

становятся площадкой для формирования прочной системы ценностных ориентиров, основанной на уважении к разнообразию, ответственности, эмпатии и осознанности. В условиях глобальных вызовов, инвестиции в детский туризм – это инвестиции в будущее, в формирование поколения, готового к диалогу, сотрудничеству и построению гармоничного мира.

Детский туризм – это не просто отдых, а стратегический инструмент для воспитания молодого поколения, способного успешно ориентироваться в сложном, многообразном и постоянно меняющемся мире. Однако, чтобы детский туризм приносил максимальную пользу, необходимо действовать системно. Важно развивать разнообразные формы путешествий, создавать программы, которые целенаправленно работают над формированием ценностей.

1. Бахвалова А.А. Отличительные особенности услуги детско-юношеского // Вестник Российской академии естественных наук. – 2015. – № 19(3). – С. 79-81.
2. Ветитнев А.М., Оргина Е.В. Управление рынком детского оздоровительного туризма: монография. – Москва: Инфра-М, 2012. – 138 с.
3. Гомилевская Г.А. Детский туризм как социально-экономическая форма образования школьников // Научное обозрение: теория и практика. – 2017. – № 10. – С. 90-99.
4. Зеленкова С.М. Детско-подростковая экспедиция: коррекция и профилактика девиантного поведения // Социальная педагогика. – 2011. – № 3. – С. 75-81.
5. Значительная доля детских поездок в регионах организуется без официального оформления. 30 марта 2026г. Текст: электронный. – URL: <https://rst.ru/novosti/novosti-turizm/znachitelnaya-dolya-detskih-poezdok-v-regionah-organizuetsya-bez-oficialnogo-oformleniya.html>
6. Как развивается в России рынок детского туризма: вызовы и бизнес-потенциал. 01 июня 2026г. Текст: электронный. – URL: <https://sber.pro/publication/kak-razvivaetsya-v-rossii-rinok-detskogo-turizma-vizovi-i-biznes-potentsial/>
7. Колесниченко Е.С. Развитие детского оздоровительного туризма в социально-экономической системе воспроизводства человеческого потенциала: автореф. дис...канд. экон. наук. – Москва: РГСУ, 2009. 26с.
8. Морозов М.А. Маркетинговое исследование российского рынка детского туризма // Маркетинг в России и за рубежом, 2004. №2. С.18-26.
9. О детском и юношеском туризме: модельный закон Содружества Независимых Государств от 4 декабря 2004 г. – Информационный бюллетень Межпарламентской Ассамблеи СНГ. 2005. №35. С. 21-45.
10. «Об основах туристской деятельности в Российской Федерации» федеральный закон от 24 ноября 1996 года №122-ФЗ / Консультант. Плюс Текст: электронный. – URL:https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_12462/bb9e97fad9d14ac66df4b6e67c453d1be3b77b4c/
11. Оргина Е.В.? Ветитнев А.М. Формирование системы детского оздоровительного туризма и ее регулирование на основе государственно-частного партнерства // Вестник Сочинского государственного университета туризма и курортного дела, 2011. – № 3.
12. Остапец А.А. Педагогика и психология туристско-краеведческой деятельности учащихся. – Москва: РМАТ, 2001. – 87 с.
13. Чумичева О.Н. Управление конкурентоспособностью детского туризма в России: дис канд. экон. наук. – Москва: ГУУ, 2006.169 с.

Сведения об авторах

Т.А. Борзова, кандидат культурологии, доцент, г. Владивосток, Россия

А.П. Щипачева, аспирант, г. Владивосток, Россия

УДК 004.891.2

ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРОТОКОЛОВ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОПЕРАЦИЙ ЛАЗЕРНОГО АДДИТИВНОГО ПРОИЗВОДСТВА

Н.А. Борисенко, магистрант

Владивостокский государственный университет

В.В. Грибова, преподаватель

*Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН
Владивосток, Россия*

Аннотация. Данное исследование посвящено анализу и выбору наиболее эффективных подходов к трансформации текстовых корпусов в машинопонимаемое структурированное представление. В качестве предварительной подготовки текстов были проанализированы и использованы различные методы нормализации, такие как очистка шумовых символов, обработка синтаксических и орфографических ошибок с использованием инструментов Python-библиотек

Ключевые слова и словосочетания: лазерное аддитивное производство, машинопонимаемость текста, большие языковые модели, обработка естественного языка, технологические операции.

FORMALIZING LASER ADDITIVE MANUFACTURING PROCESS OPERATION PROTOCOLS FOR MACHINE-INTERPRETABLE REPRESENTATION

Abstract. This study is devoted to the analysis and selection of the most effective approaches to transforming textual corpora into a machine-interpretable structured representation. As part of the preliminary text preparation stage, various normalization methods were analyzed and applied, including the removal of noisy characters and the correction of syntactic and spelling errors using tools provided by Python libraries

Keywords: laser additive manufacturing; machine interpretability of text; large language models; natural language processing; process operations

Введение

В начале 1980-х начали развиваться новые методы производства деталей, основанные на послойном изготовлении изделия по трехмерной модели, полученной в САПР¹, за счет добавления материала в виде пластиковых, керамических, металлических порошков и их связи термическим, диффузионным или клеевым методом [1]. Группа этих технологий на западе получила название «аддитивное производство». За три десятилетия технология перешла от изготовления прототипов к непосредственному получению готовых функциональных изделий [14]. Аддитивные технологии активно применяются в высокотехнологичных отраслях, включая авиастроение, атомную промышленность и медицину, позволяя изготавливать изделия сложной геометрии с высокой экономической эффективностью.

В настоящее время существует несколько десятков разновидностей технологии, каждая из которых имеет свои особенности и области применения. Одной из наиболее перспективных и востребованных является лазерное аддитивное производство, которое использует лазер для плавления материала и послойного формирования объекта. Эта технология позволяет достигать высокой точности и качества изделий, что делает её особенно актуальной для сложных и ответственных сфер, таких как авиация и медицина [6].

Лазерное аддитивное производство предъявляет высокие требования к профессиональной подготовке инженеров, включая глубокие знания в области физико-химических свойств материалов, специфики применяемых сплавов, параметров режимов наплавки, а также обязательного соблюдения нормативных требований. Инженеры должны быть особенно компетентны и обладать высокой квалификацией в области настройки режимов лазерного наплавления, учитывая широкий спектр технологических нюансов [2].

Объем информации, необходимой для принятия обоснованных технологических решений, чрезвычайно велик, и даже незначительные ошибки в параметрах могут привести к дефектам изделий или повреждению оборудования. В таких условиях актуальной становится задача создания и ведения структурированного архива (библиотеки) протоколов (технологических карт) операций лазерной обработки, который позволяет систематизировать данные, сокращать временные затраты на поиск и обработку информации, а также представляет собой единый источник проверенных сведений для инженеров.

Автоматизация пополнения архива путем преобразования текстовых протоколов в машинопонимаемое представление делает возможным оперативное включение в него новых данных, поддержание их актуальности, а также делает возможным дальнейшее использование этих сведений в аналитических и прикладных задачах и способствует повышению эффективности работы персонала.

¹ САПР – Система автоматизированного проектирования или система автоматизации проектных работ.

Текстовые представления и выходные данные

В качестве входных данных были использованы протоколы технологических операций, представляющих собой описания процессов лазерной наплавки, включающие несколько ключевых разделов. Вначале указывается общая информация о протоколе: его номер, дата, цель и место проведения. Далее описываются условия окружающей среды, за которыми следуют техническое задание и используемые материалы. Затем подробно приводятся требования к результату (например, геометрические параметры), характеристики применяемого оборудования, а также параметры выполнения операции: настройки лазерного излучения, режимы подачи технологических газов и материала, параметры движения установки. Завершается протокол указанием результата выполненной операции.

Протоколы технологических операций сохраняются в облачной базе данных на платформе IACPaaS, представляющей собой централизованное хранилище (архив, библиотеку) формализованных, машинопонимаемых описаний операций лазерной аддитивной обработки металлических материалов. Регулярное пополнение этого хранилища осуществляется после завершения и протоколирования очередной технологической операции, разработанной и реализуемой сотрудниками Центра инженерных разработок ИАПУ ДВО РАН. В перспективе для пополнения базы могут использоваться также протоколы технологических операций (по технологии направленного энерговклада), выполняемые другими научно-исследовательскими и производственными коллективами (рис.1).

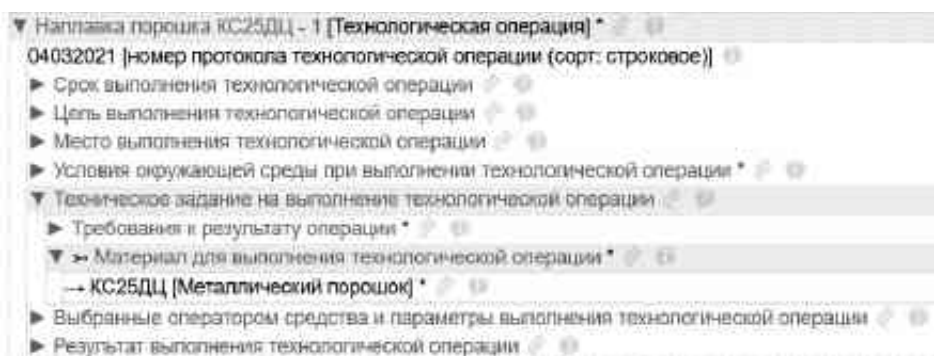


Рис. 1. Фрагмент протокола технологической операции на платформе IACPaaS

Предполагается два основных формата выходного представления в JSON: универсального и онтологоориентированного. Универсальный формат отличается простотой структуры: все атрибуты обозначаются англоязычными ключами (например, title, name, path, comment), а дочерние элементы дерева группируются под общим атрибутом successors, что делает формат удобным для универсальной обработки и отображения. В онтологоориентированном формате структура более специализирована: атрибуты получают префикс \$ (например, \$name, \$path), а дочерние элементы не объединяются под единым ключом, а распределяются по отдельным атрибутам, названия которых соответствуют типам (метавершинам) этих элементов. Это облегчает навигацию и выборку элементов определённого типа, что особенно важно при использовании онтологий и семантического анализа данных [5].

Этапы процесса трансформации

В исследовании были рассмотрены современные подходы и инструменты, предназначенные для преобразования неструктурированных текстов в машинопонимаемое структурированное представление. На основании полученных результатов был сформирован многоэтапный пайплайн.

Первым этапом в рассматриваемом пайплайне является предварительная подготовка текстовых данных, включающая процедуры нормализации, такие как удаление шумовых символов, приведение к единому регистру, коррекция орфографических и синтаксических ошибок, для исключения артефактов, которые могут исказить интерпретацию содержания.

Из очищенного текста извлекается семантически релевантное представление, пригодное для машинной обработки. Для этого используются методы векторизации, токенизации и/или, получение эмбеддингов с помощью предобученных языковых моделей, таких как SBERT. Эти эмбеддинги представляют собой плотные векторы, отражающие контекстуальное и смысловое

содержание фрагментов текста, что обеспечивает сохранение логических связей и семантики при переходе к формальным структурам.

Заключительным этапом является передача полученных векторных представлений в трансформерную модель T5, которая выполняет семантическое преобразование, превращая эмбединги и сопровождающие текстовые сигналы в формализованные описания. Предложенный пайплайн обеспечивает полный процесс преобразования неформализованного текста в структуру, пригодную для автоматической обработки. Полученный файл в формате JSON затем импортируется в архив протоколов на платформе IACPaaS с использованием предоставляемого API (рис. 2).

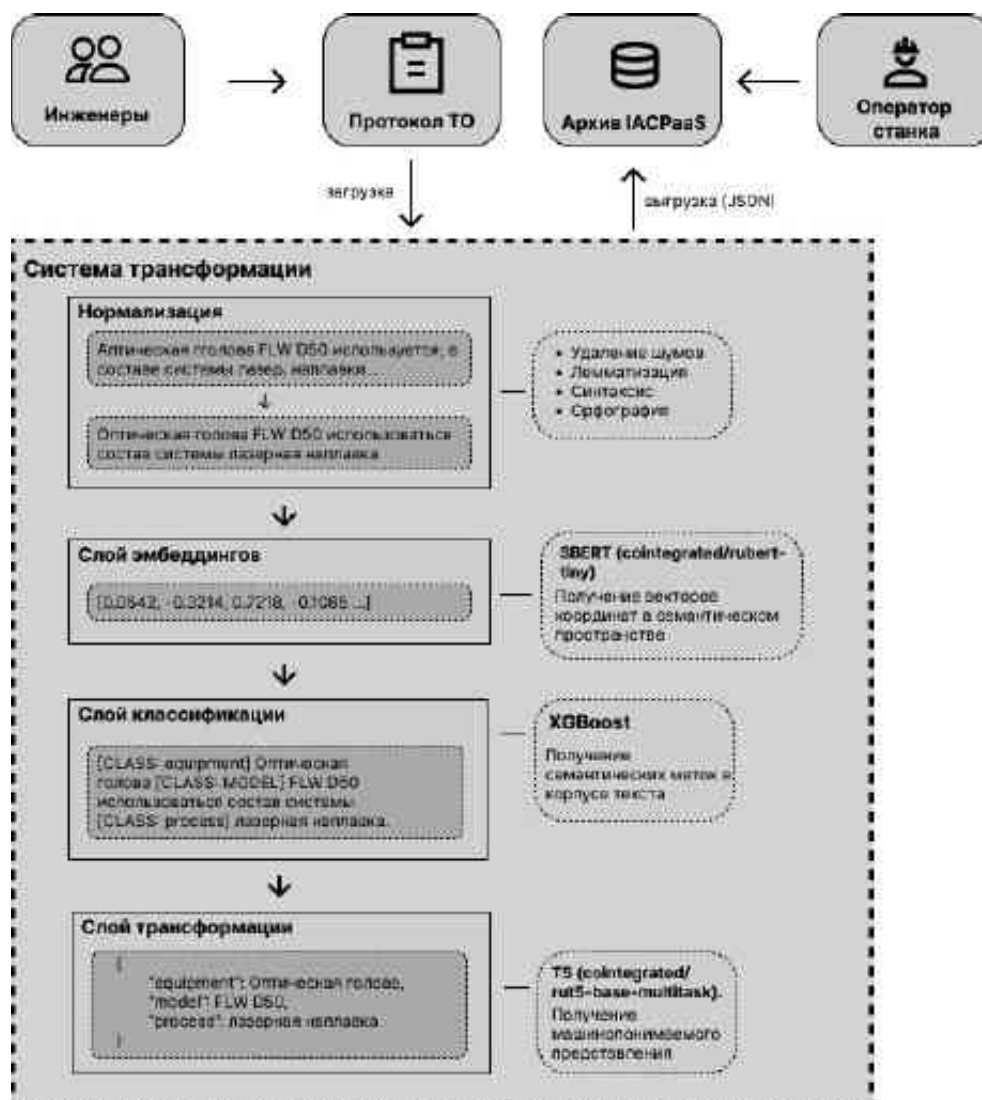


Рис. 2. Схема и применение системы трансформации

Нормализация входных данных

На этапе предварительной обработки текстов нормализация играет ключевую роль в обеспечении чистоты и единообразия данных. Её основное назначение — устранение шумовых символов, приведение текста к единому регистру, удаление пунктуации, стандартизация числовых выражений и единиц измерения. Это позволяет устранить артефакты ввода и обеспечить однозначность дальнейшей интерпретации. Например, символы табуляции, спецзнаки и форматирующие символы, такие как `\t` и `\n`, удаляются для получения чистого текстового фрагмента. Приведение к нижнему регистру и удаление знаков препинания позволяют избежать лишней вариативности, а стандартизация чисел и единиц измерения обеспечивает корректную обработку физических параметров, что критично для технических данных [3].

Нормализация также решает более тонкие задачи: исправление орфографических и синтаксических ошибок, лемматизация¹ и стемминг², удаление стоп-слов и шумов. Эти операции позволяют сократить влияние вариативных и неинформативных компонентов текста и повысить качество семантического анализа. Всё это критически важно в контексте рассматриваемого пайплайна, поскольку даже незначительные искажения на этом этапе могут привести к существенным ошибкам в интерпретации и классификации данных на последующих этапах [9].

Для оценки качества нормализации были использованы восемь фрагментов из текстовых протоколов, содержащих параметры, обозначения оборудования и формулировки условий. Входной корпус включал фразы с различными типами «шума»: пунктуацией, вариативностью написания, лишними словами, разным порядком слов и регистрами:

- *Исходный текст*: «Мощность: 700 ватт.», «Диаметр пучка ~ 0,98мм!», «Голова: FLW d-50», «Температура: около 300К».

- *Нормализованный текст*: «мощность 700Вт», «диаметр пучка 0 98мм», «оптическая голова FLW D50», «температура 300».

- *Эталон*: «мощность 700Вт», «диаметр пучка 0.98мм», «оптическая голова FLW D50», «температура 300К».

Оценка достаточности и адекватности нормализации проводится с помощью следующих меток качества:

- *BLEU* (от 0 до 1): оценивает совпадение нормализованного текста с эталоном по n-граммам. (>0.8 — высокая точность и лексическая близость, ~0.5–0.7 — приемлемый результат, <0.4 — значительное расхождение).

- *METEOR* (от 0 до 1): точность, полнота, порядок и морфологическое сходство. (>0.85 — высокое лексико-семантическое соответствие, 0.6–0.85 — хорошее или среднее качество, <0.6 — риск смыслового искажения).

- *Edit Distance* (расстояние Левенштейна) (натуральные числа): количество изменений, необходимых для получения эталона. (0 — идентичные строки (лучший результат), 1–3 — незначительные правки, >5 — значительное вмешательство в текст, требующее анализа на смысловую корректность).

Преобразование текстового корпуса в машинопонимаемое представление

Токенизация и векторизация представляют собой фундаментальные этапы в процессе преобразования текстов в структурированное, машинопонимаемое представление.

Токенизация выполняет разбиение текста на минимальные смысловые единицы — токены (слова, подслова или символы), подготавливая его к дальнейшей обработке. Выбор метода токенизации, от простого разделения по пробелам до нейросетевых подходов, влияет на способность модели воспринимать редкие и сложные термины, характерные для технических текстовых корпусов [16].

Векторизация преобразует текст в числовую форму, с которой может работать модель и играет решающую роль в генерации. Суть векторизации заключается в преобразовании токенов в числовые представления — векторы, отражающие статистическую или семантическую информацию. Простые методы (BoW, TF-IDF) учитывают только частотные характеристики, в то время как современные модели, такие как SBERT, формируют контекстуальные эмбединги, способные улавливать смысл слов с учётом их лексического окружения [12].

В рамках данного исследования модель SBERT рассматривается в качестве вспомогательного инструмента для промежуточной семантической разметки текстового корпуса. Фрагменты текста преобразуются в эмбединги — векторы фиксированной длины, отражающие семантическое содержание фрагментов текста [19]. Эти числовые представления позволяют сравнивать тексты между собой, группировать их, определять тип содержимого и искать смысловые аналогии.

После извлечения эмбединги могут классифицироваться алгоритмами с учителем или кластеризоваться алгоритмами без учителя по семантическим категориям, что позволяет присвоить каждому фрагменту соответствующую метку (например, параметр, материал, оборудование и т. д.) [13]. Такая разметка служит основой для последующей структурной трансформации (рис. 3).

¹ Лемматизация — процесс приведения слова к лексической норме (лемме), которая соответствует его грамматической категории, учитывая часть речи, морфологические признаки и контекст (пр.: наносились — наносить, бегающих — бегать).

² Стемминг — упрощённый метод, при котором от слова отсекаются окончания, суффиксы и приставки с целью выделить «корень» (стем) (пр.: наносились — нанос, бегающих — бега).

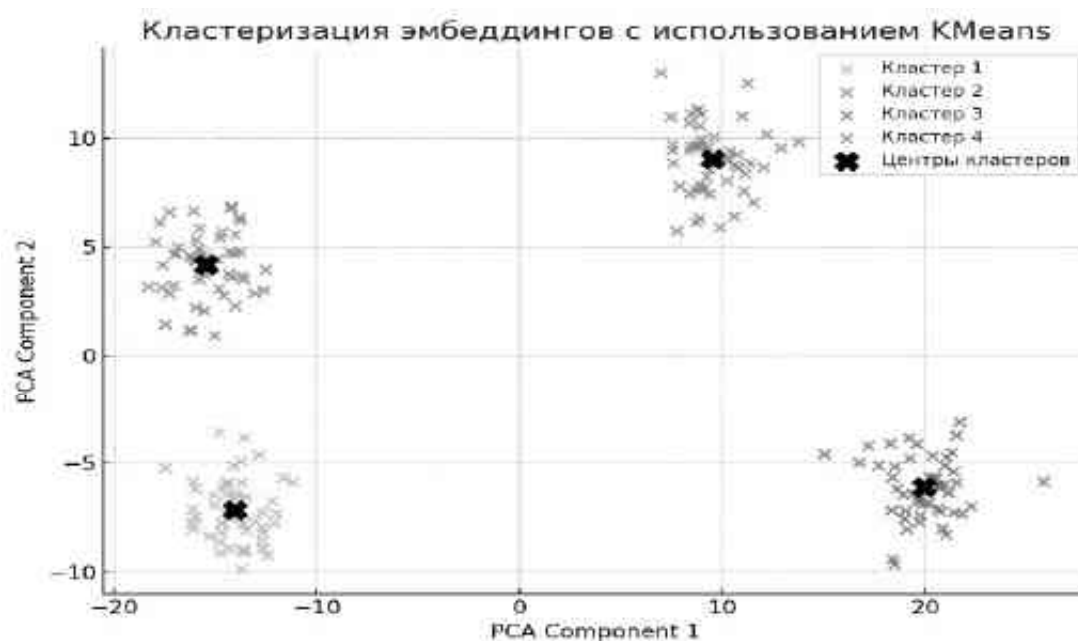


Рис. 3. Визуализация кластеризации эмбедингов с использованием KMeans, проецированном с помощью PCA

Пример: «[CLASS: equipment] Оптическая голова [MODEL: FLW D50] используется в составе системы [CLASS: process] лазерной наплавки. [CLASS: parameter] Мощность излучения составляет [VALUE: 700 Вт], а [CLASS: parameter] диаметр пучка равен [VALUE: 0.98 мм]. [CLASS: material] Порошок марки [GRADE: ПГ-ЮНХ16СР3] подаётся через [CLASS: feeder] ПП7103-1.»

Инструменты для кластеризации и классификации были отобраны и проанализированы на основании их функциональной релевантности и популярности (таблицы 1, 2).

Таблица 1

Метод	Описание
KMeans	Центроидная кластеризация, требует указания числа кластеров.
DBSCAN / HDBSCAN	Плотностная кластеризация, определяет количество кластеров автоматически.
Agglomerative Clustering	Иерархическая кластеризация, объединение по близости.
FAISS	Поиск ближайших соседей в векторном пространстве (для кластеризации и поиска аналогий).
Косинусная близость	Метрика для оценки семантической близости между эмбедингами.

Таблица 2

Методы кластеризации

Метод	Описание
LogReg (Логистическая регрессия)	Линейный классификатор, эффективен на простых и интерпретируемых данных.
XGBoost (Градиентный бустинг)	Мощный ансамблевый алгоритм градиентного бустинга для табличных и эмбединг-данных.
DeepPavlov	Фреймворк для задач классификации, извлечения сущностей (NER), диалогов и др.

Для выбора наиболее эффективного инструмента результаты экспериментов сравнивались по матрицам ошибок и основным метрикам качества. Анализ представленных инструментов позволяет выделить следующие конфигурации пайплайна трансформации текстов в структурированное представление:

1. Текст → Нормализация → TF-IDF → T5
2. Текст → Нормализация → FastText → T5
3. Текст → Нормализация → Whitespace Tokenization → T5
4. Текст → Нормализация → WordPiece / SentencePiece Tokenization → T5
5. Текст → Нормализация → BPE/Character-level Tokenization → T5
6. Текст → Нормализация → SBERT → T5
7. Текст → Нормализация → SBERT → KMeans → T5
8. Текст → Нормализация → SBERT → DeepPavlov → T5
9. Текст → Нормализация → SBERT → DBSCAN → T5
10. Текст → Нормализация → SBERT → HDBSCAN → T5
11. Текст → Нормализация → SBERT → Agglomerative Clustering → T5
12. Текст → Нормализация → SBERT → Косинусная близость → T5
13. Текст → Нормализация → SBERT → FAISS → T5
14. Текст → Нормализация → SBERT → LogReg → T5
15. Текст → Нормализация → SBERT → XGBoost → T5

Оптимальный метод выбирался по качеству итогового результата. При этом особое внимание уделяется не только формальной корректности преобразования, но и сохранению семантики, точности структуры, а также соответствию целевым задачам. Для объективной оценки используются как лексико-синтаксические, так и семантические метрики, каждая из которых фиксирует определенный аспект качества:

- **F1-score** (от 0 до 1): гармоническое среднее между **Precision** (точностью) и **Recall** (полнотой) (используется при нормализации с аннотацией токенов). (>0.9 — высокая точность и полнота выделения целевых элементов, ~0.7–0.9 — приемлемый уровень, <0.6 — слабое соответствие разметке).

- **BLEU** (от 0 до 1): n-граммное совпадение между результатом и эталоном. (>0.8 — высокое сходство, ~0.5–0.7 — допустимое качество, <0.4 — сильное расхождение).

- **ROUGE** (от 0 до 1): оценивает полноту и длину совпадений ключевых фраз. (>0.8 — значительное сохранение информации, <0.5 — риск потери критически важных фрагментов).

В процессе первичного тестирования пайплайна в качестве базовых моделей были выбраны мультязычные архитектуры: модель **T5 (google/t5-base)** и модель **SBERT (paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2)**. Эти модели использовались как базовый вариант для проверки основных этапов обработки, позволяя провести первичную оценку качества трансформации, сопоставления и генерации семантически значимых структур.

По результатам первичного тестирования экспериментальный набор моделей был расширен за счёт русскоязычных и дообученных архитектур, адаптированных к техническому корпусу текстов на русском языке. В качестве кандидатов для дальнейшего отбора и анализа были выбраны следующие модели:

Модели T5: sberbank-ai/ruT5-small, sberbank-ai/ruT5-base, cointegrated/rut5-base-multitask, google/mt5-small, google/mt5-base, google/t5-base.

Модели SBERT: paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2, cointegrated/rubert-tiny, cointegrated/LaBSE-en-ru, distiluse-base-multilingual-cased-v1, LaBSE (Google), paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2.

Нормализация текстового корпуса

В рамках проведенного эксперимента по оценке эффективности различных методов нормализации текстов были последовательно протестированы шесть этапов предобработки на 8 текстовых корпусах, включающих:

- удаление шума и стоп-слов;
- лемматизация;
- стемминг;
- исправление орфографических и синтаксических ошибок;

А также две комплексные конфигурации, сочетающие вышеуказанные методы:

- удаление шума, лемматизация, синтаксис и орфография
- удаление шума, стемминг, синтаксис и орфография.

Результаты анализа (рис. 4) показывают, что наилучшие значения BLEU и METEOR достигаются при использовании комбинированных стратегий нормализации (шаги 5 и 6), демонстрируя улучшение лексико-семантической точности. При этом минимальное расстояние Левенштейна (в среднем 2 единицы) зафиксировано также на последних двух шагах, что свидетельствует о высоком уровне текстовой близости к исходной целевой форме.

На основании метрик можно заключить, что наиболее эффективным является метод: *удаление шума, лемматизация, синтаксис и орфография*.

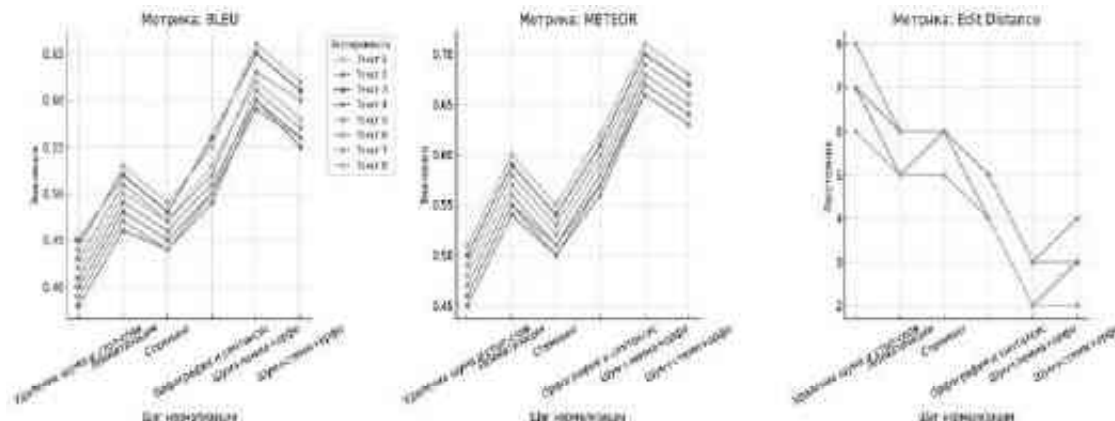


Рис. 4. Графики по метрикам качества нормализации BLEU, METEOR, Edit Distance

Сравнительный анализ методов определения семантических меток

Анализ матриц ошибок показал превосходство методов классификации над алгоритмами кластеризации в задаче семантической идентификации технических фрагментов текста. Наилучшие результаты продемонстрировала модель XGBoost – точность классификации свыше 85% по всем категориям, что указывает на высокую способность к корректной интерпретации входных данных. Алгоритмы кластеризации без учителя, включая KMeans, DBSCAN, HDBSCAN и Agglomerative Clustering, характеризуются слабым дифференцированием классов, что ограничивает их применение в рамках настоящего исследования (рис. 5).

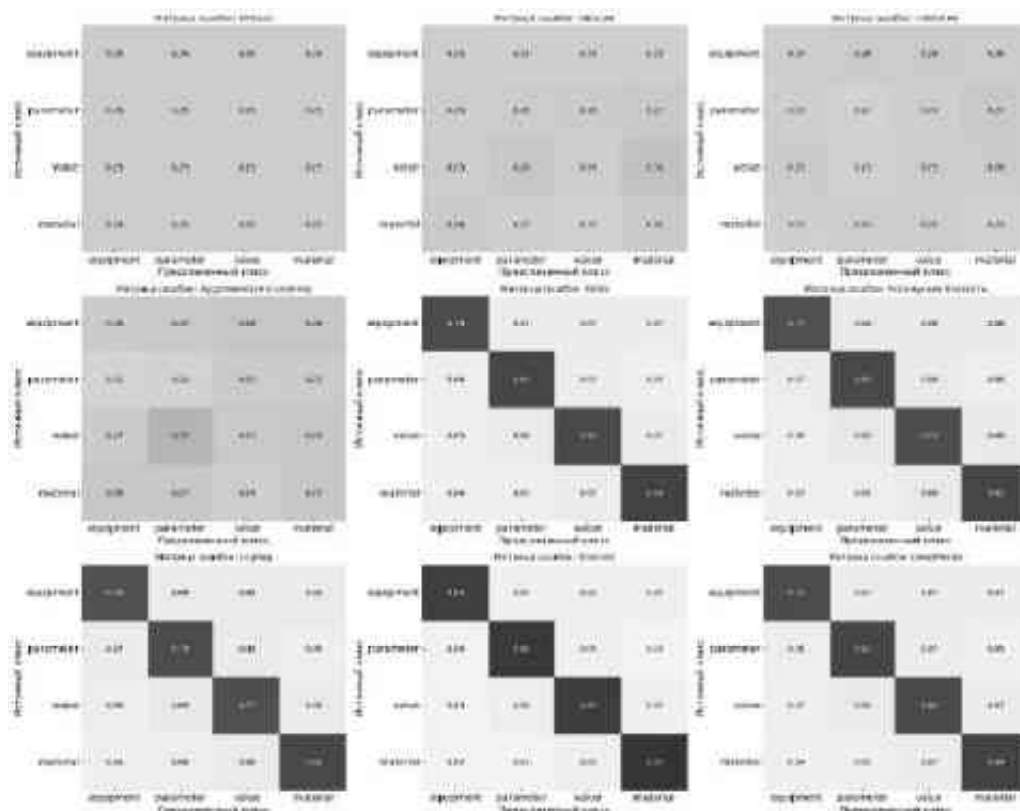


Рис. 5. Матрицы ошибок методов определения семантических меток

Сравнительный анализ конфигураций пайплайна

Результаты, представленные на графике, демонстрируют, что использование эмбедингов SBERT обеспечивает существенно более высокие показатели качества по всем основным метрикам. Это подтверждает, что SBERT позволяет лучше сохранить смысловую структуру технического текста, и обеспечить наиболее точное соответствие генерации эталонному представлению. Благодаря этим преимуществам SBERT может рассматриваться как подходящий инструмент для включения в процесс интеллектуальной обработки технических документов (рис. 6).

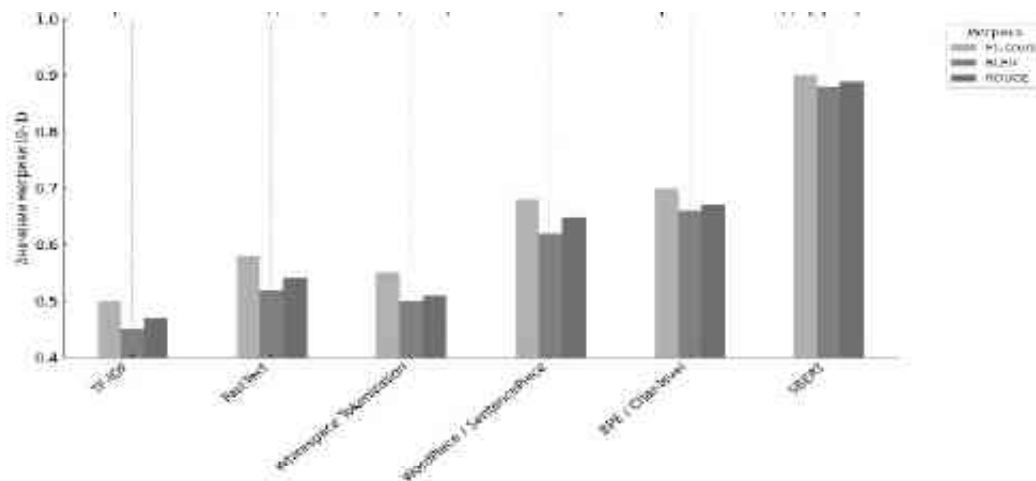


Рис. 6. Превосходство подхода SBERT

Для выбора оптимальной модели семейства SBERT, способную адекватно захватывать контекст и структурные особенности предметной области, были протестированы несколько моделей семейства SBERT, включая как мультиязычные, так и адаптированные к русскому языку варианты. Целью эксперимента стало определение модели, обеспечивающей наилучшие показатели по ключевым метрикам качества генерации (рис. 7).

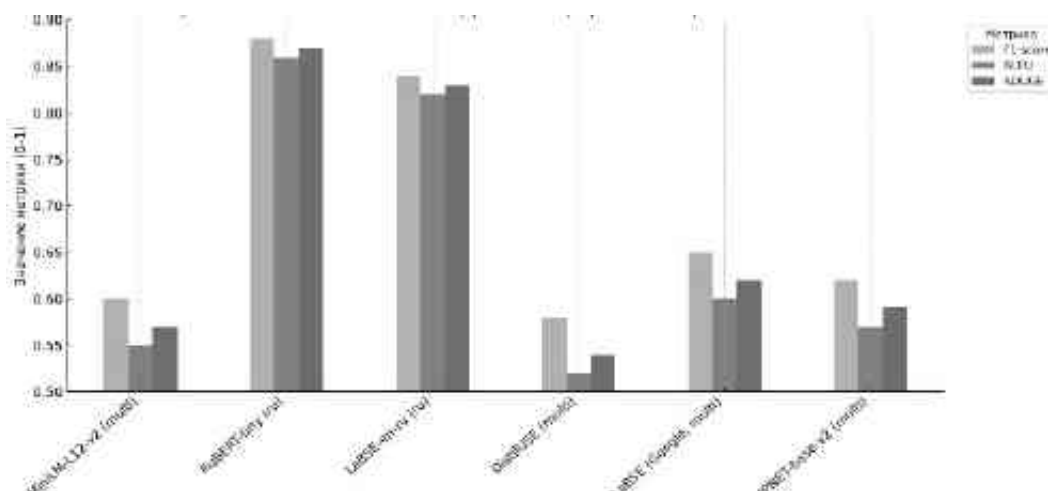


Рис. 7. График результатов моделей SBERT

Результаты проведенного сравнительного анализа подтверждают, что для задач семантической интерпретации и генерации на русском техническом корпусе наилучшим выбором являются специализированные русскоязычные модели — в частности, **cointegrated/rubert-tiny** и **cointegrated/LaBSE-en-ru**.

Важным этапом стало сравнение различных моделей T5, ориентированных как на русскоязычные, так и на мультиязычные корпуса. Целью эксперимента стало выявление оптимальной архитектуры T5, обеспечивающей наилучшее качество трансформации в связке с входными эмбедингами (рис. 8).

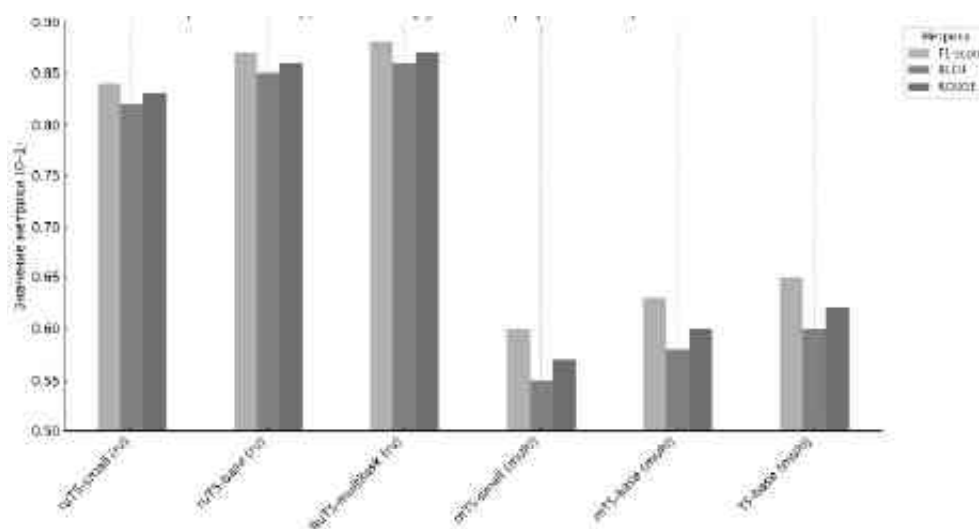


Рис. 8. График результатов моделей T5

Результаты тестирования показали преимущество моделей, обученных на русскоязычных корпусах. Модели **sberbank-ai/ruT5-base** и **cointegrated/rut5-base-multitask** продемонстрировали наивысшие значения по всем метрикам, что свидетельствует о высокой способности к адекватной генерации технических фрагментов. Даже упрощённая модель **ruT5-small** показала себя значительно лучше, чем мультиязычные аналоги.

Исходя из результатов проведенных экспериментов была выявлена наиболее эффективная конфигурация пайплайна:

Текст → Нормализация (удаление шума, лемматизация, синтаксис и орфография) → SBERT (cointegrated/rubert-tiny) → классификатор (XGBoost) → T5 (cointegrated/rut5-base-multitask).

Заключение

В ходе исследования была разработана система трансформации текстовых описаний технологических операций лазерного аддитивного производства в машинопонимаемое представление. Проведённые эксперименты показали, что связка SBERT и T5 позволяет достаточно точно извлекать параметры и преобразовывать корпуса текстов в структурированный вид. Это подтверждает возможность использования предложенного подхода для обработки технических текстов и последующего извлечения из них значимой информации.

Работа выполнена в рамках государственного задания ИАПУ ДВО РАН (тема № FFWF-2025-0004).

1. Академия наук СССР. Известия Академии наук СССР. Серия физическая. — 1983. — Т. 47. — С. 834–1664.
2. Аддитивные технологии: настоящее и будущее: материалы VII Международной конференции, 07–08 октября 2021 г. — 2021.
3. Автоматическая обработка текстов на естественном языке и анализ данных / Е. И. Большакова, К. В. Воронцов, Н. Э. Ефремова, Э. С. Клышинский, Н. В. Лукашевич, А. С. Сапин. — Москва: НИУ ВШЭ, 2017. — С. 107–153.
4. Восстановление деталей с помощью лазерной наплавки. Современное решение для продления срока службы деталей Текст: электронный. — URL: <https://laserstore.ru/blog/lazernaya-naplavka> (дата обращения: 22.03.2025).
5. JSON-представление информационных ресурсов Текст: электронный. — URL: <https://iacraas.dvo.ru/infores> (дата обращения: 22.03.2025).
6. Корсмик Р. С. Формирование наплавленного металла при лазерной наплавке и прямом лазерном выращивании с применением проволок // Znanstvena Misel. — 2019. — № 2-1(27). — С. 43–49.
7. Марочник стали и сплавов Текст: электронный. — URL: <https://www.splav-kharkov.com/main.php> (дата обращения: 22.03.2025).
8. Мусаев А. А., Григорьев Д. А. Обзор современных технологий извлечения знаний из текстовых сообщений // Компьютерные исследования и моделирование. — 2021. — Т. 13, № 6. — С. 1291–1315.
9. Обзор открытых решений для исправления опечаток / блог компании NAUMEN. — 2019. — С. 3–8.

10. Особенности формирования упрочняющих покрытий при плазменной порошковой наплавке / И. А. Романчук, В. С. Голубев, И. И. Вегера // Машиностроение и техносфера XXI века: сборник трудов XXVII Международной научно-технической конференции. — Донецк: Донецкий национальный технический университет, 2020. — С. 342–345.
11. Смирнов И. В. Интеллектуальный анализ текстов на основе методов разноуровневой обработки естественного языка. — Москва : ФИЦ ИУ РАН, 2023. — С. 29–41.
12. Aarsen T. Sentence Transformers: Multilingual Sentence, Paragraph, and Image Embeddings using BERT & Co. — URL: <https://github.com/UKPLab/sentence-transformers> (accessed: 22.03.2025).
13. Natural Language Processing with Python / S. Bird, E. Klein, E. Loper. — 2009. — Ch. 7.
14. Laser metal deposition as repair technology for Inconel 718 / L. Cano-Salinas, M. Salem, K. Mous-saoui, S. Le Roux, A. Hor, R. Zitoune // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. — P. 2193–2208.
15. Computing Embeddings. — URL: <https://sbert.net/examples/applications/computing-embeddings/> (accessed: 22.03.2025).
16. Attention in Natural Language Processing / A. Galassi, M. Lippi, P. Torroni // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. — 2021. — Vol. 32, № 10. — P. 4291–4308.
17. Goldberg Y. Neural Network Methods for Natural Language Processing. — Bar-Ilan University, 2017. — P. 29–44.
18. Knowledge Distillation of Russian Language Models with Reduction of Vocabulary / A. Kolesnikova, Y. Kuratov, V. Konovalov, M. Burtsev. — 2022. — P. 12–15.
19. Loss Overview. — URL: https://sbert.net/docs/sentence_transformer/loss_overview.html#loss-overview (accessed: 22.03.2025).

Сведения об авторах

Н.А. Борисенко, магистрант, Владивостокский государственный университет, г. Владивосток, Россия

В.В. Грибова, преподаватель, Владивостокский государственный университет, г. Владивосток, Россия

УДК 656.011.56

СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ ПЕРЕВОЗКИ СКОРОПОРТЯЩИХСЯ ГРУЗОВ С УЧЁТОМ СОВРЕМЕННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

В.С. Бугаёв, магистрант

Е.В. Тунгусова, канд экон наук, доцент

*Владивостокский государственный
Владивосток, Россия*

Аннотация. В статье рассматриваются проблемы логистики скоропортящихся грузов и способы их решения с помощью современных технологий. Освещены роль температурного мониторинга, возможности IoT-датчиков, а также интеграция WMS и TMS-систем. Показано, как цифровизация помогает сократить потери, оптимизировать маршруты и повысить надёжность доставки

Ключевые слова: температурный мониторинг, IoT, TMS, WMS, температурный датчик, скоропортящиеся грузы.

IMPROVING THE TRANSPORTATION OF PERISHABLE GOODS USING MODERN TECHNOLOGIES

Abstract. This article examines the challenges of perishable cargo logistics and how to address them using modern technologies. It highlights the role of temperature monitoring, the capabilities of IoT-sensors, and the integration of WMS and TMS systems. It demonstrates how digitalization helps reduce losses, optimize routes, and improve delivery reliability.

Keywords: temperature monitoring, IoT, TMS, WMS, temperature sensor, perishable goods.

Скоропортящиеся грузы представляют собой товары, качество которых быстро меняется и требует особых условий для транспортировки и хранения. Организация перевозки таких товаров связана с рядом сложностей. Во первых, это необходимость соблюдения особых темпе-