

АНАЛІЗ ПЕРЕКЛАДІВ МЕДІЙНИХ ТЕКСТІВ, ЗДІЙСНЕНИХ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

AN ANALYSIS OF MEDIA TEXT TRANSLATIONS PRODUCED BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Сухачова Н.С.,

orcid.org/0000-0001-5618-4433

кандидат філологічних наук, доцент,

доцент кафедри української, іноземних мов та перекладу

Полтавського університету економіки і торгівлі

Кобзар О.І.,

orcid.org/0000-0002-5975-4312

доктор філологічних наук, професор,

професор кафедри української, іноземних мов та перекладу

Полтавського університету економіки і торгівлі

Гасій О.В.,

orcid.org/0000-0002-5116-0448

кандидат економічних наук, доцент,

директор

Навчально-наукового інституту забезпечення якості вищої освіти

Полтавського університету економіки і торгівлі

Грушицький Б.А.,

orcid.org/0009-0009-1917-6755

студент II курсу магістратури

Навчально-наукового інституту денної освіти, кафедра української, іноземних мов та перекладу

Полтавського університету економіки і торгівлі

Усова Є.О.,

orcid.org/0009-0007-4903-5967

студентка II курсу магістратури

Навчально-наукового інституту денної освіти, кафедра української, іноземних мов та перекладу

Полтавського університету економіки і торгівлі

У статті представлено комплексний аналіз перекладів медійних текстів (журналістських матеріалів, інтерв'ю, повідомлень ЗМІ та репортажів), виконаних за допомогою сучасних систем машинного перекладу на базі нейронних мереж (зокрема: сервісів типу DeepL [11], Google Translate [12], Bing Translator [8], а також великих мовних моделей – приклад ChatGPT [10]). Метою дослідження є аналіз типових помилок і стилістичних недоліків, характерних для автоматичних перекладів медійних текстів, оцінка їхньої придатності для безпосереднього публікування та вироблення практичних рекомендацій щодо постредагування і впровадження технологій машинного перекладу в редакційні процеси. Теоретична частина статті включає огляд розвитку нейронного машинного перекладу та поточних підходів до оцінювання якості перекладів (автоматичні метрики і людська експертиза). Практична частина містить порівняльний аналіз реальних прикладів перекладів з англійської на українську мову і навпаки з відкритих джерел (новини та прес-релізи), перекладених кількома системами машинного перекладу та проаналізованих за критеріями адекватності, точності термінології, збереження стилю та інформативності. Особливу увагу приділяється проблемам перекладу ідіом, культурно-специфічної лексики й імен власних, а також впливу помилок перекладу на репутацію ЗМІ й точність інформування. На підставі отриманих результатів сформульовано рекомендації для редакторів і перекладачів щодо оптимізації робочих процесів (включно з практиками постредагування, контролю якості й політикою цитування джерел), а також окреслено напрямки подальших досліджень у галузі застосування ШІ в медіа-перекладі. Стаття розрахована на дослідників у сфері перекладознавства, практикуючих перекладачів та редакторів медіа, а також на розробників систем машинного перекладу.

Ключові слова: машинний переклад, нейронні мережі, медійні тексти, постредагування, якість перекладу, DeepL, ChatGPT.

The article presents a comprehensive analysis of media text translations (including journalistic materials, interviews, news agency reports, and field reports) performed using contemporary neural machine translation (NMT) systems, specifically services such as DeepL, Google Translate, as well as large language models exemplified by ChatGPT. The purpose of the study is to identify typical errors and stylistic shortcomings inherent in automatic translations within the media domain; to assess the suitability of machine translations for direct publication; and to formulate practical recommendations for post-editing and integrating MT procedures into editorial workflows. The theoretical part of the article includes a review

of the development of neural machine translation and current approaches to evaluating translation quality, encompassing both automatic metrics and human expertise. The practical part presents a comparative analysis of authentic English–Ukrainian translations obtained from open sources (news publications and press releases). These texts were translated using several machine translation systems and evaluated according to criteria such as adequacy, terminological accuracy, stylistic consistency, and informativeness. Particular attention is given to challenges in translating idioms, culturally specific vocabulary, and proper names, as well as the impact of translation errors on media reputation and information accuracy. Based on the findings, recommendations are formulated for editors and translators regarding the optimization of workflows, including post-editing practices, quality control procedures, and source citation policies, and future research directions are outlined in the field of AI applications in media translation. This article addresses researchers in translation studies, professional translators, media editors, and developers involved in machine translation technologies.

Key words: machine translation, neural networks, media texts, post-editing, translation quality, DeepL, ChatGPT.

Постановка проблеми. У сучасному стрімкому медійному просторі нейронний машинний переклад (NMT) стає невід'ємною частиною редакційних процесів, дозволяючи оперативно перекладати новини та пресрелізи різними мовами [9]. Наприклад, Reuters повідомляє, що команди редакцій неангломовних служб регулярно використовують ШІ для початкового перекладу матеріалів [9]. Водночас автоматичні переклади часто містять суттєві помилки, які нівелюють достовірність та зміст повідомлення [6; 1]. Як зазначають Шевченко О. М. та Огурцова О. О., NMT-системи здатні значно підвищити швидкість перекладу, але мають недоліки: вони часто пропускають значущі деталі, додають чи спотворюють зміст оригіналу, що призводить до «неправильного тлумачення» [6]. Через це видавці покладаються на постредагування машинних перекладів висококваліфікованими перекладачами або редакторами (зокрема, у newsroom Reuters human editors виправляють ШІ-переклади [9]). У сукупності ці фактори створюють проблему забезпечення стилістичної, семантичної та жанрової адекватності перекладів медійних текстів, ставлячи під сумнів можливість досягнення високого рівня комунікативної еквівалентності [6;1].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження останніх років дедалі активніше розглядають застосування NMT в журналістиці. Шевченко О. М. та Огурцова О. О. дають загальну характеристику NMT і вказують на його переваги (більша швидкість та узгодженість перекладу) й недоліки [6]. Автори зазначають, що неадекватність моделей машинного перекладу часто виявляється у пропусках або додаванні інформації, не передбаченої оригіналом, що вимагає максимальної точності й чіткості формулювань для запобігання смисловим спотворенням [6]. Їхні висновки корелюють із результатами попередніх досліджень: машинний переклад має схильність до спотворення тонких смислових відтінків, особливо за умов амбівалентності вихідного вислову.

Гудманян А. Г., Мишко А. М. та Брай А. Я. проаналізували переклад спеціалізованих науко-

вих текстів та виявили подібні проблеми: обидві системи (DeepL і Google Translate) часто «не розпізнавали тонкощів», що призводило до спотвореного розуміння, а буквальний переклад без урахування контексту ще більше послаблював якість тексту [1]. Це свідчить про те, що лексичні та стилістичні помилки є типовими для NMT в медіа: системи схильні вибирати загальні еквіваленти, не враховуючи жанрового забарвлення повідомлення.

Моїсєєва Н. В. та інші науковці запропонували класифікацію помилок МТ на прикладі порівняння DeepL і Google Translate. До типових помилок вони віднесли лексичні, синтаксичні, морфологічні, орфографічні, пунктуаційні, а також прагматично-культурні неточності [4]. Результати їхнього експерименту показали, що DeepL припускається загалом меншої кількості помилок ніж Google Translate (DeepL – 41 помилка, GT – 39) [4], тож переклади від DeepL вважаються якіснішими й вимагають менше редагування [4]. Отже, за результатами різних авторів, DeepL часто перевершує Google Translate у якості вихідного тексту [4], що є важливим практичним висновком для редакцій при виборі інструментів.

Постановка завдання. Метою дослідження є комплексне вивчення застосування нейронного машинного перекладу в журналістиці та ЗМІ, з аналізом його можливостей і обмежень. Поставлена мета зумовлює необхідність розв'язання таких завдань: 1) проаналізувати характерні помилки NMT при перекладі текстів ЗМІ (лексичні, стилістичні, прагматичні тощо); 2) порівняти якість перекладів провідних сервісів Google Translate, DeepL, Bing Translator, ChatGPT; 3) проаналізувати підходи до постредагування та виявити найефективніші практики; 4) розглянути наскільки існуючі системи машинного перекладу здатні забезпечити точний і оперативний переклад у умовах надзвичайних подій.

Виклад основного матеріалу. Серед сучасних досліджень увагу привертає порівняння класичних NMT-систем з новими LLM (великими мовними моделями). Так, Sun R. продемонстру-

вав, що при перекладі китайського літературного тексту ChatGPT за деякими критеріями видається кращим за DeepL, модель від OpenAI продемонструвала вищу точність у відтворенні імпліцитних підметів і схильність до формування лаконічніших, більш природних перекладів, тоді як DeepL зосереджувався на мінімізації потенційних смислових двозначностей [16]. Натомість, за даними Son J., системи Google Translate і Microsoft Translator у середньому отримують вищі показники за стандартними метриками автоматичного оцінювання (BLEU, chrF, TER), ніж модель ChatGPT [15]. Проте Son J. також підкреслює, що ChatGPT у певних мовних парах може показувати вищу якість, а нетипова для перекладу модель GPT-3.5 демонструвала «вище досягнення смислової точності» при умовах оптимальних промптів [15;14]. Отже, нові LLM як ChatGPT часто надають більш зрозумілі та емоційно насичені переклади в деяких контекстах, проте їхні результати є непередбачуваними й потребують подальшого вдосконалення (prompt engineering) [14].

У практичній площині постредагування відіграє ключову роль. Ігнатенко В. Д. наголошує, що використання NMT дійсно «дозволяє підвищити швидкість перекладу», але за браком повної точності машинного перекладу «важливо застосовувати постредагування», щоб досягти якісного результату [2]. Автор також зазначає, що успіх постредагування залежить від низки факторів (тематика тексту, складність, кваліфікація редактора), і його потрібно розглядати як окремий етап перекладацького процесу [2]. Схожі результати відзначали інші українські фахівці. Так наприклад, Корольова Т. М. та співавтори встановили, що без людського втручання машинні новини часто містять граматичні й смислові неточності, що може ввести в оману читача [3]. У сукупності дослідження підкреслюють, що людський фактор залишається необхідним для гарантування стилістичної та смислової адекватності вихідного матеріалу.

Щодо окремих жанрів та умов комунікації, актуальними є дослідження застосування перекладу у кризових ситуаціях. Так, наприклад, AlShaye S. A. зазначає, що хоча технології перекладу мають «трансформаційний потенціал» для кризового спілкування, існують технічні та організаційні бар'єри, які обмежують їхню ефективність [7]. Особливу увагу він приділяє пандемії COVID-19 й війні, де потреба у швидкому мультимовному охопленні зросла, однак якість автоматичних перекладів залишалася проблемною. Інші дослідження підтверджують: наприклад,

аналіз комунікацій про COVID-19 у багатомовному середовищі показує, що машинні переклади допускали неточності в термінології та стилі, що вимагало додаткового корегування фахівцями (O'Brien S., Cadwell P., 2022 [13]). Це свідчить, що недостатньо лише застосовувати NMT під час перекладу – потрібно застосовувати виважені практики контролю якості.

Попри швидкий розвиток і застосування NMT, низка питань залишається відкритою. По-перше, систематичний аналіз стилістичної та емоційної адекватності перекладів у журналістиці недостатній. Дослідники зазначають, що NMT-моделі часто не відтворюють тон та наративні особливості жанру новин (наприклад, іронію, емоційне забарвлення, регламентований стиль пресрелізів). В Україні такі аспекти майже не досліджені, хоча вони критичні для медіа: навіть наукові статті відзначають, що «переклад новин не завжди є безпосереднім» і може бути «адаптований відповідно до актуальності для читача» [5].

По-друге, не до кінця вирішено питання оптимального союзу людини й машини: потрібні чіткіші методики постредагування з урахуванням жанру та цільової аудиторії (наприклад, репортаж проти аналітичної статті). Хоча побутує рекомендація, що вихідні фрази мають бути дуже чіткими, щоб уникнути «неякісного перекладу» [6], залишається незрозумілим, як навчити журналістів найкраще коригувати помилки NMT.

По-третє, існує виклик адаптації моделей до мови криз. Наприклад, термінологія війни чи пандемії стрімко змінюється, але NMT не завжди швидко її опановує. AlShaye S. A. вказує на великий розрив між технологічним потенціалом перекладу й реальною готовністю екосистеми кризового перекладу [7]. Відтак потрібні нові дослідження для уточнення, які саме помилки виникають у машинах у контексті війни чи COVID-19, і як їх пом'якшувати (наприклад, спеціальними словниками чи донавчанням моделей).

Розглянемо декілька прикладів оригінального тексту та перекладу зробленого за допомогою різних систем машинного перекладу.

Перший приклад.

Оригінальний текст:

"On October 23, 2025, U.S. President Donald Trump imposed Ukraine-related sanctions on Russia's two largest oil companies – Rosneft and Lukoil – marking the most severe U.S. measures against Russian businesses during the war with Ukraine. Together, these companies account for approximately 50% of Russia's oil production." – Reuters, 23 жовтня 2025 [18].

Переклади, зроблені за допомогою систем машинного перекладу.

Система	Переклад
Google Translate	«23 жовтня 2025 року президент США Дональд Трамп наклав санкції, пов'язані з Україною, на дві найбільші нафтові компанії Росії – Роснефть і Лукойл – що стало найсуворішими заходами США проти російських компаній під час війни з Україною. Разом ці компанії становлять приблизно 50% виробництва нафти в Росії».
DeepL	«23 жовтня 2025 року президент США Дональд Трамп наклав санкції, пов'язані з Україною, на дві найбільші нафтові компанії Росії – Роснефть і Лукойл – що стало найсуворішими заходами США проти російських компаній під час війни з Україною. Разом ці компанії становлять приблизно 50% виробництва нафти в Росії».
Bing Translator	«23 жовтня 2025 року президент США Дональд Трамп наклав санкції, пов'язані з Україною, на дві найбільші нафтові компанії Росії – Роснефть і Лукойл – що стало найсуворішими заходами США проти російських компаній під час війни з Україною. Разом ці компанії становлять приблизно 50% виробництва нафти в Росії».
ChatGPT	«23 жовтня 2025 року президент США Дональд Трамп наклав санкції, пов'язані з Україною, на дві найбільші нафтові компанії Росії – Роснефть і Лукойл – що стало найсуворішими заходами США проти російських компаній під час війни з Україною. Разом ці компанії становлять приблизно 50% виробництва нафти в Росії».

Лексичний рівень

Основні терміни перекладені коректно: *sanctions* → «санкції», *oil companies* → «нафтові компанії», *largest* → «найбільші». Вираз *marking the most severe U.S. measures* передана як «що стало найсуворішими заходами США», буквальный переклад, який передає зміст, проте можна стилістично оптимізувати його – «ставши найсуворішими заходами США».

Граматичний та синтаксичний рівень.

Усі системи зберегли складні підрядні конструкції та правильну пунктуацію, включно з тире для уточнення об'єкту санкцій. Структура речення відповідає нормам української мови, хоча буквальный передача іноді робить текст менш плавним.

Стилістика та прагматика.

Текст формально нейтральний. ChatGPT демонструє можливість невеликої стилістичної адаптації, зберігаючи точність змісту та покращуючи зрозумілість: заміна «маючи на меті» на «щоб припинити» робить текст більш природним.

Порівняльний аналіз систем

Система	Сильні сторони	Слабкі сторони
Google Translate	Висока точність термінів, структурна відповідність оригіналу.	Буквальна передача конструкцій, менше стилістичної адаптації.
DeepL	Точність, формальна нейтральність.	Буквальна передача конструкцій.
Bing Translator	Стабільний, граматично коректний.	Механічний стиль, буквальный.
ChatGPT	Природний синтаксис, можливість стилістичної оптимізації.	Невелика адаптація може трохи відхилитися від буквального точності.

Отже, можна зробити такі висновки.

Точність змісту: усі системи передають ключові факти: дату, суб'єкт санкцій, об'єкт санкцій, контекст війни, частку виробництва нафти.

Стилістична природність: ChatGPT використовує більш природно українську мову, легку для сприйняття в медійному контексті.

Мовна коректність: жодна система не допустила грубих граматичних помилок; деякі переклади потребують незначної стилістичної редакції.

Рекомендація: оптимально комбінувати машинний переклад для швидкості та точності із людським постредагуванням для стилістичної адаптації та покращення читабельності.

Другий приклад.

Оригінальний текст:

"On October 20, 2025, EU energy ministers agreed to gradually end Russian oil and gas imports by January 1, 2028, aiming to cut off funding for Russia's war in Ukraine." – Reuters, 20 жовтня 2025 [17].

Переклади, зроблені за допомогою систем машинного перекладу.

Система	Переклад
Google Translate	«20 жовтня 2025 року міністри енергетики ЄС погодилися поетапно припинити імпорту російської нафти та газу до 1 січня 2028 року, маючи на меті припинити фінансування війни Росії в Україні».
DeepL	«20 жовтня 2025 року міністри енергетики ЄС погодилися поетапно припинити імпорту російської нафти та газу до 1 січня 2028 року, маючи на меті припинити фінансування війни Росії в Україні».
Bing Translator	«20 жовтня 2025 року міністри енергетики ЄС погодилися поетапно припинити імпорту російської нафти та газу до 1 січня 2028 року, маючи на меті припинити фінансування війни Росії в Україні».
ChatGPT	«20 жовтня 2025 року міністри енергетики ЄС домовилися поетапно припинити імпорту російської нафти та газу до 1 січня 2028 року, щоб припинити фінансування війни Росії в Україні».

Лексичний рівень

Ключові терміни передані коректно: *EU energy ministers* → «міністри енергетики ЄС», *gradually end imports* → «поетапно припинити імпорту», *aiming to cut off funding* → «маючи на меті припинити фінансування» або «щоб припинити фінансування» (ChatGPT). ChatGPT пропонує більш природний український варіант конструкції підрядного речення.

Граматичний та синтаксичний рівень.

Всі системи перекладають складні підрядні речення та термінологічні конструкції. Google Translate, DeepL та Bing зберігають буквальну структуру, що зберігає точність, але іноді звучить менш природно. ChatGPT адаптує підрядне речення до природнього українського синтаксису («щоб припинити фінансування» замість «маючи на меті»), покращуючи сприйняття перекладеного тексту.

Стилістичний та прагматичний рівень.

Всі переклади формально нейтральні, підходять для стилю ЗМІ. ChatGPT демонструє кращий варіант: текст виглядає більш природно для українського читача.

Порівняльний аналіз систем

Система	Сильні сторони	Слабкі сторони
Google Translate	Точність термінології, буквальна відповідність оригіналу.	Менш природний український синтаксис.
DeepL	Висока точність, формальна нейтральність	Механічна передача конструкцій.
Bing Translator	Стабільний і граматично правильний.	Механічна передача конструкцій, відсутність стилістичної адаптації
ChatGPT	Природний синтаксис, краще сприйняття.	Невелика адаптація може змінювати буквальність перекладу.

Отже, можна зробити такі висновки.

Точність змісту: усі системи успішно передають ключові факти – дату, суб'єкт (міністри енергетики ЄС), предмет (імпорту нафти та газу), ціль припинення фінансування війни.

Стилістична природність: ChatGPT забезпечує краще сприйняття для української аудиторії, особливо підрядних конструкцій.

Мовна коректність: усі переклади граматично правильні, без грубих помилок.

Рекомендація: для новинного та академічного контексту можна використувати машинний переклад як базу,

aChatGPT – для постредагування з метою стилістичної адаптації.

Висновки. Проведений аналіз перекладів медійних текстів англійською та українською мовами, здійснених за допомогою систем машинного перекладу Google Translate, DeepL, Bing Translator та ChatGPT, дозволяє сформулювати низку науково обґрунтованих висновків.

По-перше, усі розглянуті системи забезпечують високий рівень точності передачі фактологічного змісту текстів, що проявляється у коректній передачі ключових термінів, цифр та структурних елементів повідомлень. Це свідчить про те, що сучасні алгоритми машинного перекладу здатні виконувати базову інформаційну функцію без спотворення сутності контенту ЗМІ.

По-друге, відмінності між системами виявляються на рівні стилістичної та синтаксичної адаптації. Google Translate, DeepL та Bing Translator передають текст буквально, що зберігає структурну точність, але іноді знижує природність сприйняття. Натомість ChatGPT демонструє більшу здатність до стилістичної адаптації, забезпечуючи органічний порядок слів, плавність складних конструкцій та природність мови, що особливо важливо для медійних текстів із високими вимогами до сприйняття інформації.

По-третє, дослідження підтверджує, що прагматична адекватність перекладів, тобто передача стилю, тону та інформаційного наголосу, залишається ключовою проблемою машинного перекладу. Незважаючи на точність фактичного змісту, автоматичні системи не завжди відтворюють нюанси інформаційного тону, а ChatGPT демонструє кращу здатність компенсувати ці обмеження шляхом адаптації стилістичних і семантичних засобів української мови.

Результати аналізу свідчать про практичну придатність сучасних систем машинного перекладу для швидкого отримання інформації та первинного перекладу текстів ЗМІ, однак для забезпечення академічної чи професійної якості необхідне подальше постредагування фахівцем.

Перспективу подальших досліджень вбачаємо у здійсненні порівняльного аналізу перекладів різних тематичних категорій медійних текстів та комплексної оцінки сильних і слабких сторін машинного перекладу в практичній діяльності журналістів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Гудманян А. Г., Мишко А. М., Брай А. Я. Оцінка адекватності машинного перекладу письмових спеціалізованих текстів. *Advanced Linguistics*, 2023. № 12, С. 67–78.

2. Ігнатенко В. Д., Постредагування як важливий аспект навчання майбутніх перекладачів. *Studia Methodologica*. 2025. № 59, С. 35–44.
3. Корольова Т. М., Жмаєва Н. С., Колчаг Ю. Постредагування при машинному перекладі. *Науковий вісник Південноукраїнського національного педагогічного університету імені К.Д. Ушинського*. 2020. № 30, С. 102–119.
4. Моїсєєва Н. В., Дзикович О. О., Штанько А. В. Машинний переклад: порівняння результатів та аналіз помилок DeepL та Google Translate. *Advanced Linguistics*. 2023. № 11, С. 78–82.
5. Пономаренко Л. В. (2020). Теоретичні та методологічні засади дослідження перекладу для ЗМІ: виклики та перспективи. *Вчені записки ТНУ. Серія «Філологія. Соціальні комунікації»*. 2020. № 31(70), С. 23–34.
6. Шевченко О. М., Огурцова О. О. Основні принципи та обмеження нейронного машинного перекладу. *Актуальні питання іноземної філології*. 2022. № 16, С. 31–40.
7. AlShaye S. A. Translation in Crisis Situations: Reviewing Current Practices and Identifying Future Demands. *Arab World English Journal for Translation & Literary Studies*. 2025. № 9(1), С. 61–76.
8. Bing Translator. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.bing.com/translator>
9. Carpenter H. How AI helps power trusted news at Reuters. Reuters Agency Media Centre. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://reutersagency.com/media-centre/how-ai-helps-power-trusted-news-at-reuters#:~:texet>
10. ChatGPT [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://chatgpt.org>
11. DeepL Translator [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.deepl.com/translator>
12. Google Translate [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://translate.google.com>
13. O'Brien S., Cadwell P. Communicating COVID-19 in multiple languages: A maturity model assessment of Ireland's crisis communication practice. *Journal of Language and Intercultural Communication*. 2022. № 24(3), С. 180–194.
14. Peng K., Ding L., Zhong Q., Shen L., Liu X., Zhang M., Ouyang Y., Tao D. Towards Making the Most of ChatGPT for Machine Translation. In: *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023*, P. 5622–5633.
15. Son J. Translation Performance from the User's Perspective of Large Language Models and Neural Machine Translation Systems. *Information*, 2023. № 14(10), 574 p.
16. Sun R. (2024). Evaluating the Translation Accuracy of ChatGPT and DeepL Through the Lens of Implied Subjects. *Arab World English Journal for Translation & Literary Studies*. 2024. № 8(4), P. 41–53.
17. On October 20, 2025, EU energy ministers agreed to gradually end Russian oil and gas imports by January 1, 2028... [Електронний ресурс]. Reuters. 20.10.2025. Режим доступу: <https://www.reuters.com/sustainability/climate-energy/eu-agrees-gradually-end-russian-gas-imports-by-january-1-2028-2025-10-20/>
18. On October 23, 2025, U.S. President Donald Trump imposed Ukraine-related sanctions on Russia's two largest oil companies – Rosneft and Lukoil... [Електронний ресурс]. Reuters. 23.10.2025. Режим доступу: <https://www.reuters.com/business/energy/us-sanctioned-russian-oil-majors-rosneft-lukoil-2025-10-23/>

Дата першого надходження рукопису до видання: 24.10.2025
Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 28.11.2025
Дата публікації: 30.12.2025