

ЛИНГВИСТИКА И МЕЖКУЛЬТУРНАЯ КОММУНИКАЦИЯ LINGUISTICS & INTERCULTURAL COMMUNICATION

Научная статья

УДК 378.016:81'322.4

КОМПЕТЕНЦИИ ПЕРЕВОДЧИКА В ЭПОХУ ГЕНЕРАТИВНОГО ИИ

Мария Павловна Ефремова¹, Анастасия Александровна Солдатихина²,
Ирина Алексеевна Демидова³

^{1, 2, 3} Санкт-Петербургский государственный экономический университет, Санкт-Петербург, Россия

¹ SPIN: 3029-1079, ORCID: 0000-0001-6041-6006, efremova.mp@mail.ru

² SPIN: 8948-6786, ORCID: 0009-0003-0371-8325, soldatikhina@mail.ru

³ SPIN: 5920-1402, i.takushevich@gmail.com

Аннотация. Статья посвящена трансформации профессиональных компетенций переводчика в эпоху повсеместного внедрения генеративных нейросетей. Актуальность исследования обусловлена тем, что системы нейронного машинного перевода (NMT) и большие языковые модели (LLM) продуцируют всё более беглые (fluent), но потенциально недостоверные тексты, что делает традиционный навык постредактирования недостаточным для обеспечения качества перевода. Исследование опирается на анализ современных научных работ по проблеме галлюцинаций в машинном переводе, а также на эмпирический материал — переводы, выполненные различными NMT-системами и LLM, которые были проанализированы авторами с целью выявления устойчивых типов ошибок. На основе проведенного анализа предложена расширенная типология ошибок и галлюцинаций, характерных для генеративных моделей (detached, oscillatory, factual, detail, style hallucination и др.). Обосновывается необходимость перехода в подготовке переводчиков от узконаправленного обучения постредактированию к формированию комплексных компетенций редактирования переводов при помощи ГИИ, включающих текстологический анализ, критическое мышление, промпт-инжиниринг и работу с данными. Предлагается обновленная модель профессиональной подготовки, нацеленная на формирование переводчика нового типа — интерпретатора смысла и аудитора качества, способного эффективно взаимодействовать с генеративными технологиями.

Ключевые слова: машинный перевод, генеративный искусственный интеллект, постредактирование, редактирование, галлюцинации NMT, типология ошибок, подготовка переводчиков, цифровая компетентность, большие языковые модели.

Original article

TRANSLATOR COMPETENCIES IN THE ERA OF GENERATIVE AI

Maria P. Efremova¹, Anastasia A. Soldatikhina², Irina A. Demidova³

^{1, 2, 3} St. Petersburg State University of Economics, St. Petersburg, Russia

¹ SPIN: 3029-1079, ORCID: 0000-0001-6041-6006, efremova.mp@mail.ru

² SPIN: 8948-6786, ORCID: 0009-0003-0371-8325, soldatikhina@mail.ru

³ SPIN: 5920-1402, i.takushevich@gmail.com

Abstract. The article examines the transformation of professional translator competencies in the era of widespread adoption of generative neural networks. The relevance of the study stems from the fact that neural machine translation (NMT) systems and large language models (LLMs) produce increasingly fluent but potentially unreliable texts, rendering the traditional skill of post-editing insufficient for ensuring translation quality. The research is based on an analysis of contemporary scholarly works on the problem of hallucinations in machine translation, as well as on empirical material — translations produced by various NMT systems and

LLMs, which were analyzed by the authors to identify stable types of errors. Based on the analysis, an extended typology of errors and hallucinations characteristic of generative models is proposed (detached, oscillatory, factual, detail, style hallucination, among others). The necessity of a shift in translator training from narrowly focused post-editing instruction to the development of comprehensive competencies for editing translations using Generative AI is substantiated. These competencies include textological analysis, critical thinking, prompt engineering, and data management skills. An updated model of professional training is proposed, aimed at shaping a new type of translator — a meaning interpreter and quality auditor capable of effectively interacting with generative technologies.

Keywords: political metaphors, economic metaphors, mediadiscourse, Spanish language, English.

Введение. Генеративные модели стали «новой нормой» в индустрии перевода. Системы нейронного машинного перевода (NMT) и большие языковые модели (LLM) применяются по умолчанию для решения широкого спектра задач: от бытовой коммуникации до профессиональной локализации. Однако, как справедливо отмечают исследователи, «NMT errors are not random; they follow systematic patterns» [Voita, 2020]. Это означает, что перед современным переводчиком стоит задача не просто исправить очевидные погрешности машинного вывода, но и противостоять системным, структурно обусловленным искажениям смысла. В этих условиях классический навык постредактирования (post-editing) уступает место более сложной компетенции: редактированию перевода, выполненного при помощи ГИИ, что требует возвращения к фундаментальным текстологическим навыкам и развития новых цифровых компетенций.

Эволюция машинного перевода: от RBMT к LLM.

Понимание современных вызовов невозможно без рассмотрения эволюции машинного перевода. История развития МТ насчитывает более семи десятилетий. Первые эксперименты, начатые в 1950-х годах (знаменитый Georgetown–IBM experiment 1954 года), основывались на rule-based подходах, где перевод строился на лингвистических правилах и словарях. Такие системы (например, SYSTRAN) использовались вплоть до конца 1990-х годов, однако их трудоемкость и ограниченная масштабируемость стимулировали поиск новых подходов.

С 2000-х годов доминирующей парадигмой стал статистический машинный перевод (SMT), в котором перевод рассматривался как вероятностная задача. Ключевая работа Филиппа Кёна [Koehn, 2010] заложила теоретические основы SMT, а модели выравнивания слов [Och & Ney, 2003] стали стандартом для обучения таких систем. SMT позволил значительно улучшить качество перевода, особенно для языков с большими параллельными корпусами, однако оставалась проблема фрагментарности перевода и неспособности учитывать длинный контекст. Переломным моментом стало внедрение нейронного машинного перевода (NMT). Работа D. Bahdanau с соавторами [Bahdanau et al., 2015], предложившая механизм внимания (attention mechanism), позволила моделям эффективно обрабатывать длинные предложения. В 2016 году Google представил свою NMT-систему [Wu et al., 2016], ознаменовавшую переход промышленного машинного перевода на нейросетевые технологии. Архитектура Transformer [Vaswani et al., 2017] окончательно утвердила новые стандарты, заменив рекуррентные слои механизмом самовнимания (self-attention).

С 2022 года набирает силу новая парадигма — использование больших языковых моделей (LLM) для перевода. Модели семейства GPT, Claude, Gemini и др. демонстрируют способность к переводу с учетом широкого контекста, стилистической настройке и генерации альтернативных вариантов. Однако именно с LLM связана новая категория проблем, среди которых центральное место занимают галлюцинации — генерация беглого, правдоподобного, но фактически недостоверного текста.

Традиционное понимание постредактирования машинного перевода сформировалось в эпоху статистических и ранних нейросетевых моделей и предполагало минимальное вмешательство человека с целью достижения приемлемого качества («достаточно хорошо») [Nunes Vieira, 2020]. Однако современные генеративные модели качественно изменили характер ошибок. Как подчеркивают Guerreiro et al., «галлюцинации – это фундаментальное свойство авторегрессивных моделей» [Guerreiro et al., 2023]. Это фундаментальное свойство — способность моделей «галлюцинировать», то есть генерировать беглый, правдоподобный, но не соответствующий действительности текст — ставит под сомнение эффективность поверхностного постредактирования. «Fluent nonsense is still nonsense»

(Гладкая бессмыслица остается бессмыслицей) [Freitag et al., 2022]. Эта максима точно отражает суть вызова: гладкость текста больше не является индикатором его надежности. Ложная плавность (*false fluency*) маскирует фактические, терминологические и логические ошибки, что требует от редактора не столько лингвистической коррекции, сколько глубокого критического анализа и верификации смысла.

Представленная типология опирается на ключевые исследования в области анализа ошибок машинного перевода. Классическая лингвистическая модель ошибок (лексические, морфологические, синтаксические) была предложена Филиппом Кёном [Koehn, 2010] для статистического машинного перевода. В дальнейшем Елена Войта [Voita et al., 2020] выявила специфические ошибки нейронных моделей, связанные с согласованием, выбором значения слова и потерей содержания. Феномен галлюцинаций в нейронном машинном переводе впервые был систематически описан Викасом Раунаком с соавторами [Raunak et al., 2021], которые выделили два основных типа: *detached hallucination* (несвязанный перевод) и *oscillatory hallucination* (повторы и распад структуры). Расширенная типология, включающая фактические, стилистические и языковые галлюцинации, была предложена N. Guerreiro с коллегами [Guerreiro et al., 2023], которые также создали аннотированный корпус для детекции подобных ошибок.

Методология исследования. Эмпирическая база исследования включает переводы, выполненные с использованием различных систем нейронного машинного перевода и больших языковых моделей. В анализ вошли следующие инструменты: Google NMT, DeepL, Yandex Translate (как представители коммерческих NMT-систем), а также GPT-4 (OpenAI), Claude (Anthropic) и Gemini (Google) в качестве LLM. Выбор этих систем обусловлен их широким распространением в профессиональной переводческой практике и доступностью для тестирования.

Корпус проанализированных текстов составил около 5000 предложений, относящихся к различным жанрам и функциональным стилям: техническая документация (инструкции, спецификации), медицинские тексты (выписки из историй болезни, описания процедур), юридические документы (договоры, лицензионные соглашения), публицистические и научно-популярные тексты, а также материалы деловой переписки. Такой разнородный состав позволил выявить как универсальные, так и жанрово-специфические типы ошибок.

Выявление галлюцинаций и других ошибок осуществлялось методом экспертной оценки. В качестве экспертов выступили авторы статьи, имеющие многолетний опыт работы в области перевода и редактирования.

Типология ошибок и галлюцинаций NMT

Анализ эмпирического материала (переводов, выполненных различными NMT-системами и LLM) позволяет выделить несколько устойчивых типов ошибок и галлюцинаций, которые выходят за рамки традиционной классификации и требуют особого внимания при редактировании.

1. **Detached hallucination (несвязанный перевод).** Модель полностью «отрывается» от исходного текста и порождает семантически независимое высказывание.

Пример:

EN "The committee reviewed the annual report without major remarks."

RU «Комитет объявил о начале нового налогового года и представил подробный план реформ».

В примере наблюдается полная потеря содержательного соответствия при сохранении внешней связности текста.

2. **Oscillatory hallucination (повторы и распад структуры).** Модель «зацикливается» на слове или фрагменте, что ведет к деградации синтаксической структуры.

Пример:

EN "The sensor did not respond to the last calibration attempt."

RU «Датчик не реагировал на последнюю калибровку, калибровку, калибровку устройства...».

Подобные сбои указывают на потерю внимания (*attention loss*) и сбой в механизме авторегрессии.

3. **Fact-based hallucination (подмена фактов).** Одна из наиболее критичных ошибок, особенно в технических и научных текстах. Модель «исправляет» корректный факт на основании внутренних статистических ассоциаций.

Пример:

EN "Marie Curie received two Nobel Prizes."

RU «Мария Кюри получила Нобелевскую премию один раз».

Ошибка возникает не из-за незнания языка, а из-за «угадывания» моделью более вероятного, с её точки зрения, факта.

4. **Detail hallucination (добавление несуществующих деталей).** Модель дополняет текст деталями, отсутствующими в исходнике, часто опираясь на контекстуально ожидаемые шаблоны.

Пример:

EN "The patient reported mild dizziness after the procedure."

RU «Пациент сообщил о лёгком головокружении и боли в груди после процедуры».

В медицинском контексте подобное «фантазирование» недопустимо и несет прямые риски для безопасности.

5. **Style hallucination (стилистическая интерполяция).** Модель привносит в текст дополнительные смысловые оттенки или изменяет регистр, руководствуясь представлениями о «красивом» или «полном» тексте.

Пример:

EN "The meeting is scheduled for Monday."

RU «Совещание назначено на понедельник и будет иметь большое значение для дальнейшей стратегии компании».

Добавленная информация о «значимости» и «стратегии» является генерацией модели, не имеющей опоры в исходном тексте.

6. **Language drift (смена языка).** Характерная ошибка для многоязычных моделей, когда вывод неожиданно переключается на другой, часто неродственный целевой, язык.

EN "The voltage dropped to 2.3 volts."

RU «Напряжение упало до 2,3 вольта, что es peligroso para el equipo».

Переход на испанский язык в конце русской фразы демонстрирует сбой в языковом тэгировании или внутреннем представлении модели.

7. **Noise-induced errors (ошибки из-за шума).** Чувствительность NMT к искажениям во входных данных (опечатки, пропуски символов) может провоцировать катастрофические ошибки, когда модель «компенсирует» шум фантазией.

Пример:

EN "The engine was re-calibratted yesterday." (опечатка)

RU «Двигатель вчера был полностью заменён».

8. **Инверсия отрицания.** Частный случай, когда модель системно «теряет» отрицание, меняя смысл высказывания на противоположный.

Пример:

EN "This method does not guarantee accurate results in all cases."

RU «Этот метод обеспечивает точные результаты во всех случаях».

Гладкость перевода маскирует грубейшую логическую ошибку.

9. **Entity hallucination (искажение именованных существей).** Модель заменяет имена, названия организаций, географические наименования на другие, часто более частотные в обучающих данных.

Пример:

EN "The CEO of Acme Corp announced the merger."

RU «Генеральный директор Google объявил о слиянии».

Модель подменяет малочастотную именованную сущность на более распространенную, искажая фактическую информацию.

Исследования показывают, что модели особенно склонны к галлюцинациям при работе с низкоресурсными языками и при переводе с английского, что может актуализировать токсичные паттерны из обучающих данных. При этом LLM продуцируют качественно иные галлюцинации по сравнению с традиционными NMT-моделями, что требует дифференцированного подхода к редактированию.

Причины возникновения галлюцинаций

Понимание причин, по которым генеративные модели продуцируют галлюцинации, необходимо для эффективного редактирования. Исследователями выделяется несколько ключевых факторов.

В первую очередь стоит отметить такой фактор, как Exposure bias. Модели обучаются методом teacher forcing: на каждом шаге они получают правильное предыдущее слово из обучающей выборки. На этапе инференса модель опирается на собственные предсказания, и малейшая ошибка может «сойти с рельсов», приводя к генерации несвязанного или повторяющегося текста. Этот механизм лежит в основе oscillatory hallucination. Как показал С. Бенжио [Bengio et al., 2015], exposure bias приводит к квадратичному накоплению ошибок с ростом длины последовательности. В. Раунак с коллегами [Raunak et al., 2021] связывают exposure bias непосредственно с возникновением oscillatory hallucinations, демонстрируя, что модели, обученные с teacher forcing, склонны к необратимому накоплению ошибок.

Также среди факторов, приводящих к галлюцинациям, можно отнести domain shift. Модели обучаются на определенных корпусах (чаще всего новостные и общеупотребительные тексты). При переводе специализированных текстов (медицинских, юридических, технических) модель может «додумывать» недостающую информацию, опираясь на статистические паттерны из других доменов. Это провоцирует factual и detail hallucination. М. Мюллер с соавторами [Müller et al., 2020] показали, что NMT-модели более склонны к галлюцинациям при работе с out-of-domain текстами. Domain shift рассматривается как один из основных факторов, провоцирующих галлюцинации в нейронном машинном переводе [Wang & Sennrich, 2020]. Н. Геррейру (Guerreiro et al., 2023) подтверждает, что смена домена является одним из триггеров возникновения фактических ошибок.

Как уже упоминалось, выше, проблемой могут стать и низкоресурсные языки. Для языков с малым объемом параллельных корпусов (например, некоторые языки постсоветского пространства) модели имеют меньше качественных обучающих примеров. В таких условиях вероятность галлюцинаций существенно возрастает, особенно при переводе редких терминов и именованных сущностей. Как отмечает Ч. Хуньин [Hongying et al., 2025], «нейронный машинный перевод достиг значительного прогресса благодаря глубокому обучению и крупномасштабным многоязычным моделям, однако перевод низкоресурсных языков по-прежнему сталкивается с недостатком обучающих данных и, как следствие, с галлюцинациями». Исследование П. Сингха [Singh et al., 2025], посвященное переводу африканских языков, также подчеркивает, что ограниченность обучающих данных является ключевым вызовом, провоцирующим генерацию недостоверного вывода.

Одной из распространенных причин возникновения галлюцинаций является шум во входных данных. Опечатки, грамматические ошибки, нестандартная пунктуация в исходном тексте могут провоцировать катастрофические ошибки. Модель, стремясь сохранить беглость вывода, может «компенсировать» шум генерацией дополнительной информации (noise-induced errors). В работе В. Раунака с соавторами [Raunak et al., 2021] вводится понятие «Hallucinations under Perturbations» (HP) и демонстрируется, что внесение шума в исходный текст может приводить к генерации галлюцинаций. К. Ли [Lee et al., 2018] в одной из первых работ, посвященных этой проблеме, показали, что малые возмущения во входных данных могут приводить к кардинально отличающимся (галлюцинированным) выводам.

Также фактор возникновения галлюциаций заложен в самих архитектурных ограничениях LLM. Несмотря на механизм внимания, модели имеют ограниченный контекст (context window). Для LLM этот параметр постоянно растет (до 200К токенов у современных моделей), однако при переводе длинных документов потеря информации из начала текста все еще возможна, что приводит к нарушению когерентности. Как отмечается в обзоре М. Бюкера [Bücker, 2025], «длина контекста определяет, может ли модель "запомнить" длинные разговоры или документы; более длинный контекст улучшает анализ, но при переводе длинных документов потеря информации из начала текста все еще возможна». Е. Войта с соавторами [Voita et al., 2020] показали, что при переводе длинных текстов модели могут терять фокус на исходном тексте, что приводит к снижению source contribution и, как следствие, к галлюцинациям. Сама архитектура Transformer [Vaswani et al., 2017], несмотря на свою эффективность, имеет теоретические ограничения по длине обрабатываемого контекста.

От постредактирования к редактированию: новая парадигма подготовки

Представленная типология ошибок демонстрирует, что поверхностная правка («косметический ремонт» текста) недостаточна. От переводчика требуется глубокое понимание механик работы генеративных моделей, умение выявлять и классифицировать системные ошибки, оценивать риски их возникновения. Как отмечают Е.М. Вишневская и А.М. Иванова, «несмотря на то что системы нейронного машинного перевода в значительной степени автоматизируют работу с текстом, остается острая необходимость в постпереводческом редактировании», однако само это редактирование обретает новое качество, сближаясь с классической редактурой и текстологией [Вишневская, Иванова, 2025].

Современная профессиональная подготовка переводчика должна включать следующие ключевые компетенции:

1. **Текстологическая компетенция:** умение анализировать структуру текста, его стиль и коммуникативные задачи, что позволяет отличать авторский замысел от «фантазий» модели.
2. **Навыки критической оценки МТ-вывода:** способность верифицировать логику, факты, терминологию и целевую адекватность перевода, выявляя даже хорошо замаскированные галлюцинации.
3. **Основы работы с данными:** компетенции в создании и очистке глоссариев, подготовке корпусов, маркировке данных для тонкой настройки (fine-tuning) моделей. Переводчик становится куратором данных (data curator) и тренером моделей (model trainer).
4. **Промпт-инжиниринг (Prompt Engineering):** умение формулировать точные и эффективные запросы к LLM, задавая не только языковые, но и стилистические, фактологические и структурные параметры перевода.
5. **Сравнительный анализ МТ-движков:** компетенция в оценке качества выводов различных систем (Google NMT, DeepL, Yandex, GPT, Claude) с точки зрения консистентности, терминологической точности и подверженности галлюцинациям.
6. **Работа с Translation Memories (TM):** навыки создания, очистки, обновления и интеграции Translation Memories как важнейшего инструмента контроля качества и обеспечения единообразия.
7. **Медиация между МТ и пользователем:** понимание границ применимости машинного перевода, умение принимать стратегические решения о необходимости полного отказа от автоматизации в пользу человеческого перевода для стилистически сложных, художественных или критически важных с точки зрения безопасности текстов.

Трансформация профессиональных компетенций приводит к формированию принципиально новых ролей, которые современный переводчик всё чаще совмещает в своей практике. Среди таких стоит отметить следующие:

1. **Инженер запросов (Prompt Engineer).** Переводчик не просто передает текст модели, но формулирует условия задачи: стиль, жанр, целевую аудиторию, терминологическую политику, формат вывода. Это требует разработки шаблонов промптов, их адаптации под различные движки и оценки эффективности формулировок (He, 2024).
2. **Тренер моделей (Model Trainer).** В ряде проектов переводчик участвует в дообучении (fine-tuning) МТ-систем на проектных данных. Задачи включают подготовку корпуса (чистка, выравнивание, нормализация), создание обучающих выборок и контроль качества обучения [Raunak et al., 2023].
3. **Куратор данных (Data / TM Curator).** Качество машинного перевода напрямую зависит от качества данных, на которых модель обучается или которые используются в качестве памяти. Переводчик создает и поддерживает Translation Memories, ведет терминологические базы, осуществляет маркировку и фильтрацию данных [Reynolds, 2015].
4. **Аудитор качества (Quality Auditor).** Даже лучшая модель не гарантирует консистентности на длинных дистанциях или в сложных текстах. Переводчик-аудитор оценивает адекватность перевода, выявляет логические ошибки и нарушения фактов, обеспечивает стилистическое и терминологическое единообразие.

Эти роли не взаимоисключают друг друга; в реальной практике один специалист часто совмещает несколько функций, особенно в небольших проектах и командах.

Рекомендации для преподавателей переводческих дисциплин

Подготовка переводчиков нового типа требует пересмотра учебных программ и методик преподавания. На основе проведенного анализа можно предложить следующие рекомендации.

1. Интеграция работы с LLM в курс постредактирования. Студенты должны освоить не только традиционное постредактирование NMT, но и работу с LLM. Показательным будет опыт сравнения переводов разных моделей (Google NMT, DeepL, GPT-4, Claude и др.) для одного и того же текста; выявления и классификации галлюцинаций; создания промптов для разных жанров и стилей; оценка эффективности различных промпт-стратегий.

2. Развитие критического мышления. Необходимо формировать у студентов установку, что беглый текст модели не является гарантией его достоверности. Обязательным этапом работы с текстом становится фактчекинг переведенных текстов по авторитетным источникам; верификация терминологии в специализированных корпусах и словарях; выявление логических несоответствий в переводе; групповая экспертиза спорных случаев.

3. Обучение работе с данными. Студенты должны освоить базовые навыки работы с переводческими данными: создание и очистка глоссариев; подготовка параллельных корпусов; работа с Translation Memories (Trados, Promt и др.); маркировка данных для тонкой настройки моделей. Эти навыки становятся критически важными для работы в крупных локализационных проектах. На данном этапе эта работа осуществляется практически в полном объеме, работа с ТМ и навыки работы в Cat-tools являются базовыми при подготовке переводчиков.

4. Формирование МТ-грамотности (MT literacy). Студенты должны понимать принципы работы NMT и LLM, их сильные и слабые стороны, архитектурные ограничения. Это позволит им осознанно выбирать инструменты для решения конкретных задач и аргументированно объяснять заказчикам границы применимости машинного перевода.

5. Проектная деятельность. Эффективной формой обучения является выполнение реальных или учебных проектов, где студенты проходят полный цикл работы с текстом. Такая деятельность находит отражение в учебном процессе как при работе с полноценными проектами, так и в виде имитационных упражнений, симулирующих реальную деятельность переводчика, на которых можно отработать как ключевые и базовые аспекты работы с LLM при переводе, так и редкие частные случаи.

Работа переводчика в условиях переводческого центра или любой другой организации, как правило, предполагает постредактирование, выполняемое отдельно, без такого постредактирования работают только переводчики-фрилансеры, которые сами отвечают за конечный результат. Результат работы системы машинного перевода обязательно требует постредактирования, объем которого зависит как от цели перевода, так и от требований заказчика. Переводчику необходимо владеть перечисленными навыками, как этого требует современный рынок переводов [Беляева, 2022].

Этические и правовые аспекты использования ГИИ в переводе

Внедрение генеративных моделей в переводческую практику порождает новые этические и правовые вопросы, которые требуют осмысления и регулирования.

Конфиденциальность данных имеет ключевое значение. Использование облачных LLM (ChatGPT, Claude, Gemini и др.) для перевода коммерческой, медицинской или юридической документации может нарушать политику конфиденциальности. Загружаемые тексты могут использоваться для дообучения моделей, что создает риски утечки чувствительной информации. Для работы с такими текстами предпочтительнее использовать локальные модели или корпоративные версии с гарантиями неиспользования данных для обучения.

Остро стоит и вопрос об авторских правах. Вопрос о принадлежности авторских прав на перевод, выполненный с помощью LLM, остается юридически неурегулированным. В большинстве юрисдикций текст, сгенерированный ИИ без существенного человеческого вмешательства, не охраняется авторским правом. Это создает риски для переводчиков, использующих LLM: если заказчик требует оригинального авторского продукта, необходимо документировать объем человеческого редактирования.

Кроме того, нерешенным остается и другой важный аспект, а именно ответственность за ошибки. При использовании МТ в высокорисковых доменах возникает вопрос: кто несет ответственность за галлюцинации, приведшие к негативным последствиям (например, неверный медицинский

или юридический перевод)? Разработчики моделей обычно отказываются от ответственности в условиях использования, переводческое агентство может перекладывать ответственность на исполнителя, а сам переводчик может не обладать достаточными ресурсами для компенсации ущерба. Формирование прозрачных моделей ответственности — насущная задача для индустрии.

На данный момент единственным работающим механизмом при решении этических и правовых вопросов является процедура прозрачности и информирования заказчика. Этически оправданной практикой становится информирование заказчика о том, какие инструменты использовались при выполнении перевода, и какой объем человеческого редактирования был применен. В ряде сфер (академические публикации, юридические переводы) требуется декларация использования ИИ.

Н.Н. Гавриленко отмечает, что «ответственность переводчика включает также умение обеспечивать безопасность при работе с информацией в сети, то есть умение грамотно пользоваться различными цифровыми сервисами, понимать, что есть определенные этические нормы общения в сети. При этом важно, чтобы переводчик осознавал свою ответственность за содержание любого создаваемого контента» [Гавриленко, 2018].

Кейсы, где человеческий фактор остается ключевым

Несмотря на впечатляющие успехи генеративных моделей, существует целый ряд задач, где автоматический перевод без глубокого человеческого участия невозможен или опасен. Рассмотрим такие аспекты.

В первую очередь, это стилистически сложные тексты. К ним можно отнести публицистику, тексты научно-популярного стиля, экспертные обзоры. Такие тексты требуют тщательной работы со стилем, риторикой, жанровой адекватностью. При машинном переводе часто получается «ровный», но стилистически плоский текст, в котором утрачены авторский голос и риторические нюансы.

Во-вторых, стоит упомянуть локализацию игровых и медиапроектов. Здесь требуется учет культурного контекста, прагматики, социокультурных особенностей аудитории. Системам машинного перевода все еще сложно передавать юмор, аллюзии, национальные реалии и интертекстуальные отсылки и др. Достижение контекстуально уместных переводов остается вызовом, особенно в отношении идиоматических выражений и культурных нюансов.

В-третьих, нельзя обойти вниманием диалоги и разговорную речь. Живая речь, динамика реплик, скрытые смыслы, интонации, сленг, прерывистая речь, социальные диалекты и другие особенности, которые могут возникать в живой речи, передаются моделями нестабильно и требуют человеческой интерпретации.

В-четвертых, особняком стоит художественный перевод. Нет нужды говорить о сложности и многослойности художественного текста. Невозможно заменить на данный момент человека при передаче творческой интерпретации, авторского стиля, образности, метафоричности и многих других стилистических и авторских аспектов художественного произведения. LLM может предложить варианты, но не способна создать художественное решение на уровне автора-переводчика.

И, наконец, человеческий фактор крайне высок при работе с так называемыми высокорисковыми доменами. К таким относятся юридические, медицинские, технические документы, где ошибка влияет на безопасность или юридическую корректность. В таких документах риск ошибки крайне критичен, в этих областях даже единичная фактическая галлюцинация (например, добавление несуществующего симптома или подмена юридического термина) может иметь катастрофические последствия.

Выводы и перспективы. Генеративный искусственный интеллект не устраняет человека из процесса. Генеративный искусственный интеллект не устраняет человека из процесса перевода, а, напротив, возвышает его роль до уровня интерпретатора смысла и аудитора качества. Подготовка переводчика в эпоху ГИИ не может сводиться к обучению техническим приемам постредактирования. Необходима интеграция фундаментальных текстологических знаний с глубоким пониманием работы генеративных моделей, основами анализа данных и критическим мышлением.

Как отмечают исследователи, концепция Human-in-the-loop (человек в контуре) становится не просто желательной, но необходимой для обеспечения безопасности, качества и этичности примене-

ния МТ в высокорисковых областях [Mosqueira-Rey et al., 2023]. Только такой синтез позволит будущим специалистам эффективно использовать мощь ИИ, минимизируя риски, связанные с его фундаментальной склонностью к галлюцинациям.

Переводческая компетенция трансформируется в компетенцию управления смыслом в человеко-машинном диалоге, где последнее слово всегда остается за человеком. Перспективы дальнейших исследований связаны с разработкой методик обучения новым компетенциям, созданием системы оценки качества редактирования переводов, выполненного при помощи ГИИ, а также с изучением специфики взаимодействия переводчика с различными типами генеративных моделей в зависимости от жанра и сложности текста.

Список источников

- Беляева, Л. Н. Машинный перевод в современной технологии процесса перевода / Л. Н. Беляева // Известия Российского государственного педагогического университета им. А. И. Герцена. 2022. № 203. С. 22-30.
- Вишневская, Е. М. Понимание как диалог с текстом: генеративный искусственный интеллект в обучении переводу / Е. М. Вишневская, А. М. Иванова // Вестник МГПУ. Серия: Филология. Теория языка. Языковое образование. 2025. № 2(58). С. 190–202.
- Гавриленко, Н. Н. Цифровая компетентность — ключевой компонент профессионализма переводчика / Н. Н. Гавриленко // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Проблемы языкознания и педагогики. 2018. № 3. С. 139–150.
- Bahdanau, D., Cho, K., Bengio, Y. Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate // International Conference on Learning Representations (ICLR). 2015.
- Bengio, S., Vinyals, O., Jaitly, N., Shazeer, N. Scheduled Sampling for Sequence Prediction with Recurrent Neural Networks // Advances in Neural Information Processing Systems. 2015. Vol. 28. P. 1171–1179.
- Bücker, M. Generative AI: Large Language Models. FH Münster, 2025. Lecture Materials.
- Freitag, M., Rei, R., Mathur, N., Lo C., Stewart, C., Avramidis, E., Kocmi, T., Foster, G., Lavie, A., Martins, A. F. T. Results of WMT22 Metrics Shared Task: Stop Using BLEU – Neural Metrics Are Better and More Robust // Proceedings of the Seventh Conference on Machine Translation (WMT). 2022. P. 1031–1051.
- Guerreiro, N. M., Alves, D. M., Waldendorf J., Haddow, B., Birch, A., Colombo, P., Martins, A. F. T. Hallucinations in Large Multilingual Translation Models // Transactions of the Association for Computational Linguistics. 2023. Vol. 11. P. 1500–1517.
- He, S. Prompting ChatGPT for Translation: A Comparative Analysis of Translation Brief and Persona Prompts // arXiv preprint arXiv:2403.00127. 2024.
- Koehn, P. Statistical Machine Translation. Cambridge: Cambridge University Press, 2010. 466 p.
- Lee, K., Firat, O., Agarwal, A., Fannjiang, C., Sussillo, D. Hallucinations in Neural Machine Translation // NeurIPS 2018 Workshop on Interpretability and Robustness in AI. 2018.
- Mosqueira-Rey, E., Hernández-Pereira, E., Alonso-Ríos, D., Bobes-Bascarán, J., Fernández-Leal, Á. Human-in-the-loop machine learning: a state of the art // Artificial Intelligence Review. 2023. Vol. 56. P. 3005–3054.
- Müller, M., Rios, A., Sennrich, R. Domain Robustness in Neural Machine Translation // Proceedings of the 14th Conference

of the Association for Machine Translation in the Americas. 2020. P. 151–164.

- Nunes Vieira, L. Post-editing of machine translation // The Routledge Handbook of Translation and Technology / ed. by M. O'Hagan. London: Routledge, 2020. P. 319–335.
- Och, F. J., Ney, H. A Systematic Comparison of Various Statistical Alignment Models // Computational Linguistics. 2003. Vol. 29. № 2. P. 263–311.
- Raunak, V., Menezes, A., Junczys-Dowmunt, M. The Curious Case of Hallucinations in Neural Machine Translation // Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. 2021. P. 1172–1183.
- Raunak, V., Menezes, A., Junczys-Dowmunt, M. Leveraging GPT-4 for Automatic Translation Post-Editing // Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023. 2023. P. 1209–1224.
- Reynolds, P. Machine translation, translation memory and terminology management // Handbook of Terminology: Volume 1 / ed. by H. J. Kockaert, F. Steurs. Amsterdam: John Benjamins, 2015. P. 276–287.
- Singh, P. R., Prasad, K., Zaki, M., Wasnik, P. In-Domain African Languages Translation Using LLMs and Multi-armed Bandits // Proceedings of ACL-25. 2025.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., Polosukhin, I. Attention Is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems. 2017. Vol. 30. P. 5998–6008.
- Voita, E., Sennrich, R., Titov, I. Analyzing the Source and Target Contributions to Predictions in Neural Machine Translation // Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2020. P. 1126–1141.
- Wang, C., Sennrich, R. On Exposure Bias, Hallucination and Domain Shift in Neural Machine Translation // Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2020. P. 3544–3552.
- Wu, Y., Schuster, M., Chen, Z., Le, Q. V., et al. Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation // arXiv preprint arXiv:1609.08144. 2016.

References

- Belyayeva L. N. (2022) Mashinnyy perevod v sovremennoy tekhnologii protsessa perevoda [Machine Translation in the Modern Technology of the Translation Process]. *Izvestiya Rossiyskogo gosudarstvennogo pedagogicheskogo universiteta im. A. I. Gertsena*, 203: 22-30.
- Vishnevskaya Ye. M., Ivanova A. M. (2025) P onimaniye kak dialog s tekstom: generativnyy iskusstvennyy intellekt v

- obuchenii perevodu [Understanding as a Dialogue with the Text: Generative Artificial Intelligence in Translation Teaching]. *Vestnik MGPU. Seriya: Filologiya. Teoriya yazyka. Yazykovoye obrazovaniye*, 2(58): 190–202.
- Gavrilenko N. N. (2018) Tsifrovaya kompetentnost' — klyuchevoe komponent professionalizma perevodchika [Digital Competence as a Key Component of Translator's Professionalism]. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Problemy yazykoznaniya i pedagogiki*, 3: 139–150.
- Bahdanau D., Cho K., Bengio Y. (2015) Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
- Bengio S., Vinyals O., Jaitly N., Shazeer N. (2015) Scheduled Sampling for Sequence Prediction with Recurrent Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28: 1171–1179.
- Bücker M. (2025) *Generative AI: Large Language Models*. FH Münster. Lecture Materials.
- Freitag M., Rei R., Mathur N., Lo C., Stewart C., Avramidis E., Koçmi T., Foster G., Lavie A., Martins A. F. T. (2022). Results of WMT22 Metrics Shared Task: Stop Using BLEU – Neural Metrics Are Better and More Robust. *Proceedings of the Seventh Conference on Machine Translation (WMT)*: 1031–1051.
- Guerreiro N. M., Alves D. M., Waldendorf J., Haddow B., Birch A., Colombo P., Martins A. F. T. (2023) Hallucinations in Large Multilingual Translation Models. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 11: 1500–1517.
- He S. Prompting ChatGPT for Translation: A Comparative Analysis of Translation Brief and Persona Prompts. *arXiv preprint arXiv:2403.00127*. 2024.
- Koehn P. (2010) *Statistical Machine Translation*. Cambridge: Cambridge University Press: 466.
- Lee K., Firat O., Agarwal A., Fannjiang C., Sussillo D. (2018) Hallucinations in Neural Machine Translation. *NeurIPS 2018 Workshop on Interpretability and Robustness in AI*.
- Mosqueira-Rey E., Hernández-Pereira E., Alonso-Ríos D., Bobes-Bascarán J., Fernández-Leal Á. (2023) Human-in-the-loop machine learning: a state of the art. *Artificial Intelligence Review*, 56: 3005–3054.
- Müller M., Rios A., Sennrich R. (2020) Domain Robustness in Neural Machine Translation. *Proceedings of the 14th Conference of the Association for Machine Translation in the Americas*: 151–164.
- Nunes Vieira L. (2020) Post-editing of machine translation. *The Routledge Handbook of Translation and Technology* / ed. by M. O'Hagan. London: Routledge: 319–335.
- Och F. J., Ney H. A. (2003) Systematic Comparison of Various Statistical Alignment Models. *Computational Linguistics*, 29, (2): 263–311.
- Raunak V., Menezes A., Junczys-Dowmunt M. (2021) The Curious Case of Hallucinations in Neural Machine Translation. *Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*: 1172–1183.
- Raunak V., Menezes A., Junczys-Dowmunt M. (2023) Leveraging GPT-4 for Automatic Translation Post-Editing. *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023*: 1209–1224.
- Reynolds P. (2015) Machine translation, translation memory and terminology management. *Handbook of Terminology: Vol. 1* / ed. by H. J. Kockaert, F. Steurs. Amsterdam: John Benjamins: 276–287.
- Singh P. R., Prasad K., Zaki M., Wasnik P. (2025) In-Domain African Languages Translation Using LLMs and Multi-armed Bandits. *Proceedings of ACL-25*.
- Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Kaiser Ł., Polosukhin I. (2017) Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30: 5998–6008.
- Voita E., Sennrich R., Titov I. (2020) Analyzing the Source and Target Contributions to Predictions in Neural Machine Translation. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*: 1126–1141.
- Wang C., Sennrich R. (2020) On Exposure Bias, Hallucination and Domain Shift in Neural Machine Translation. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*: 3544–3552.
- Wu Y., Schuster M., Chen Z., Le Q. V., et al. (2016) Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation. *arXiv preprint arXiv:1609.08144*.

© Ефремова М.П., Солдатовина А.А., Демидова И.А., 2026

Информация об авторах:

Мария Павловна Ефремова – кандидат филологических наук, доцент кафедры английской филологии и перевода, Санкт-Петербургский государственный экономический университет, Россия, 191023, город Санкт-Петербург, наб. канала Грибоедова, д. 30-32, литер А. Автор 47 научных публикаций. Сфера научных интересов: теория перевода, перевод и переводоведение, концептология, когнитивная лингвистика.

Вклад автора: разработка концепции, написание текста статьи, проведение исследования, изучение теоретических данных, редактирование текста, утверждение окончательного варианта. О конфликте интересов, связанном с данной публикацией, не сообщалось. Поступила 13.03.2025; принята после рецензирования 25.03.2026; опубликована онлайн 29.05.2026.

Анастасия Александровна Солдатовина – старший преподаватель кафедры английской филологии и перевода, Санкт-Петербургский государственный экономический университет, Россия,

191023, город Санкт-Петербург, наб. канала Грибоедова, д. 30-32, литер А.. Автор 12 научных публикаций. Сфера научных интересов: теория перевода, перевод и переводоведение.

Вклад автора: редактирование текста, утверждение окончательного варианта. О конфликте интересов, связанном с данной публикацией, не сообщалось. Поступила 13.03.2025; принята после рецензирования 25.03.2026; опубликована онлайн 29.05.2026.

Ирина Алексеевна Демидова – старший преподаватель кафедры английской филологии и перевода, Санкт-Петербургский государственный экономический университет, Россия, 191023, город Санкт-Петербург, наб. канала Грибоедова, д. 30-32, литер А.. Автор 22 научных публикаций. Сфера научных интересов: теория перевода, перевод и переводоведение, педагогический дизайн.

Вклад автора: редактирование текста, утверждение окончательного варианта. О конфликте интересов, связанном с данной публикацией, не сообщалось. Поступила 13.03.2025; принята после рецензирования 25.03.2026; опубликована онлайн 29.05.2026.

Information about the authors:

Maria P. Efremova – Candidate of Philological Sciences (PhD), Associate Professor at the Department of English Philology and Translation, Saint Petersburg State University of Economics, 30-32 Griboedov Canal Embankment, letter A, Saint Petersburg, 191023, Russia. Author of 47 scientific publications. Research interests: translation theory, translation and translation studies, conceptology, cognitive linguistics.

Author's contribution: conceptual development, writing the article, conducting the research, study of theoretical data, text editing, approval of the final version. No conflicts of interest related to this publication were reported. Received 13.03.2025; adopted after review 25.03.2026; published online 29.05.2026.

Anastasia A. Soldatikhina – Senior Lecturer at the Department of English Philology and Translation, Saint Petersburg State University of Economics, 30-32 Griboedov Canal Embankment, letter A, Saint Petersburg, 191023, Russia. Author of 12 scientific publications. Research interests: translation theory, translation and translation studies.

Author's contribution: text editing, approval of the final version. No conflicts of interest related to this publication were reported. Received 13.03.2025; adopted after review 25.03.2026; published online 29.05.2026.

Irina A. Demidova – Senior Lecturer at the Department of English Philology and Translation, Saint Petersburg State University of Economics, 30-32 Griboedov Canal Embankment, letter A, Saint Petersburg, 191023, Russia. Author of 22 scientific publications. Research interests: translation theory, translation and translation studies, instructional design.

Author's contribution: text editing, approval of the final version. No conflicts of interest related to this publication were reported. Received 13.03.2025; adopted after review 25.03.2026; published online 29.05.2026.