

Пермский филиал федерального государственного автономного
образовательного учреждения высшего образования
Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики»

Факультет социально-экономических и компьютерных наук

Соломатин Роман Игоревич

**РАЗРАБОТКА САЙТА ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО СБОРА, АНАЛИЗА
И ВИЗУАЛИЗАЦИИ ИНФОРМАЦИИ ПО ЭТИЧНОСТИ КОМПАНИЙ**

Выпускная квалификационная работа

студента образовательной программы «Программная инженерия»
по направлению подготовки 09.03.04 Программная инженерия

Руководитель
к.т.н., доцент кафедры
информационных технологий в
бизнесе НИУ ВШЭ-Пермь

А. В. Бузмаков

Пермь, 2023 год

Аннотация

В данной работе проведен анализ этичности разных компаний.

В первой главе находится описание используемых алгоритмов.

Во второй главе представлено проектирование системы.

В третьей главе представлена реализация системы.

В четвертой главе представлено тестирование работы системы.

Количество страниц – 19, количество иллюстраций – 5, количество таблиц – 0.

Оглавление

Введение	4
Глава 1 Анализ предметной области.....	7
1.1 Способы оценки этичности компаний	7
1.2 Анализ существующих решений	7
1.3 Алгоритмы для анализа текста	8
1.3.1 BERT	9
1.3.2 Sentence BERT	11
1.3.3 CLIP	11
1.4 Методы	12
1.5 Анализ требований к системе	12
1.6 Выводы главы	12
Глава 2 Проектирование системы	14
2.1 Проектирование базы данных	14
2.2 Проектирование архитектуры системы	14
2.2.1 Проектирование серверной части	14
2.2.2 Проектирование клиентской части	14
Глава 3 Реализация системы	15
3.1 Реализация серверной части	15
3.1.1 Реализация API	15
3.1.2 Реализация парсера banki.ru	15
3.1.3 Реализация парсера spravni.ru	15
3.1.4 Реализация модуля обработки текста	15
3.1.5 Дообучение модели	15
3.2 Реализация клиентской части	15
Глава 4 Тестирование системы	16
Заключение	17
Библиографический список	18

Введение

Этика компаний – это разделяемые всеми сотрудниками организации правила и нормы, ценности и убеждения, манера общения и другие факторы, которые регламентируют поведение и взаимодействия членов компании. Существует 3 уровня этики компаний[1]:

1. мировой – отвечает за увеличение общественного благосостояния, обеспечение рабочих мест, научно-технические инновации и модернизацию производственных процессов и т. д.
2. макроуровень – отвечает за принципы рыночной конкуренции, информационной прозрачность и равнодоступности для всех участников рынка и т. д.
3. микроуровне – отвечает за доверие и отсутствие дискриминации в отношениях между контрагентами, между сотрудниками и менеджерами, морально-нравственный климат в организации и т. д.

В данной работе будет рассматриваться этика на микроуровне.

Этичность компаний уже давно вызывает озабоченность, особенно их поведение в спорных ситуациях и предоставление услуг, ориентированных на клиента. В последние годы все большее внимание уделяется оценке этичности компаний[2, 3, 4], особенно в банковском секторе и через призму экологических, социальных и управленческих факторов (ESG). Необходимость в таких оценках становится все более острой по мере того, как общество продолжает бороться с последствиями неправомерных действий корпораций и более широким воздействием корпоративной деятельности на общество и окружающую среду.

В настоящее время существует несколько сервисов, которые призваны оценивать этику компании на основании финансовых показателей¹ и судебных дел². Это привело к ситуации, когда отдельные лица должны проводить свои собственные исследования, чтобы определить насколько этична компания. Это часто включает в себя просмотр отзывов с различных веб-сайтов, что может занять много времени и не всегда может

¹<https://kontur.ru/expert>, <https://www.esphere.ru/products/spk/financial>

²<https://proverki.gov.ru/portal/public-search>

дать исчерпывающую или точную картину, так как не включает в себя качество обслуживания.

Для решения этой проблемы реализована система, которая собирает и анализирует отзывы потребителей с различных веб-сайтов, чтобы дать более полную и точную оценку этической практики компании. Затем собранные данные анализируются с помощью различных методов, таких как обработка естественного языка и машинного обучения, для выявления закономерностей и тенденций, связанных с этической практикой компании. Полученный анализ может быть использован для разработки более надежной и достоверной системы оценки этичности компаний.

Объект исследования – деятельность компаний.

Предмет исследования – программные средства для оценки этичности деятельности компаний.

Цель работы – создание системы для оценки этичности компаний.

Исходя из поставленной цели, необходимо:

1. Провести анализ предметной области и требований
2. Реализовать систему
3. Провести тестирование системы

Этап анализа должен:

1. Анализ предметной области
2. Анализ требований к системе
3. Анализ существующих алгоритмов

Этап проектирования должен включать:

1. Проектирование серверной части
2. Проектирование модели для определения этичности
3. Проектирование клиентской части приложения

Этап реализации должен включать:

1. Описание сбора данных
2. Реализации модели
3. Реализации серверной части
4. Реализации клиентской части

Этап тестирования должен включать:

1. Тестирование модели
2. Тестирование серверной части
3. Тестирование клиентской части

В рамках работы будут рассматриваться следующие методы. . .

Глава 1 Анализ предметной области

бла бла бла

1.1. Способы оценки этичности компаний

Компаниям важно оставаться этичными, так как на долгосрочной перспективе это приносит большую прибыль и улучшает показатели бизнеса, чем неэтичный способ ведения бизнеса[5, 2]. Насколько этична компания можно рассматривать с двух сторон, самой компании и их клиентов. Со стороны компаний можно выделить факторы, которые можно получить из их отчетности:

- количество капитала, чтобы они не могли обанкротиться;
- какое влияние они вносят на окружающую среду;
- куда идут инвестиции[6].

Для пользователей одними из ключевых факторов можно выделить:

- качество пользовательского сервиса[7];
- насколько навязчивые услуги компании[8].

Кроме того, важно отметить, что оценка этики компании – это не одноразовый процесс, а скорее непрерывная попытка понять и оценить действия, политику и практику компании с течением времени. Это включает в себя рассмотрение соблюдения компанией отраслевых этических стандартов и передовой практики, а также мониторинг любых изменений в этической позиции компании с течением времени. Кроме того, участие в диалоге с компанией и консультации с организациями, специализирующимися на оценке корпоративной ответственности могут дать ценную информацию об этических практиках компании.

В этой работе для анализа текстов будут использоваться алгоритмы машинного обучения.

1.2. Анализ существующих решений

Сейчас данные об этичности компаний можно получить из агрегаторов отзывов и отчётности компаний. Агрегаторы отзывов позволяют собрать информацию о кли-

ентском обслуживании, а отчетность компаний о положении дел в целом. Но сейчас не существует способов, как можно оценить все вместе.

1.3. Алгоритмы для анализа текста

Алгоритмы машинного обучения для анализа текста получили широкое распространение для извлечения информации из неструктурированных данных с помощью больших помеченных наборов данных. Среди различных используемых методов несколько алгоритмов оказались особенно эффективными в этой области. К ним относятся мешок слов[9], TF-IDF[10], Word2Vec[11], ELMO[12], GPT[13] и BERT[14]. Каждый из этих алгоритмов обладает уникальными характеристиками, которые делают их хорошо подходящими для определенных приложений.

Модель представляет текстовые данные путем присвоения уникального номера каждому слову в документе. Этот метод прост в реализации, но не учитывает порядок слов в предложении. С другой стороны, модель TF-IDF представляет текстовые данные, учитывая как частоту слова в документе (TF), так и его редкость во всех документах корпуса (IDF). Этот подход может быть использован для определения важности слова в данном документе и обычно используется в задачах поиска информации и обработки естественного языка, но он не понимает контекста слов.

Word2Vec использует векторное представление слов, что позволяет алгоритму улавливать значение слов в сходных контекстах. Это позволяет более точно и изощренно представлять взаимосвязи между словами, что приводит к повышению производительности в таких задачах, как классификация текста и анализ настроений.

ELMO, GPT и BERT, с другой стороны, основаны на архитектуре трансформеров, в которой каждое предложение представлено вектором чисел, обычно известным как вложение. Такое представление позволяет получить более полное и целостное понимание текста, поскольку оно учитывает контекст всего предложения или текста.

Из этих алгоритмов BERT считается наиболее продвинутым и мощным, поскольку он способен учитывать контекст всего предложения или текста, в то время как GPT и ELMO рассматривают только односторонний контекст. Это позволяет BERT достигать самых современных результатов в широком спектре задач анализа естественного языка.

Также для объединения эмбединговых пространств из разных сфер будет работать алгоритм подобный CLIP[15], только для трансформации текста в текст.

1.3.1. BERT

BERT [14] (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) – это нейросетевая языковая модель, которая относится к классу трансформеров. Она состоит из 12 «базовых блоков» (слоев), а на каждом слое 768 параметров.

На вход модели подается предложение или пара предложений. Затем разделяется на отдельные слова (токены). Потом в начало последовательности токенов вставляется специальный токен [CLS], обозначающий начало предложения или начало последовательности предложений. Пары предложений группируются в одну последовательность и разделяются с помощью специального токена [SEP], затем к каждому токenu добавляется эмбединг, показывающий к какому предложению относится токен. Потом все токены превращаются в эмбединги 1.1 по механизму описаному в работе [16].

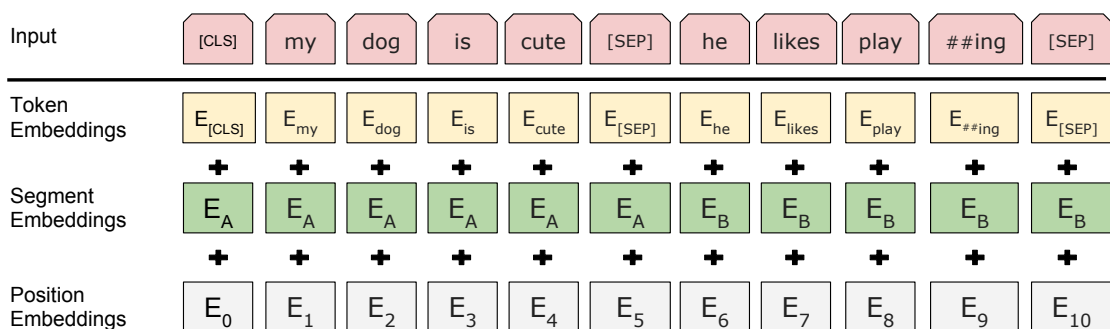


Рисунок 1.1 – Пример ввода текста в модель

При обучении модель выполняет на 2 задания:

1. Предсказание слова в предложении

Поскольку стандартные языковые модели либо смотрят текст слева направо или справа налево 1.2, как ELMo[12] и GPT[radford_language_nodate], они не подходят под некоторые типы заданий. Так как BERT двунаправленный, у каждого слова можно посмотреть его контекст, что позволит предсказать замаскированное слово.

Это задание обучается следующим образом – 15% случайных слов заменяются в каждом предложении на специальный токен [MASK], а затем предсказываются на

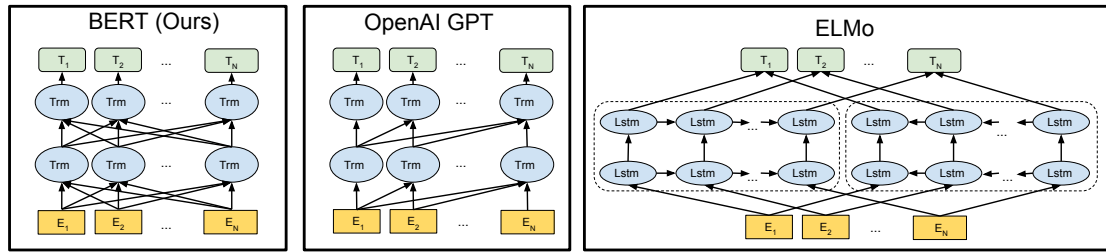


Рисунок 1.2 – Сравнение принципов работы BERT, ELMo, GPT

основании контекста. Однако иногда слова заменяются не на специальные токены, в 10% заменяются на случайный токен и еще в 10% заменяются на случайное слово.

2. Предсказание следующего предложения

Для того чтобы обучить модель, которая понимает отношения предложений, она предсказывает, идут ли предложения друг за другом. Для этого с 50% вероятностью выбирают предложения, которые находятся рядом и наоборот. Пример ввода пары предложений в модель 1.3.

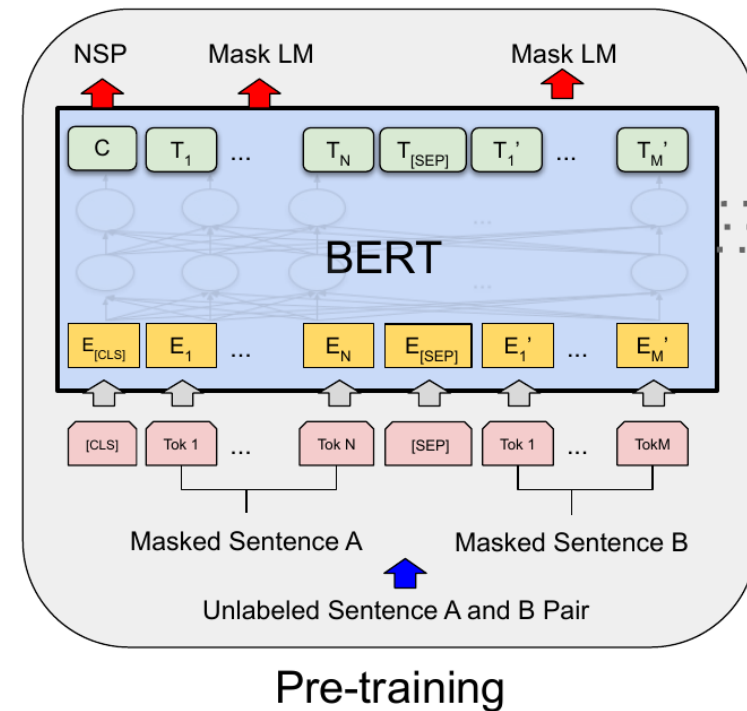


Рисунок 1.3 – Схемат работы BERT

1.3.2. Sentence BERT

Sentence BERT [17] – это модификация предобученных моделей BERT, которая использует 2 модели BERT, затем усредняет их выходы, а после с помощью функции ошибки выдаёт результат. Схема работы модели 1.4. Основное преимущество данной

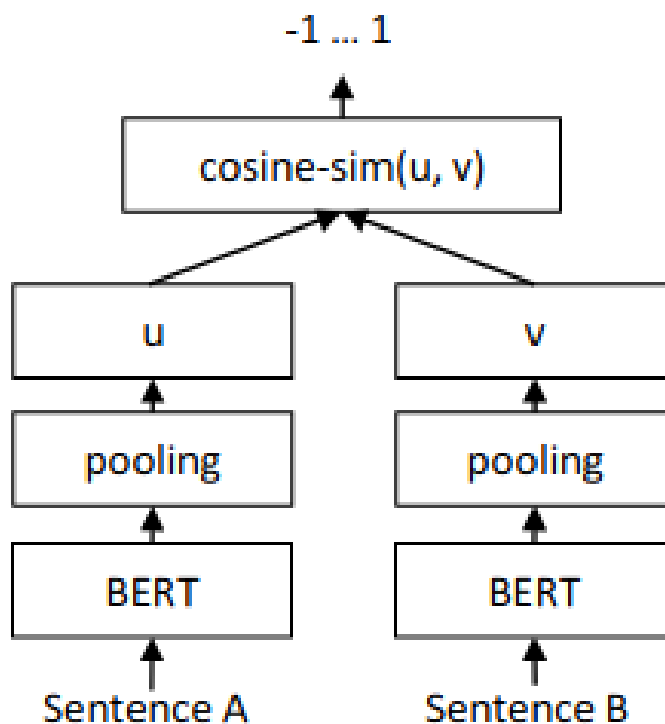


Рисунок 1.4 – Схема работы SBERT

модели над классическим BERT: эмбединги предложений можно сравнивать друг с другом независимо и не пересчитывать их пару каждый раз. Например, если для поиска похожих предложений из 10000 для обычного BERT потребуется 50 миллионов вычислений различных пар предложений, и это займёт 50 часов, то Sentence BERT рассчитает эмбединг каждого предложения отдельно, потом их сравнит. Такой способ расчета ускоряет работу программы до 5 секунд.

1.3.3. CLIP

CLIP (Contrastive Language–Image Pre-training)[15] – это нейронная сеть, обученная на множестве пар (изображение, текст). Его можно проинструктировать на естественном языке, чтобы он предсказал наиболее релевантный фрагмент текста, учитывая изображение, без прямой оптимизации для задачи. Эта модель состоит из двух

разных моделей. Одна для кодирования текста в эмбединг – трансформер [16], а для кодирования изображения используется vision transformer [18]. В данной работе будет использована модификация этого метода для сопоставления текстов из разных сфер между собой.

Метод обучения данной модели авторы отнесли к "natural language supervision"(обучение естественным языком). На каждой итерации обучения берется набор пар изображение-текст. Затем они трансформируются в эмбединги и к каждому тексту модель пытается подобрать текст, и наоборот. Данный способ позволяет соединить пространства двух различных источников информации.

1.4. Методы

1.5. Анализ требований к системе

Исходя из интервью с пользователями система должна уметь:

1. Показывать историю изменений индекса с возможностью фильтровать по:
 1. годам
 2. отраслям компаний, с возможностью множественного выбора
 3. компаниям, с возможностью множественного выбора
 4. моделям, с возможностью множественного выбора
 5. источникам, с возможностью множественного выбора Также, надо агрегировать значения индекса по годам и кварталам
2. Анализировать тексты для построения индекса этичности
3. Сохранять тексты для последующего анализа другими методами

На основе описания функциональных требований была создана диаграмма вариантов использования, которая представлена на рисунке 1.5.

Также было сказано, что построение графика не должно занимать больше секунды.

1.6. Выводы главы

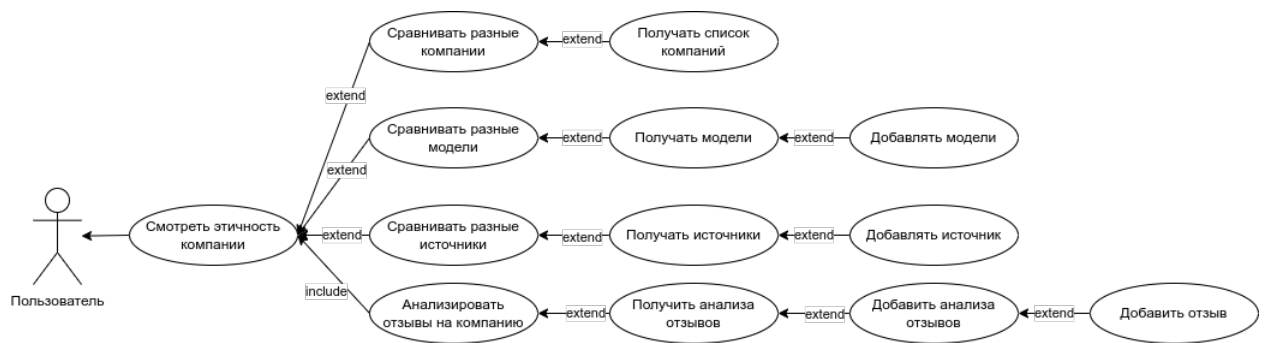


Рисунок 1.5 – Диаграмма вариантов использования

Глава 2 Проектирование системы

тут текст

2.1. Проектирование базы данных

2.2. Проектирование архитектуры системы

2.2.1. Проектирование серверной части

Парсер

Модель

2.2.2. Проектирование клиентской части

Глава 3 Реализация системы

3.1. Реализация серверной части

3.1.1. Реализация API

3.1.2. Реализация парсера banki.ru

3.1.3. Реализация парсера sravni.ru

3.1.4. Реализация модуля обработки текста

3.1.5. Дообучение модели

3.2. Реализация клиентской части

Глава 4 Тестирование системы

Заключение

Библиографический список

1. *Смирнова, И. Л.* Бизнес-Этика Как Приоритетный Вектор Современного Развития Организаций / И. Л. Смирнова, М. В. Соловьева // Вестник Волжского Университета Им. В.н. Татищева. — 2021. — Т. 2, 1 (47).
2. *Murè, P.* ESG and Reputation: The Case of Sanctioned Italian Banks / P. Murè [et al.] // Corporate Social Responsibility and Environmental Management. — 2021. — Vol. 28, no. 1. — P. 265–277.
3. *Семенко, И. Е.* Корпоративная Социальная Ответственность И Бизнес-Этика Компании / И. Е. Семенко // Экономические науки: актуальные вопросы теории и практики. — Наука и Просвещение, 2022. — С. 43–45.
4. *Кудрявцева, Ю. А.* Корпоративно-Социальная Ответственность В Контексте Этики Банковского Дела / Ю. А. Кудрявцева, Г. Г. Чахкиев. — 2016.
5. *Climent, F.* Ethical Versus Conventional Banking: A Case Study / F. Climent // Sustainability. — 2018. — July. — Vol. 10, issue 7, no. 7. — P. 2152.
6. *Harvey, B.* Ethical Banking: The Case of the Co-operative Bank / B. Harvey // Journal of Business Ethics. — 1995. — Dec. 1. — Vol. 14, no. 12. — P. 1005–1013.
7. *Brunk, K. H.* Exploring Origins of Ethical Company/Brand Perceptions — A Consumer Perspective of Corporate Ethics / K. H. Brunk // Journal of Business Research. — 2010. — Mar. 1. — Vol. 63, no. 3. — P. 255–262.
8. *Mitchell, W. J.* Bank Ethics: An Exploratory Study of Ethical Behaviors and Perceptions in Small, Local Banks / W. J. Mitchell, P. V. Lewis, N. L. Reinsch // Journal of Business Ethics. — 1992. — Mar. 1. — Vol. 11, no. 3. — P. 197–205.
9. *Harris, Z. S.* Distributional Structure / Z. S. Harris // WORD. — 1954. — Aug. 1. — Vol. 10, no. 2/3. — P. 146–162.
10. *Jones, Karen Sparck.* A Statistical Interpretation of Term Specificity and Its Application in Retrieval / Jones, Karen Sparck // Journal of Documentation. — 1972. — Jan. 1. — Vol. 28, no. 1. — P. 11–21.

11. *Mikolov, T.* Distributed Representations of Words and Phrases and Their Compositionality / T. Mikolov [et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems. Vol. 26. — Curran Associates, Inc., 2013.
12. *Peters, M. E.* Deep Contextualized Word Representations / M. E. Peters [et al.]. — 03/22/2018.
13. *Radford, A.* Language Models Are Unsupervised Multitask Learners / A. Radford [et al.]. — 2019.
14. *Devlin, J.* BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding / J. Devlin [et al.]. — 05/24/2019.
15. *Radford, A.* Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision / A. Radford [et al.]. — 02/26/2021.
16. *Vaswani, A.* Attention Is All You Need / A. Vaswani [et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems. Vol. 30. — 2017.
17. *Reimers, N.* Sentence-BERT: Sentence Embeddings Using Siamese BERT-Networks / N. Reimers, I. Gurevych. — 08/27/2019.
18. *Dosovitskiy, A.* An Image Is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale / A. Dosovitskiy [et al.]. — 06/03/2021.