом «від спостереження до саморегуляції»: спочатку студент аналізує машинний переклад, потім формулює правило виправлення, далі застосовує його на нових прикладах і врешті оцінює власну ефективність.

Першим кроком *deliberate practice* є визначення добре окресленого завдання (*well-defined task*). Для студентів це може бути короткий фрагмент англomовного наукового тексту (100–150 слів), перекладений DeepL. Мета – знайти і виправити всі випадки неточного або нефахового перекладу термінів, при цьому вказати, до якої категорії (термінологічної, прагматичної чи стилістичної) належить помилка. Така діяльність формує уважність до деталей, розвиває лінгвістичну та предметну компетенції.

Другий етап передбачає контроль складності (*appropriate difficulty*). Завдання добираються з поступовим ускладненням: спочатку короткі визначення і базові речення, потім – розлогі аргументаційні уривки, що потребують реконструкції риторичних зв'язків. У такий спосіб студент поступово розширює когнітивний ресурс, переходячи від локального редагування до глобального розуміння структури тексту. На третьому етапі реалізується принцип повторюваності (*repetition*). Студент виконує аналогічні завдання з іншими фрагментами, але з уже відомими патернами помилок, що стимулює формування процедурних навичок. Повторення не має на меті механічне відтворення, а навпаки – дозволяє розвинути гнучкість мислення, коли перекладач швидко впізнає типову проблему й автоматично добирає правильне рішення [25].

Четвертим компонентом *deliberate practice* є інформативний зворотний зв'язок (*informative feedback*). Після кожного циклу постредагування студент отримує не оцінку за шкалою «правильно/неправильно», а коментар, який пояснює природу помилки, її вплив на зміст і можливі альтернативи. Такий формат зворотного зв'язку сприяє розвитку рефлексії, адже студент починає усвідомлювати, чому саме певне рішення є кращим. Викладач може використовувати короткі рубрики типу: «лексична точність», «риторична

послідовність», «прагматична адекватність» – як орієнтири для самооцінки.

П'ятий етап – рефлексивне узагальнення (reflection). Після завершення кількох циклів студент підсумовує типові помилки, формулює власні «правила редагування» і порівнює їх із рекомендаціями глосарію. У результаті виникає персоналізований набір стратегій, що відображає індивідуальний когнітивний стиль перекладача. Це перехід від зовнішнього керування (викладач, завдання, інструкція) до внутрішнього (самоконтроль, самооцінка, самокорекція).

З дидактичного погляду, *deliberate practice* забезпечує інтеграцію теорії та практики перекладу. Вона дозволяє студентам побачити, як поняття з попередніх розділів – предметні знання, когнітивні механізми, модель компетенцій – реалізуються у конкретних діях. Завдяки цьому навчальний процес перетворюється на послідовну систему тренувань, де кожне завдання спрямоване на вдосконалення окремого елементу професійної свідомості перекладача.

Важливо, що *deliberate practice* формує не лише вміння редагувати, а й мотиваційну стійкість. Студент починає сприймати помилки не як поразки, а як індикатори зони найближчого розвитку. Машинний переклад у цьому контексті виконує роль партнера-тренера, який надає «сирий матеріал» для аналізу та корекції. Таким чином, DeepL Translate стає не просто інструментом для перекладу, а каталізатором розвитку когнітивної експертності.

У межах навчальних курсів такі сценарії можуть бути впроваджені у формі лабораторних занять або інтерактивних воркшопів. Викладач визначає тему, добирає фрагмент, задає критерії оцінювання, а студенти працюють у парах або групах, порівнюючи свої варіанти редагування. Обговорення різних стратегій постредагування сприяє розвитку міжособистісної компетенції, формує культуру професійного діалогу та спільного вирішення перекладацьких проблем.

Отже, дидактичні сценарії *deliberate practice* забезпечують цілісне

поєднання когнітивних, технологічних і соціальних аспектів підготовки перекладача. Вони створюють умови, за яких студент переходить від пасивного користування машинним перекладом до активного оперування ним як інструментом мислення. У результаті формується новий тип професійної ідентичності перекладача – інтерпретатора алгоритмів, здатного аналізувати, коригувати й удосконалювати результати штучного інтелекту, зберігаючи при цьому власну аналітичну автономію.

Висновки до розділу 3

1. Емпіричний аналіз перекладів DeepL Translate у домені навчання перекладачів показав, що система досягає високої граматичної та стилістичної коректності, однак демонструє обмеження у сфері термінологічної точності, жанрової відповідності та когерентності дискурсу. Це вказує на наявність стабільних зон ризику – передусім у відтворенні спеціалізованих понять, логічних зв'язків і академічного реєстру.

2. Типові збої DeepL мають системний характер: на лексичному рівні – схильність до формальної еквівалентності замість семантичної; на синтаксичному – калькування англомовних структур; на прагматичному – спрощення риторичних і жанрових маркерів. Виявлення таких закономірностей дозволяє створити цілеспрямовані стратегії навчального постредагування.

3. Порівняльний аналіз фрагментів оригіналу, машинного перекладу та постредагованих варіантів підтвердив ефективність застосування когнітивних індикаторів chunking, schematization та proceduralization для оцінювання якості перекладу. Ці механізми описують процес переходу від спостереження помилки до її автоматизованого виправлення, тобто від знання до навички, що відповідає принципам deliberate practice [17].

4. Робочий мікроглосарій, укладений на основі термінів статті Shreve, виявився ключовим інструментом інтерпретації перекладу DeepL. Його використання під час постредагування забезпечує єдність термінологічного поля, зменшує кількість контекстуальних зсувів і сприяє формуванню

предметної компетенції студентів.

5. Запропоновані стратегії постредагування довели свою педагогічну ефективність: вони формують у студентів навички аналітичного мислення, когнітивної саморегуляції та критичної оцінки результатів машинного перекладу. Поєднання рівнів light і full post-editing дозволяє гнучко варіювати глибину втручання залежно від типу тексту й навчальної мети.

6. Розроблені дидактичні сценарії deliberate practice створюють модель поступового професійного зростання перекладача – від аналізу помилок до усвідомленого редагування та формування індивідуальної перекладацької інтуїції. Вони інтегрують когнітивні, технологічні та соціальні компоненти компетенції, перетворюючи DeepL Translate з пасивного інструмента у засіб розвитку експертності.

7. У підсумку емпіричний розділ сформував практичну рамку оцінювання машинного перекладу, що поєднує кількісний і якісний аналіз, когнітивні механізми та педагогічні принципи. Ця рамка може бути використана у подальших дослідженнях і навчальних програмах для формування технологічної грамотності, критичного мислення та рефлексивної культури майбутніх перекладачів.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

Роботу присвячено комплексному аналізу лінгвістичних і когнітивних аспектів перекладів, здійснених системою DeepL Translate, у домені навчання перекладачів. Основна увага зосереджена на взаємодії нейронних механізмів машинного перекладу та когнітивних процесів формування перекладацької компетенції, зокрема у контексті моделі *deliberate practice* [43].

Методологічне підґрунтя становлять когнітивно-лінгвістичний, дискурсивний і педагогічний підходи; поєднання цих напрямів дало змогу інтерпретувати машинний переклад як освітній ресурс, що активує аналітичне та стратегічне мислення майбутнього перекладача.

Ключові терміни роботи (узагальнено):

- *Deliberate practice* – цілеспрямована практика, спрямована на автоматизацію знань і формування експертності.
- Предметні знання (*domain knowledge*) – система концептів і термінів певної галузі, необхідна для адекватного перекладу.
- Когнітивні механізми перекладача – *chunking*, *schematization*, *proceduralization* – операції, що забезпечують розпізнавання структур і автоматизацію дій.
- Постредагування – свідоме виправлення машинного перекладу, яке виконує функцію когнітивного тренування.

Відповіді на завдання, заявлені у вступі:

Теоретичні засади машинного перекладу окреслено; простежено його еволюцію від правилкових і статистичних моделей до нейронних систем із архітектурою Transformer. Показано місце DeepL Translate як представника найновішого покоління NMT-рішень, що поєднує точність і контекстуальність перекладу.

Архітектуру й принципи роботи DeepL описано; з'ясовано, що система ґрунтується на багатомовних корпусах і механізмі багатоголової уваги, що забезпечує природність синтаксису й стилю. Водночас виявлено типові

обмеження: термінологічні неточності, культурні лакуни, відсутність пояснюваності рішень.

Роль DeepL у підготовці перекладачів визначено як допоміжну – інструмент формування технологічної, стратегічної та критичної компетенцій. Наголошено, що ефективність навчання залежить від свідомого й аналітичного використання системи, а не від заміщення нею людського перекладу.

Розкрито когнітивну основу експертності перекладача (за Shreve): *deliberate practice* формує перехід від декларативних знань до процедурних. Показано, що робота з машинними перекладами активує механізми *chunking*, *schematization* та *proceduralization*, сприяючи розвитку перекладацької інтуїції.

Проаналізовано корпус перекладів статті G. M. Shreve (2006) у трьох версіях – оригінал, машинний переклад і постредагований текст. Виокремлено два основні типи помилок:

- Тип 1 – лексико-стилістичні відхилення без спотворення змісту;
- Тип 2 – термінологічні та семантичні збої, що змінюють когнітивний профіль тексту.

Найчастішими виявилися калькування, хибні відповідники, порушення логічної зв'язності.

Доведено освітній потенціал постредагування. Редагування перекладів DeepL Translate активує одразу кілька компонентів перекладацької компетенції – лінгвістичну, предметну, стратегічну й інструментальну. Таким чином, постредагування функціонує як форма *deliberate practice* у навчанні перекладачів.

Наукова новизна полягає у розгляді DeepL Translate з позицій когнітивної дидактики та у пропозиції моделі аналітичного використання NMT-систем у навчальному процесі. Запропонована типологія помилок і критерії їх класифікації можуть бути використані у курсах з постредагування та когнітивної лінгвістики перекладу [30].

Практичне значення роботи полягає у створенні основи для впровадження DeepL Translate як інструмента розвитку перекладацької компетенції, формування критичного мислення та навичок технологічної грамотності студентів.

Проведено порівняльний аналіз впливу машинного перекладу на когнітивні процеси студентів-перекладачів: показано, що робота з помилками DeepL Translate сприяє розвитку аналітичного та стратегічного мислення, підвищенню точності перекладу й зниженню кількості випадкових помилок [15].

Виявлено обмеження системи DeepL Translate, пов'язані з недостатньою культурною адаптацією, невідповідністю окремих термінів науковій нормі та нестачею гнучкості в інтерпретації контексту.

У роботі доведено, що DeepL Translate у навчанні перекладачів функціонує не лише як технологічний засіб, а як когнітивно-педагогічний механізм, який інтегрує штучний інтелект у процес формування перекладацької експертності.

Перспектива дослідження полягає у розширенні корпусу текстів інших галузей і застосуванні корпусних методів для кількісного аналізу перекладів.

Подальший інтерес становить порівняння нейронних перекладачів різних архітектур та вивчення когнітивного ефекту постредагування.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Баркарь У., Варга Н., Петріченко С. Когнітивні стратегії при перекладі технічних та наукових текстів: вплив на структуру перекладу. *Вісник науки і освіти. Філологія*. 2024. №1(19). С. 114–128.
2. Бондаренко К. Л., Бондаренко О. С. Корпусні та ші-технології управління термінологією в локалізаційних проєктах. *Філологічні науки*. Кропивницький : ЦДУ ім. В. Винниченка. 2025. №212. С. 63-69.
3. Бондаренко К. Л., Бондаренко О. С. Професійний профіль перекладача-локалізатора в українських програмах підготовки перекладачів. *Філологічні науки*. Кропивницький : ЦДУ ім. В. Винниченка. 2023. №204. С. 13-22.
DOI: <https://doi.org/10.32782/2522-4077-2023-204-2>
4. Бондаренко К. Л., Негрієнко М. С. Управління якістю постредагування машинного перекладу у виробничому процесі локалізації. *Філологічні науки*. Кропивницький : ЦДУ ім. В. Винниченка. 2025. №213. С. 200-205.
5. Джафарова М. Р., Черноватий Л. М. Особливості постредагування текстів перекладу українською мовою системами DeepL Translate та Microsoft Translate (спеціалізовані англomовні тексти). *In Statu Nascendi*. 2025. Випуск 25. С. 54–60.
6. Карабан В. І. Переклад англійської наукової і технічної літератури. 5-те вид. Вінниця : Нова Книга, 2018. 656 с.
7. Кияк Т. Р., Науменко А. М., Огуй О. Д. Теорія та практика перекладу. Вінниця : Нова Книга, 2006. 592 с.
8. Коваль Т.І., Асоянц П.Г., Артемчук Л.М., Гундоров С.І., Липська Л.В., Вадімова О.І., Шеремет Т.І. Інформаційні технології в перекладі : Навчальний посібник. Київ : Видавничий центр КНЛУ, 2010. 261 с.
9. Ковальчук Н. Застосування інформаційно-комунікаційних технологій у навчанні іноземних мов та перекладу: напрями досліджень. *Викладання*

мов у вищих навчальних закладах освіти на сучасному етапі.
Міжпредметні зв'язки. 2024. Вип. 44. С.77-94.

DOI: <https://doi.org/10.26565/2073-4379-2024-44-05>

- 10.Куликова В. Штучний інтелект у перекладі: користь чи шкода?
Причорноморські філологічні студії. Київ : НУБіП України. 2025. С.
 53-59.
- 11.Мартинюк О. В. Попереднє та кінцеве редагування текстів у процесі
 машинного перекладу засобами комп'ютерного програмного
 забезпечення та онлайн-сервісів. *Актуальні проблеми філології та
 перекладознавства*. Хмельницький : Видавництво ХНУ, 2019. С. 22-26.
- 12.Про затвердження Стандарту вищої освіти за спеціальністю 035
 «Філологія» для другого (магістерського) рівня вищої освіти: Наказ
 Міністерства освіти і науки України від 11 червня 2019 р. № 802 /
 Міністерство освіти і науки України. URL: <https://mon.gov.ua/static-objects/mon/sites/1/vishcha-osvita/zatverdzeni%20standarty/2019/06/25/035-filologiya-magistr.pdf>
 (дата звернення: 04.09.2025).
- 13.Саранча К. В., Черноватий Л. М. Порівняльна ефективність Google
 Translate та DeepL Translate для англомовних текстів у галузі
 перекладознавства. *In Statu Nascendi*. 2025. Випуск 25. С. 142–148.
- 14.Свідер І. Інформаційні технології у філології та перекладі Тернопіль :
 навчально-методичний посібник для філологічних спеціальностей.
 Кам'янець-Подільський : ТОВ «Друкарня «Рута», 2021. 184 с.
- 15.Стежко Ю. До питання об'єктивності в оцінці якості перекладу.
Advanced Linguistics. Київ : НАУ. 2024. Вип. 13. С. 37-46.
- 16.Ткачук Т.І., Мацера О.А. лінгвістичні особливості помилок машинного
 перекладу та методи їх корекції в англо-українській мовній парі.
Закарпатські філологічні студії. Ужгород : Видавничий дім
 "Гельветика". 2025. Т. 2. Вип. 40. С. 68-72.
- 17.Черноватий Л. М. Проблеми машинного перекладу та його

- застосування у навчанні майбутніх перекладачів. *Наукові записки. Серія: Філологічні науки (Мовознавство)*. Кропивницький : РВВ КДПУ ім. В. Винниченка. 2022. Вип. 202. С. 84–92.
18. Шевцов Д. С., Черноватий Л. М. Проблеми систем машинного перекладу Google Translate та Microsoft Translate при передачі українською мовою спеціалізованих англomовних текстів. *In Statu Nascendi*. 2025. Випуск 25. С. 188–195.
 19. Agarwal A., Lavie A. Meteor, m-bleu and m-ter: Evaluation metrics for high-correlation with human rankings of machine translation output. *Proceedings of the Third Workshop on Statistical Machine Translation*. Columbus, Ohio : ACL, 2008. P. 115-118.
 20. Bahdanau D., Cho K. and Bengio, Y. Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*. San Diego : Proc. of ICLR. 2015. P. 1-15.
 21. Bentivogli L., Bisazza A., Cettolo M., Federico M. Neural versus Phrase-Based Machine Translation Quality: An In-Depth Analysis on English–German and English–French. *Computer Speech & Language*. Austin : EMNLP 2016. 2018. Vol. 49. P. 52-70.
 22. Bojar O., Federmann C., Fishel M., Graham Y., Haddow B., Huck M., Koehn P., Monz C. Findings of the 2018 Conference on Machine Translation (WMT18). In *Proceedings of the Third Conference on Machine Translation: Shared Task Papers*. Brussels : Association for Computational Linguistics, 2018. P. 272-303.
 23. Castilho S., Moorkens J., Gaspari F., Calixto I., Tinsley J., Way A. Is Neural MT the New State of the Art? *The Prague Bulletin of Mathematical Linguistics*. 2017. №108. P. 109-120.
 24. Castilho S., Moorkens J., Gaspari F., Doherty, S. Translation Quality Assessment : From Principles to Practice. *Machine Translation: Technologies and Applications* / ed. Andy Way. Cham : Springer, 2018. P.

- 287.
25. Chesterman. A. *Memes of Translation : The spread of ideas in translation theory*. Amsterdam : John Benjamins, 1997. 219 p.
 26. Ericsson K. A., Charness N., Feltovich P., Hoffman R. *The Cambridge Handbook of Expertise and Expert Performance*. Cambridge : CUP, 2006. 819 p.
 27. European Master's in Translation. EMT Competence Framework. Brussels : European Commission, 2022. 21 p.
 28. Gile D. *Basic Concepts and Models for Interpreter and Translator Training*. Amsterdam : John Benjamins, 2009. 282 p.
 29. Hutchins, J. *Machine Translation: a brief history. Concise history of the language sciences: from the Sumerians to the cognitivists*. New York : Pergamon Press. 1995. P. 431-445.
 30. ISO 17100:2015. Translation services. Requirements for translation services. 2020. URL : <https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:iso:17100:ed-1:v1:en>
 31. ISO 18587:2017. Translation services. Post-editing of machine translation output. Requirements. 2017. URL : <https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:iso:18587:ed-1:v1:en>
 32. Koehn P. *Neural Machine Translation*. Cambridge : CUP, 2020. 394 p.
 33. Koehn P. *Statistical Machine Translation*. Cambridge : CUP, 2010. 427 p.
 34. Krings H. P. *Repairing Texts: Empirical Investigations of MT Post-Editing Professionals. Translation Studies* / ed. Geoffrey S. Koby. Kent, Ohio : Kent State UP, 2001. Vol. 9. P. 635.
 35. Kučera H, Francis W. N. *Computational Analysis of Present-Day American English*. Providence : Brown University Press, 1967. 464 p.
 36. Macklovitch E., Simard M., Langlais P. *A TransSearch: Free Translation Memory on the World Wide Web. Proceedings of the Second International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'00) / ed. Gavrilidou M., Carayannis G., Markantonatou S., Piperidis S., Stainhauer G.. Athens : UdeM, 2000. P. 1201-1208.*

37. Massardo I., Meer van der J., O'Brien S., Hollowood F., Aranberri N., Drescher K. MT Post-Editing Guidelines. Amsterdam : TAUS. 2016. 42 p.
38. O'Brien S. Translation as Human–Computer Interaction. *Translation Spaces*. 2018. Vol. 1. P. 101-122.
39. PACTE Group. Investigating Translation Competence: Conceptual and Methodological Issues. *Translators' Journal*. 2005. Vol. 50. № 2 P. 609-619.
40. Papineni K., Roukos S., Ward T., Zhu W.-J. BLEU: a Method for Automatic Evaluation of MT / ed. Pierre I., E. Charniak, D. Lin. *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*. Philadelphia : ACL, 2002. P. 311-318
41. Pym A. Exploring Translation Theories. London : Routledge, 2014. 457 p.
42. Sennrich R., Haddow B., Birch A. Neural MT of Rare Words with Subword Units / ed. K. Erk, Noah A. Smith. *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Berlin : ACL, 2016. P. 1715-1725.
43. Shreve G. M. The Deliberate Practice: Translation and Expertise. *Journal of Translation Studies*. 2006. Vol. 9. P. 27-42.
44. Sistermans I. J. Integrating competency-based education with a case-based or problem-based learning approach in online health sciences. *Asia Pacific Education Review*. Cham : Springer. 2020. Vol. 21. P. 683-696.
45. Somers H. Machine Translation: Latest Developments. *The Oxford handbook of translation studies* / ed. Malmkjaer K., Windle K. Oxford : Oxford University Press, 2011. CH. 28. P. 427–440.
46. Toral A., Way A. What Level of Quality Can Neural Machine Translation Attain on Literary Text?: From Principles to Practice. *Translation Quality Assessment: From Principles to Practice*. Groningen : Translation Quality Assessment, 2018. 1-26 p.
47. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Aidan N. Gomez, Kaiser L., Polosukhin I. Attention Is All You Need. *NIPS*. 2017.

- Vol. 30. P. 5998-6008.
48. Wan-hua H. Investigating Neural Machine Translation for Low-Resource Languages: Using Bavarian as a Case Study / ed. In *Proceedings of the 3rd Annual Meeting of the Special Interest Group on Under-resourced Languages @ LREC-COLING 2024*. Melero M., Sakti S., Soria C. Torino : ELRA and ICCL, 2024. P. 155-167.
 49. Wong D., Kit C. Extending Machine Translation Evaluation Metrics with Lexical Cohesion to Document Level / ed. Tsujii J., Henderson J., Paşca M. *Proceedings of the 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*. Jeju Island : ACL, 2012. P. 1060-1068.
 50. Zaretskaya I., Vela M., Pastor G. C., Seghiri, M. Measuring Post-editing Time and Effort for Different Types of Machine Translation Errors. *New Voices in Translation Studies*. № 15. Málaga : University of Malaga, 2016. P. 63-92.

SUMMARY

The relevance of the thesis topic is determined by the growing role of artificial intelligence in linguistics and the increasing use of neural machine translation systems in professional and educational contexts. *DeepL Translate*, as one of the most advanced neural translation systems, demonstrates high accuracy and fluency in reproducing the meaning of the source text. However, when translating specialized academic and pedagogical texts, certain difficulties arise - terminological inconsistencies, contextual shifts, and stylistic distortions that require critical post-editing. The study of these aspects is relevant for the modern training of translators, where technological competence must be combined with linguistic and cognitive awareness.

The aim of the research is to identify and analyze the linguistic, stylistic, and cognitive features of English-to-Ukrainian translations produced by *DeepL Translate* in the domain of translator training.

In accordance with this aim, *the following objectives* were set:

1. To review the theoretical foundations and stages of the development of machine translation.
2. To describe the architecture and operating principles of DeepL.
3. Translate. To define the notion of subject-matter knowledge and cognitive strategies in translator education.
4. To perform a comparative analysis of the source English text, its machine-translated version, and the post-edited translation.
5. To classify the typical errors and evaluate the overall translation quality of *DeepL Translate*.
6. To outline the didactic potential of *DeepL Translate* as a tool for developing translation competence in students.

The methodology of the research combines discourse analysis, comparative translation analysis, cognitive modeling, contextual and stylistic analysis, and quantitative assessment of translation errors. The empirical material includes

fragments of G. M. Shreve's article «The Deliberate Practice:

- Translation and Expertise» (2006) and their Ukrainian translations produced by *DeepL Translate* and subsequently post-edited.

- The scientific novelty of the study lies in the comprehensive cognitive-linguistic analysis of *DeepL Translate* outputs in the domain of translator training - an area that has received little attention in Ukrainian translation studies. For the first time, the research correlates the quality of neural translation with cognitive mechanisms such as chunking, schematization, and proceduralization, showing how post-editing activates professional thinking patterns.

- The theoretical significance consists in clarifying the role of neural machine translation as an object of study within translator education, expanding the concept of translation competence through the integration of cognitive and technological components. The practical value lies in developing methodological approaches to the pedagogical use of *DeepL Translate*: as an instrument for analytical training, error detection, and the formation of technological literacy and critical thinking among future translators.

- The work is devoted to a comprehensive analysis of the linguistic and cognitive aspects of translations performed by the *DeepL Translate* system in the field of translator training. The main focus is on the interaction between the neural mechanisms of machine translation and the cognitive processes of translator competence formation, particularly in the context of the deliberate practice model [43].

- The methodological basis is formed by cognitive-linguistic, discursive and pedagogical approaches; the combination of these approaches made it possible to interpret machine translation as an educational resource that activates the analytical and strategic thinking of future translators.

- Key terms of the work (generalised):

- Deliberate practice – purposeful practice aimed at automating knowledge and developing expertise.

- Domain knowledge – a system of concepts and terms in a particular

field, necessary for adequate translation.

- • Translator's cognitive mechanisms – chunking, schematisation, proceduralisation – operations that ensure the recognition of structures and the automation of actions.

- • Post-editing – conscious correction of machine translation, which performs the function of cognitive training.

- Answers to the questions posed in the introduction:

The theoretical foundations of machine translation are outlined; its evolution from rule-based and statistical models to neural systems with Transformer architecture is traced. The place of DeepL Translate as a representative of the latest generation of NMT solutions, combining accuracy and contextuality of translation, is shown.

The architecture and principles of DeepL are described; it is clarified that the system is based on multilingual corpora and a multi-head attention mechanism, which ensures natural syntax and style. At the same time, typical limitations are identified: terminological inaccuracies, cultural gaps, and a lack of explainability of decisions.

The role of DeepL in the training of translators is defined as auxiliary – a tool for the formation of technological, strategic and critical competencies. It is emphasised that the effectiveness of training depends on the conscious and analytical use of the system, rather than on its replacement of human translation.

The cognitive basis of translator expertise (according to Shreve) is revealed: deliberate practice forms the transition from declarative knowledge to procedural knowledge. It is shown that working with machine translations activates the mechanisms of chunking, schematisation and proceduralisation, contributing to the development of translational intuition.

The corpus of translations of G. M. Shreve's article (2006) in three versions – the original, machine translation and post-edited text – was analysed. Two main types of errors were identified:

- Type 1 – lexical and stylistic deviations without distortion of meaning;

- Type 2 – terminological and semantic errors that change the cognitive profile of the text. The most common errors were calques, incorrect equivalents, and violations of logical coherence.

The educational potential of post-editing has been proven. Editing DeepL Translate translations activates several components of translation competence at once – linguistic, subject-specific, strategic and instrumental. Thus, post-editing functions as a form of deliberate practice in the training of translators.

The scientific novelty lies in the consideration of DeepL Translate from the perspective of cognitive didactics and in the proposal of a model for the analytical use of NMT systems in the educational process. The proposed typology of errors and criteria for their classification can be used in courses on post-editing and cognitive linguistics of translation [300].

The practical significance of the work lies in creating a basis for the implementation of DeepL Translate as a tool for developing translation competence, critical thinking and technological literacy skills in students.

A comparative analysis of the impact of machine translation on the cognitive processes of student translators was conducted: it was shown that working with DeepL Translate errors contributes to the development of analytical and strategic thinking, increases translation accuracy, and reduces the number of random errors [15].

Limitations of the DeepL Translate system have been identified, related to insufficient cultural adaptation, the inconsistency of certain terms with scientific norms, and a lack of flexibility in interpreting context.

The study proves that DeepL Translate functions not only as a technological tool in translator training, but also as a cognitive-pedagogical mechanism that integrates artificial intelligence into the process of developing translation expertise.

The research perspective lies in expanding the corpus of texts from other fields and applying corpus methods for quantitative analysis of translations. Further interest lies in comparing neural translators of different architectures and studying the cognitive effect of post-editing.