



Серия «Математика»
2024. Т. 50. С. 125–142

Онлайн-доступ к журналу:
<http://mathizv.isu.ru>

ИЗВЕСТИЯ

Иркутского
государственного
университета

Научная статья

УДК 519.7

MSC 68U15

DOI <https://doi.org/10.26516/1997-7670.2024.50.125>

Составление ESG-рейтинга методом многокритериального ранжирования с использованием NLP на примере российских компаний

Л. А. Мыльников¹, М. А. Сторчевой^{1✉}, В. В. Лапина¹,
А. А. Мурач¹

¹ Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Санкт-Петербург, Пермь, Российская Федерация
✉ mstorchevov@hse.ru

Аннотация. Актуальность исследования обусловлена сложностью оценки экологической и социальной ответственности компаний в условиях ограниченного времени и сведений о них, а также возможностью автоматического сбора информации из открытых источников. Используются методы автоматического выделения топиков из текстовых данных, методы машинного обучения и многокритериального ранжирования, сопоставительный и экспертный анализ получаемых результатов. Для проведения экспериментов было собрано более 1200 отчетов ведущих российских компаний за период 2019–2022 гг., а также использовались новости, размещенные на сайте Forbes.ru. Разработана модель и методика ее применения для анализа текстовой информации о группе компаний для их ранжирования. Проведен качественный и количественный анализ, показывающий неслучайный и обоснованный характер получаемых результатов. Показана эффективность предложенной модели для выбора компаний путем ранжирования ограниченного их перечня на основе доступной текстовой информации.

Ключевые слова: ESG, рейтинг, ранжирование, NLP, модель, отчеты компаний, MAUT, топик, словарь слов, матрица признаков

Благодарности: Исследование осуществлено в рамках Программы фундаментальных исследований НИУ ВШЭ в 2023 году.

Ссылка для цитирования: Мыльников Л. А., Сторчевой М. А., Лапина В. В., Мурач А. А. Составление ESG-рейтинга методом многокритериального ранжирования с использованием NLP на примере российских компаний // Известия Иркутского

Research article

ESG Rating Employing NLP and Multi-Criteria Ranking Techniques for Russian Corporations

Leonid A. Mylnikov¹, Maksim A. Storchevoy^{1✉}, Vera V. Lapina¹, Anastasia A. Murach¹

¹ HSE University, Saint Petersburg, Perm, Russian Federation

✉ mstorchevoy@hse.ru

Abstract. The significance of the research outlined here lies in the challenge of selecting partner companies under tight timeframes and with limited access to comprehensive data, particularly concerning a wide range of ethics and sustainability issues. This study aims to address this challenge by developing a model for the automated processing and analysis of textual information concerning groups of companies, particularly within the context of the Environmental, Social, and Governance (ESG) concept. The study incorporates methods for automatically extracting topics from textual data, utilizing machine learning techniques, conducting multi-criteria ranking, and employing both comparative and expert analyses of the results. To conduct our experiments, we compiled a dataset comprising over 1200 reports from leading Russian companies spanning the years 2019 to 2022. Additionally, we leveraged news articles posted on the FORBES-Russia website. As a result of our work, we have developed a model and methodology for analyzing textual information about groups of companies, facilitating their ranking. The analysis of the obtained results, both qualitatively and quantitatively, demonstrates their non-random and justified nature. The study showcases the efficacy of the proposed model in selecting companies through the ranking of a limited set of candidates based on accessible textual information. The insights from this research are valuable not only for rating agencies but also for companies seeking to conduct their own analysis when choosing partners.

Keywords: ESG, rating, ranking, natural language processing (NLP), model, company reports, Multi-Attribute Utility Theory (MAUT), topic extraction, word dictionary, feature matrix

Acknowledgements: The research leading to these results has received funding from the Basic Research Program at the National Research University Higher School of Economics in 2023.

For citation: Mylnikov L. A., Storchevoy M. A., Lapina V. V., Murach A. A. ESG Rating Employing NLP and Multi-Criteria Ranking Techniques for Russian Corporations. *The Bulletin of Irkutsk State University. Series Mathematics*, 2024, vol. 50, pp. 125–142. (in Russian)

<https://doi.org/10.26516/1997-7670.2024.50.125>

1. Введение

Рейтинг ESG — это количественная оценка степени соблюдения компанией принципов экологической и социальной ответственности (E — экологическая политика, S — отношение к работникам, потребителям, поставщикам, G — честность и прозрачность управления в компании). Идея такой оценки была предложена в 2004 г. рабочей группой ООН [18] и в настоящее время реализована множеством независимых рейтинговых агентств, которые предлагают свои варианты методики рейтингов и результаты их применения к оценке крупных компаний. На основе данных рейтингов инвесторы формируют инвестиционные портфели [9], что помогает снизить риски компаний в области ESG (например, штрафов или конфликтов), а также повышает экологическую и социальную ответственность самих инвесторов. Крупные компании, имеющие тысячи поставщиков, также заинтересованы в получении независимой оценки своей деятельности в области ESG, поскольку это снизило бы риски сбоев в их деятельности и повысило бы их деловую репутацию [12].

На международном уровне работают десятки агентств, которые рассчитывают свои рейтинги ESG: Bloomberg, S&P Dow Jones Indices, MSCI ESG Rating, CDP, Sustainalytics, Refinitiv, China Securities Index, Sino-Securities Index, Risk Insights и др. Большинство из них используют экспертную оценку и лишь некоторые задействуют технологии искусственного интеллекта (например, Clarity AI, RiskInsights). В России существует несколько организаций, которые занимаются составлением рейтингов ESG ручным методом: RAEX, РСПИ, АКРА, рейтинговое агентство АК&М, но технологии искусственного интеллекта пока не использует никто. Методика расчета рейтинга ESG предполагает разработку структуры переменных по каждому разделу E, S и G. Например, в методике RAEX по всем трем буквам 150–220 бинарных или дискретных индикаторов. Обобщенная оценка ESG рассчитывается через средние значения оценок по каждой букве [6]. Использование экспертов при выставлении баллов по каждой переменной позволяет, с одной стороны, добиться высокой степени надежности оценки, но, с другой стороны, сильно удорожает процесс оценки (крупные международные рейтинговые агентства имеют в штате несколько десятков или даже сотен экспертов для такой работы) и ограничивает круг компаний, которые могут получить рейтинг (в российском рейтинге RAEX участвуют только около 150 компаний). В некоторых случаях экспертная оценка может оказаться предвзятой. Сложности с ручной обработкой больших объемов информации приводят к нерегулярному появлению новых рейтингов (в разное время для разных компаний в течение года, с разными интервалами). Таким образом, актуальной является задача разра-

ботки алгоритма для автоматической обработки имеющейся текстовой информации для расчета рейтинга ESG без участия экспертов.

В литературе уже есть несколько исследований по данной теме. Одна из первых попыток по использованию NLP для обработки отчетов компаний представлена в работе [17]. Для обоснования возможности составления рейтингов средствами автоматизированной обработки данных в работе [4] использовали NLP для проверки связи между степенью раскрытия информации и финансовыми результатами с использованием нефинансовых отчетов компаний, торговавших на фондовой бирже Тайваня в период с 2016 по 2020 г.

Автоматизированные способы построения рейтинга ESG можно разделить на 1) повторяющие (предсказывающие) существующие рейтинги, 2) присваивающие численные оценки согласно своему собственному алгоритму на основе данных, полученных методами NLP и 3) методы ранжирования компаний на основе существующих текстов о компаниях на момент составления рейтинга. Работа [2] описывает первый подход. Ее авторы обучили ML-модель на базе корпоративных отчетов по стандартам GRI предсказывать рейтинг ESG от рейтинговых агентств MSCI и FTSE. Авторы работы [10] попытались разработать количественный рейтинг ESG на базе отчетов скандинавских компаний по стандарту GRI, что соответствует второму из возможных подходов. В работе [16] модель научили на основе анализа 8700 нефинансовых отчетов японских компаний за 19990–2016 гг. прогнозировать их рейтинг ESG. Среди работ, посвященных оценке изменений/трендов, можно выделить [11].

Для составления рейтингов средствами NLP наибольшее распространение получили модели на основе нейронных сетей, использующих архитектуру BERT [13]. Среди них наиболее часто описываемыми являются ESG-BERT, FinBERT-ESG, RoBERT, DistilRoBERT. Встречаются подходы на основе иерархических классификаторов, которые применяют к собираемым корпусам текстов для каждой из анализируемых компаний. В рамках такого подхода разработана библиотека ESGify, описанная в [1], в основе которой лежит модель MPNet-base. При использовании классических методов машинного обучения создание классификаторов и выделение признаков (тем) для оценки текстовых данных становится ключевой проблемой. Исследователи для выявления признаков из текстов используют такие подходы, как метод LDA [7], скрытый семантический анализ на основе неотрицательного приближения матрицы [8], тематическое моделирование методом Top2Vec [3] и др. Некоторые авторы указывают на возможность корректного сравнения только компаний из отдельных отраслей, стран [15] или регионов [15], чтобы исключить факторы, ставящие организации в неравные условия (законодательство, климат, отраслевые особенности).

2. Методология и методы исследования

Рассмотрим вариант построения алгоритма для расчета рейтинга ESG на основе анализа текстовой информации о деятельности компаний. Машинный анализ текста может помочь оценить качество деятельности компании через расчет различных лексических характеристик:

- 1) *оценка полноты лексики* — количество терминов из тематического словаря, которые были задействованы при составлении отчета по данной теме (можно предположить, что чем больше терминов задействовано, тем более добросовестное (широкое, глубокое) описание своей деятельности представлено компанией в отчете);
- 2) *частота лексики* — учет частоты использования каждого слова из словаря;
- 3) *объем текста* — в абсолютном измерении (объем текста в словах) или относительном (доля отчета, которая приходится на составляющую E, S или G);
- 4) *продвинутая лексика* — можно использовать отдельные слова из каждого топика как маркеры повышенного уровня ответственности или качества отчета компании (узкая терминология, которая однозначно сигнализирует о высокой степени зрелости компании в сфере устойчивого развития, или же этическая терминология, указывающая на то, что компания уделяет особое внимание соблюдению этических принципов);
- 5) *эмоциональный окрас* — насколько положительными или отрицательными являются предложения в каждой из тем отчета.

Используя полноту лексики словаря, можно применять схему, приведенную на рис. 1.

Используя множество выделенных топиков ($\Xi = \{\xi_1, \dots, \xi_j, \dots, \xi_{n_j}\}$, где n_j — число рассматриваемых при анализе топиков) и словарь ($\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_k, \dots, \theta_{n_k}\}$, где n_k — число слов в словаре) экспертным методом установим между ними соответствие, используя матрицу признаков:

	θ_1	...	θ_k	...	θ_{n_k}
ξ_1	s_{11}	...	s_{1k}	...	s_{1n_k}
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots
ξ_j	s_{j1}	...	s_{jk}	...	s_{jn_k}
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots
ξ_{n_j}	s_{n_j1}	...	s_{n_jk}	...	$s_{n_jn_k}$

где элементы s_{jk} показывают величину важности слова θ_k для определения топика ξ_j .

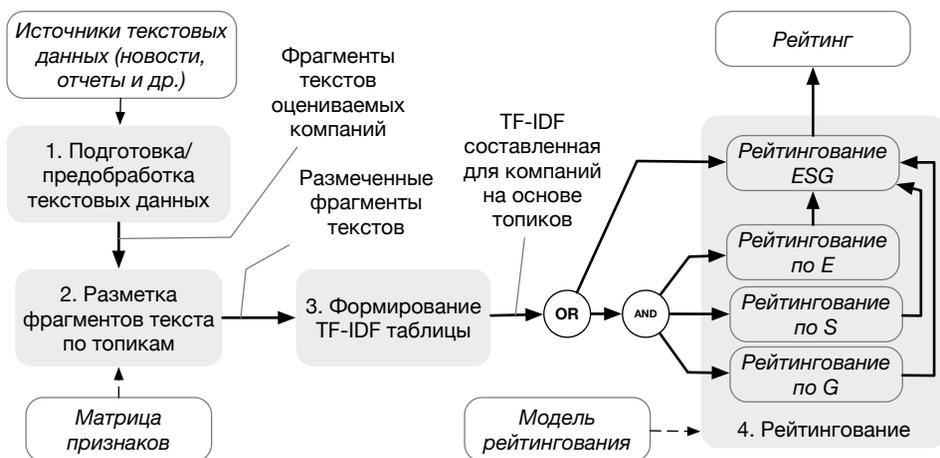


Рис. 1. Этапы построения ESG-рейтинга

Приведенная на рис. 1 последовательность использует понятие топика. Выделение топиков необходимо для поиска скрытых семантических структур в большом объеме текстовых документов.

Определение 1 (понятие топика). *Под топиком (ξ) будем понимать область или аспект деятельности компании, которым можно сопоставить уникальное лексическое описание (словарь терминов и выражений), позволяющее с высокой степенью вероятности установить наличие данного топика в качестве основного предмета обсуждения в некотором фрагменте текста (предложение, абзац, совокупность абзацев).*

Заполнение матрицы будем производить в два этапа. На первом этапе сначала заполним матрицу нулями ($s_{jk} = 0, \forall j, k$), а затем присвоим значения $s_{jk} = 1$, если слово θ_k , по мнению эксперта, относится к топикю ξ_j .

Для уточнения значений в ячейках матрицы признаков будем использовать множество предварительно размеченных фрагментов текста $\{(t_1, \xi^{(t_1)}), \dots, (t_i, \xi^{(t_i)}), \dots, (t_{n_i}, \xi^{(t_{n_i})})\}$, где n_i — число фрагментов текста.

Каждому t_i поставим в соответствие вектор $S^{(t_i)} = (s_1^{(t_i)}, \dots, s_k^{(t_i)}, \dots, s_{n_k}^{(t_i)})$, элементы которого $s_k^{(i)} = 1, \forall \theta_k \in t_i$ и $s_k^{(i)} = 0, \forall \theta_k \notin t_i$.

Для проверки правильности разметки матрицы признаков определим принадлежность каждого фрагмента текста к топику

$$\xi^{(t_i)*} = \max_k S^{(t_i)} \times S^{(\theta_k)T}.$$

Если $\xi^{(t_i)*} = \xi^{(t_i)}, \forall i$, то матрица размечена верно, иначе необходима корректировка $S^{(t_i)} = S^{(t_i)} + S^{(t_i)*}, \forall i, \xi^{(t_i)*} \neq \xi^{(t_i)}$ и $S^{(t_i)} = S^{(t_i)} - S^{(t_i)*}, \forall i \neq i, \xi^{(t_i)*} \neq \xi^{(t_i)}$, после которой снова необходимо проверить правильность определения топики для t_i и повторить корректировку в случае ошибок.

Утверждение 1 (о разметке текстовых данных). *Каждому из рассматриваемых наборов текстовых данных (T) может быть поставлен в соответствие вектор D , отражающий соответствие набора текстовых данных выделенным для анализа топикам.*

Для построения вектора D рассматриваемый набор текстовых данных (T) разобьем на фрагменты (t) таким образом, чтобы выполнялось $T = \cup_{i=1}^{n_i} t_i$, где n_i — число фрагментов. Используя матрицу признаков, каждому фрагменту текста поставим в соответствие топик $(t_1, \xi^{(t_1)}), \dots, (t_i, \xi^{(t_i)}), \dots, (t_{n_i}, \xi^{(t_{n_i})})$. Теперь вычислим вектор $D = (d_1, \dots, d_j, \dots, d_{n_j})$. Для этого каждый элемент d_j будет принимать значение равное числу фрагментов текста t_i , отнесенных к топику ξ_j ($|\{t_i \in T | \xi_j \in \xi^{(t_i)}\}|$).

Утверждение 2 (о ранжировании текстовых данных). *Вектор D , поставленный в соответствие набору текстовых данных, может быть использован для ранжирования множества наборов текстовых данных (\mathfrak{T}) по соответствию выделенным для анализа топикам.*

Каждому $T_m \in \mathfrak{T}, m = 1, \dots, n_m$, где n_m — число анализируемых наборов текстовых данных, поставим в соответствие вектор D_m . Используя их, составим матрицу:

	ξ_1	\dots	ξ_j	\dots	ξ_{n_j}
T_1	x_{11}	\dots	x_{1j}	\dots	x_{1n_j}
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots
T_m	x_{m1}	\dots	x_{mj}	\dots	x_{mn_j}
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots
T_{n_m}	x_{n_m1}	\dots	x_{n_mj}	\dots	$x_{n_mn_j}$

Где $x_{mj} = x_{TF_j^{(T_m)}} \cdot x_{IDF_j}$, $x_{TF_j^{(T_m)}} = \frac{d_j^{(T_m)}}{|\{1 | d_j^{(T_m)} > 0\}|}$ — отношение числа вхождений некоторого топики к общему числу топики в наборе текстовых данных; $x_{IDF_j} = \log\left(\frac{n_m}{|\{T_m \in \mathfrak{T} | d_j > 0\}|}\right)$ — инверсия частоты, с которой

некоторый топик встречается в множестве наборов текстовых данных; $|\{T_m \in \mathfrak{X} | d_j > 0\}|$ — число наборов текстовых данных из множества наборов текстовых данных \mathfrak{X} , в которых встречается топик ξ_j .

Для составления рейтинга модифицируем метод TOPSIS из группы методов MAUT [5]. Значения $x_{mj}, m = 1, \dots, n_m; j = 1, \dots, n_j$ будем рассматривать в качестве оценок, топики (Ξ) — в качестве n_j критериев, а множество наборов текстовых данных (\mathfrak{X}) — в качестве n_m альтернатив.

Нормализуем матрицу из значений x_{mj} и получаем матрицу R , состоящую из элементов r_{mj} , вычисляемых по формуле

$$r_{mj} = \frac{x_{mj}}{\sqrt{\sum_{l=1}^{n_m} x_{lj}^2}}, \forall m, j.$$

Определяем худшую (A^-) и лучшую (A^+) альтернативы:

$$A^- = (\min_m(r_{mj})) \equiv t_j^+, \forall j; A^+ = (\max_m(r_{mj})) \equiv t_j^-, \forall j.$$

Вычисляем евклидово расстояние между альтернативой m и худшим решением A^- $d_i^- = \sqrt{\sum_{m=1}^{n_m} (t_{mj} - t_j^-)^2}, \forall m$; и лучшим решением A^+ $d_i^+ = \sqrt{\sum_{m=1}^{n_m} (t_{mj} - t_j^+)^2}, \forall m$; где d_m^- и d_m^+ — евклидовы расстояния до худшего и лучшего решений.

Рассчитываем близость к лучшему или худшему состоянию:

$$s_m^- = \frac{d_m^-}{d_m^- + d_m^+} \text{ или } s_m^+ = \frac{d_m^+}{d_m^- + d_m^+}.$$

Ранжируем альтернативы по значениям s_m^- или $s_m^+, \forall m$.

3. Результаты и решения

Для ранжирования отчетов компаний по ESG первое, что необходимо сделать, это разбить отчеты компаний на фрагменты. Анализируемый текст можно разбить на отдельные предложения, абзацы или страницы. *Предложения* не всегда позволяют точно определить топик, так как лексика может быть недостаточно для однозначного установления топика. *Абзацы* лучше подходят для определения топика, потому что содержат больше слов. При использовании *страниц* существует вероятность, что на одной странице будет присутствовать информация о двух или более топиках. Будем разбивать текст на страницы и на абзацы. Затем будем сравнивать топики абзаца и страницы, на которой абзац находится. Если топики всех абзацев совпадают с топиком страницы, то дальше будем работать со страницей. Если они различаются, данная страница целиком не используется. При анализе будем использовать абзацы. В результате все фрагменты отобранных для анализа

текстов будут составлять анализируемый текст ($T_m = \cup_{i=1}^{n_i} t_i, \forall m$, где T_m — текст; t_i — фрагменты текста; n_i — число фрагментов).

Для составления матрицы признаков был сформирован словарь и множество фрагментов текста для уточнения значений матрицы (рис. 2). Далее слова (ξ_j) из словаря (Ξ) сгруппируем по отношению к E, S и G.

На рис. 2 видим, что было выделено 45 топиков ($n_j = 45$) при объеме словаря в 3769 ($n_k = 3769$) слов. Такое количество не охватывает все многообразие русского языка, что может говорить о том, что принадлежность к топику некоторых фрагментов текста может быть определена неверно в силу того, что топик, к которому фрагмент следует отнести, не введен в рассмотрение или слова, используемые в словаре, не введены в словарь.

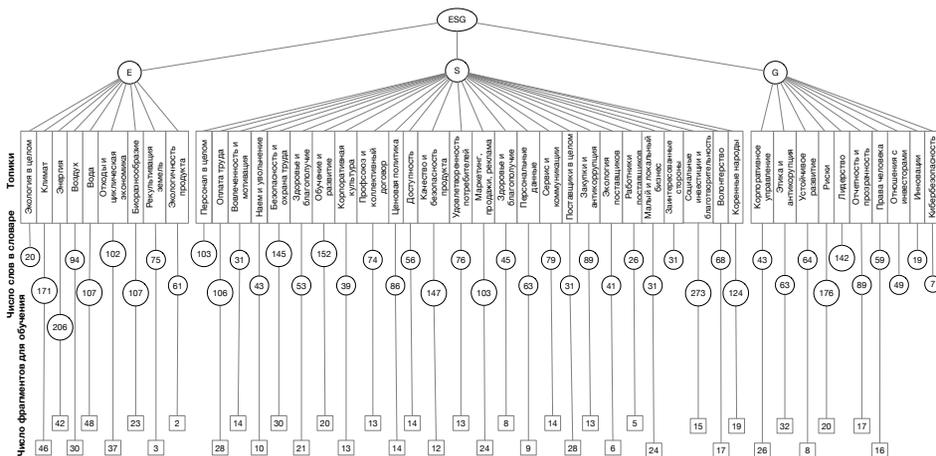


Рис. 2. Дерево топиков для ESG-рейтингования и данные о количестве слов в соответствующих им словарях и фрагментах текста для дообучения матрицы признаков

Утверждение 3 (о граничном условии при отределении топики). Для каждого топики ξ_j существует такое количество слов из словаря ($N(\xi_j)$), при наличии которого в анализируемом фрагменте текста точность определения принадлежности фрагмента текста к топику будет максимальной.

Таким образом, в текстовых данных (T_m) могут оказаться фрагменты текста (t_i), принадлежность которых к введенным топикам не может быть установлена. Таким фрагментам текста будем присваивать значение «без топики» ((t_i, \emptyset)).

Для определения числа $N(\xi_j)$ проведем эксперимент по точности определения принадлежности топики на заранее собранных и разме-

ченных данных. Для каждого топики переберем $N^{(\xi_j)}$ от 1 до максимального числа слов, для которых в строке, соответствующей топику ξ_j , в матрице признаков $s_{jk} > 0$ ($|\{1|s_{jk} > 0\}|$). В результате получим множество эмпирических зависимостей и значений $\{N^{(\xi_j)}\}$, $j = 1, \dots, n_j$, из которых находим, что максимальная точность получается при использовании граничного условия в 9–10 % слов из отнесенных к рассматриваемому топику (рис. 3).

В результате исключения части фрагментов текстов (t_i) из рассмотрения набор анализируемых текстовых данных будет сокращен до T_m^* и будет состоять только из фрагментов, которым удалось поставить в соответствие топики из заданного множества ($T^* = \cup_{i=1}^{n_i} t_i, \forall(t_i, \xi_j)$, для которых $\xi_j \neq \emptyset$).

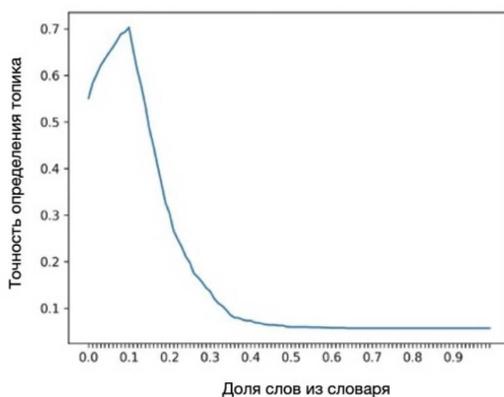


Рис. 3. График зависимости точности определения топики от доли слов словаря, используемых в проверяемых частях текста, относящихся к заданному топику

Введя топики, которые характеризуют E, S и G по отдельности, определяем несколько способов получения рейтинга: 1) использование только топиков для отдельных букв и получения рейтингов по отдельным буквам, которые потом необходимо объединять вновь с применением одного из методов ранжирования; 2) построение рейтинга с использованием всех топиков для получения сразу рейтинга ESG.

4. Анализ результатов и дискуссия

Проблемой существующих рейтингов ESG является их достоверность. Обычно результаты рейтингования подтверждаются авторитетом составляющих организаций и экспертов, а также обосновываются через объяснение принципов, по которым они строятся.

При сравнении получаемых нами данных рейтингования с результатами, получаемыми RAEX на временном промежутке в 4 года, ви-

дим, что использование предложенного подхода позволяет получать рейтинг, который частично совпадает с данными, полученными рейтинговым агентством (рис. 4), а несовпадение может быть объяснено сдвигом по времени (рейтинговые агентства могут использовать данные предыдущих лет).

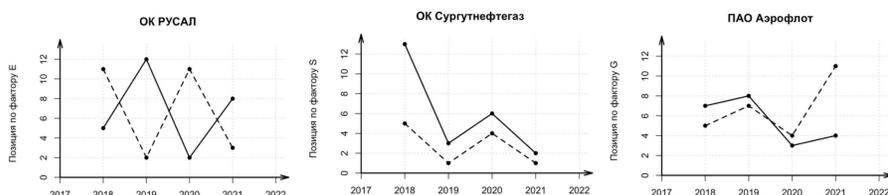


Рис. 4. Сравнение рейтингов компаний по факторам E, S, G, полученным RAEX (сплошная линия), с использованием метода TOPSIS (пунктирная линия)

Российские рейтинги ESG (RAEX, РСПП, НКР) либо ранжируют компании (составляют ranking), либо выделяют некоторое количество категорий, как правило от трех до девяти, и распределяют компании по этим категориям. При этом составители рейтингов используют разные источники данных, разные временные периоды, различаются множества рейтингуемых компаний и число компаний в категориях (компании распределяются неравномерно), что делает затруднительным точное сопоставление рейтингов между собой. Для сравнения результатов будем использовать три категории А, В и С. Для приведения в соответствие системы обозначений данные рейтингов будем сравнивать, попарно используя только данные оценки компаний, которые присутствуют в обоих рейтингах. Для этого рейтинги, использующие ранжирование компаний, мы разделим на три равные по количеству компаний части и присвоим им категории А, В и С. Для рейтингов, использующих категории, установим соответствие с категориями А, В, С (например, для RAEX AAA, AA, A → А; ВВВ, ВВ, В → В; ССС, СС, С → С). Для сопоставления полученных результатов можно использовать такие критерии, как сходство Рэнда и Жаккара, коэффициент корреляции и косинусное расстояние. Учитывая, что в рейтингах, использующих категории, количество компаний в разных категориях различно, и оно еще больше будет искажено после поиска соответствий ранжируемых компаний для разных рейтингов, значения оценок соответствия для рейтингов необходимо производить отдельно по категориям. Оценки, получаемые с использованием предложенного подхода, будем считать неслучайными, если соответствие между разработанным подходом и существующими рейтингами будет не хуже, чем между существующими рейтингами попарно. Для проверки этого произведем сравнение индекса «Устойчивое развитие» (SD), индекса «Ответственность

и открытость» (RO), составляемых РСПП, рейтинга ESG от агентства RAEX, рейтинга ESG от агентства НКР с разработанным нами подходом ESG-ранжирования. Для этого выберем компании, для которых используемые данные для построения рейтингов соответствуют по времени для всех рейтингов, и попарно рассчитаем косинусное расстояние и коэффициент Жаккара (табл.).

Таблица 1

Сопоставление результатов рейтингования компаний по категориям А, В и С (выше диагонали — значения для косинусного расстояния, а ниже диагонали — значения коэффициента Жаккара)

	SD	RO	НКР	RAEX	Предложенный ESG
	А				
SD	1,00	0,99	0,71	0,29	0,85
RO	0,33	1,00	0,11	0,50	0,59
НКР	0,50	0,33	1,00	0,00	0,25
RAEX	0,50	0,50	0,50	1,00	0,26
Предложенный ESG	0,33	0,33	0,33	0,33	1,00
	В				
SD	1,00	0,22	0,00	0,60	0,17
RO	0,33	1,00	0,71	0,89	0,44
НКР	0,00	0,50	1,00	0,35	0,34
RAEX	0,50	0,50	0,50	1,00	0,80
Предложенный ESG	0,33	0,33	0,33	0,33	1,00
	С				
SD	1,00	0,62	0,52	0,00	0,20
RO	0,33	1,00	0,70	0,00	0,69
НКР	1,00	0,33	1,00	0,78	0,76
RAEX	0,00	0,00	0,00	1,00	0,36
Предложенный ESG	0,50	0,33	0,33	0,50	1,00

Из расчетов видно: 1) по категории А значения косинусного расстояния между существующими рейтингами от 0,29 до 0,99, а по коэффициенту Жаккара от 0,33 до 0,5; 2) для категории В значения косинусного расстояния от 0 до 0,6, а коэффициента Жаккара от 0 до 0,5; 3) для категории С соответственно от 0 до 0,62 и от 0 до 0,5.

Для разработанного нами подхода ESG-ранжирования при использовании для построения обобщенного рейтинга значений оценок E, S и G получаем для категории А значения косинусного расстояния при сравнении с существующими рейтингами 0,26–0,85, для коэффициента Жаккара 0,33; для категории В 0,17–0,8 и 0,33; для категории С 0,2–0,76 и 0,33–0,5.

Несмотря на то что другие рейтинги наибольшее число оцениваемых компаний относят к категории А, а мы для своего рейтинга компании распределили по категориям равномерно, из результатов видим, что расхождение нашего рейтинга с другими рейтингами лежит в меньших диапазонах, чем если сравнивать внешние рейтинги между собой, что может говорить о большей согласованности получаемых нами результатов. Такой эффект может наблюдаться при условии существования истинных значений рейтинга ESG и того, что остальные рейтеры оказываются дальше от этих значений.

Для проведения качественного анализа проверим наличие объяснимых закономерностей в результатах при построении рейтинга методом ранжирования. Для этого построим единый рейтинг по данным отчетов компаний, собранным за 2018–2021 гг. (всего 1220 отчетов) и получим результаты, приведенные на рис. 5.

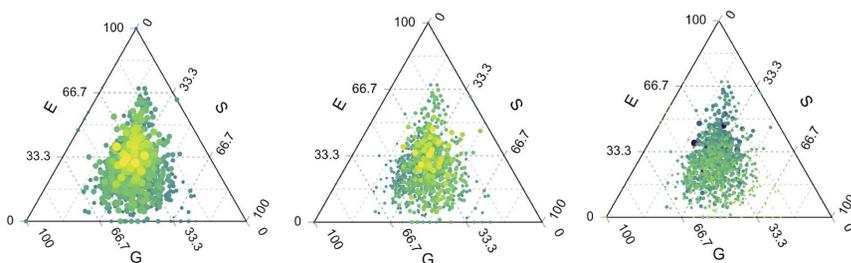


Рис. 5. Результаты рейтингования на основе выделенных топиков (по осям масштабированные значения оценок по факторам в процентах (100 % максимальное значение), более желтые и крупные круги соответствуют более высоким позициям в рейтинге): а) построение общего рейтинга методом TOPSIS по оценкам факторов E, S, G, полученных также методом TOPSIS на основе соответствующих топиков; б) построение общего рейтинга методом TOPSIS по значениям топиков; в) построение общего рейтинга путем вычисления среднего по оценкам факторов E, S, G

Из рис. 5 видно, что наибольшее значение рейтинга получают компании, имеющие высокие оценки по всем факторам (расположенные преимущественно в центральной части), при этом в зависимости от способа объединения промежуточных результатов (оценок по топикам и факторам) мы наблюдаем разный уровень сепарации результатов. Это косвенно подтверждает, с одной стороны, правильность получаемых результатов, а с другой стороны, говорит о значимости выбора подхода к интеграции промежуточных результатов, а также повышению позиций компаний, имеющих высокие оценки по совокупности двух факторов.

При наличии данных рейтингования за несколько лет можно проводить статистический анализ получаемых результатов для качественного анализа устойчивости позиций компаний в рейтинге (их стабильность). Если по полученным результатам для части рассматриваемых

компаний построить скрипичные диаграммы, то получим рис. 6, на котором по вертикальной оси отложена позиция компании в рейтинге, а по горизонтальной оси номер компании.

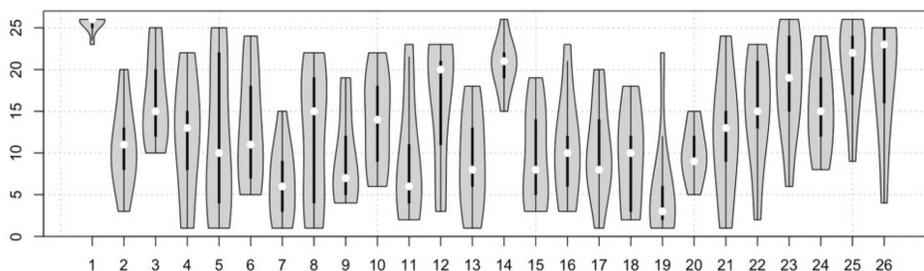


Рис. 6. График со скрипичными диаграммами: 1 — «Агентство социальной информации», 2 — «Металлоинвест», 3 — АК «АЛРОСА», 4 — АО «ГНЦ НИИАР», 5 — АО «МХК «ЕвроХим»», 6 — АО «СУЭК», 7 — АО «СХК», 8 — ГК «Детский мир», 9 — ОАО «РЖД», 10 — ОАО «Севернефтегазпром», 11 — ОАО «Сургутнефтегаз», 12 — ПАО «Россети Московский регион», 13 — ПАО «Газпром», 14 — ПАО «ИК РУСС-ИНВЕСТ», 15 — ПАО «ЛУКОЙЛ», 16 — ПАО «МРСК Сибири», 17 — ПАО «МТС», 18 — ПАО «НК «Роснефть»», 19 — ПАО «НЛМК», 20 — ПАО «Новатэк», 21 — ПАО «Полиметалл», 22 — ПАО «РусГидро», 23 — ПАО «Северсталь», 24 — ПАО «Татнефть», 25 — ПАО «ФСК ЕЭС» («Россети»), 26 — ПАО «ФосАгро»

На рис. 6 видно, что некоторые компании показывают стабильные результаты от года к году (см., например, компании 1, 14, 20), а некоторые в целом стабильны и имеют единичные выбросы, вызванные какими-то случайными факторами (плохой подготовкой данных для отчета или недостаточным сбором данных о компании для рейтингования, произошедшей аварией и т. п.). Ко второй группе можно отнести компании 9, 11, 19, 26. В еще в одной группе компаний места меняются на протяжении всего рассматриваемого периода (графики похожи на цилиндры). Такие ситуации могут возникать, если компания постоянно в широком диапазоне меняет свое место в рейтинге, т. е. наблюдается стабильный рост или спад в рассматриваемом периоде.

5. Заключение

Проделанная работа показывает, что существует большая инвариантность в способах построения рейтингов за счет применения разных методов и подходов, а также используемых данных для анализа. Рассмотренный подход зависит от числа выделяемых топиков, составленного словаря и качества заполнения матрицы признаков. Из экспериментов видно, что применение предложенного подхода дает неслучай-

ный результат, согласующийся с результатами рейтингования, полученными другими способами.

В работе для формирования обучающей выборки использовались отчеты компаний, имеющиеся в свободном доступе: «Х5», «Аэрофлот», «Белуга Груш», «Газпром», «Детский мир», «Лукойл», «Магнит», «МВидео», «МТС», «НМЛК», «Новатэк», «Полиметалл», «Русагро», «РУСАЛ», «Северсталь», «Яндекс» и др.

Развитием описанного подхода может быть уточнение множества топигов и ключевых слов, использование для составления рейтинга не только отчетов компаний, но также и вышедших в прессе новостей о них и данных с веб-сайтов компаний, составление топигов и словарей для других языков.

Список источников

1. Esgify: Автоматизированная классификация экологических, социальных и управленческих рисков / А. Казаков, С. Денисова, И. Барсола, Е. Калугина, И. Молчанова, И. Егоров, А. Костерина, Е. Терещенко, Л. Шутихина, И. Дорошенко, Н. Сотириади, С. Будённый // Доклады Российской академии наук. Математика, Информатика, Процессы Управления. 2023. Т. 514, № 2. С. 417–430. <https://doi.org/10.1134/S1064562423701673>
2. Aiba, Y., Ito T., Ibe Y. Network Structure in ESG Ratings Suggests New Corporate Strategies: Evolving AI Technology to Quantify Qualitative Data // Security Analysts Journal. 2020. Vol. 16. P. 3–15
3. Angelov D. Top2Vec: Distributed Representations of Topics. 2020. <http://arxiv.org/abs/2008.09470>
4. Mining Impacts of CSR Disclosure on Firm Performance / Т.-Т. Cheng, Y.-H. Tsai, Ch. Lai, S.-Y. Hwang // PACIS 2023 Proceedings. 2023. P. 188.
5. Dyer J. S. Maut – Multiattribute Utility Theory // Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys. 2023. New York: Springer-Verlag. Vol. 78. P. 265–292. https://doi.org/10.1007/0-387-23081-5_7
6. ESG Transparency and Sustainability Management Methodology. Frankfurt am Main : RAEX, 2022. 11 p.
7. Hua Yu, Yang J. A Direct LDA Algorithm for High-Dimensional Data – with Application to Face Recognition // Pattern Recognition. 2001. Vol. 34, N 10. P. 2067–2070. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(00\)00162-X](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(00)00162-X)
8. Exploring Topic Coherence over Many Models and Many Topics / S. Keith, Ph. Kegelmeyer, D. Andrzejewski, D. Buttler // Proceedings of the 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning. 2012. P. 952–961
9. Social Responsibility Portfolio Optimization Incorporating ESG Criteria / Ch. Li, Zh. Lipei, Hu. Jun, X. Helu, Zh. Zhongbao // Journal of Management Science and Engineering. 2021. Vol. 6, N 1. P. 75–85. <https://doi.org/10.1016/j.jmse.2021.02.005>
10. Marcelo G.-B., Espinosa-Leal L. Natural Language Processing Methods for Scoring Sustainability Reports—A Study of Nordic Listed Companies // Sustainability. 2022. Vol. 14, N 15. P. 9165. <https://doi.org/10.3390/su14159165>

11. Natraj R., Bang G., Nourbakhsh A. Mapping ESG Trends by Distant Supervision of Neural Language Models // Machine Learning and Knowledge Extraction. 2020. Vol. 2, N 4. P. 453–68. <https://doi.org/10.3390/make2040025>
12. Ning Zh., Zhang Yu., Zong Zh. Fund ESG Performance and Downside Risk: Evidence from China // International Review of Financial Analysis. 2023. Vol. 86. P. 102526. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102526>
13. Bridging the Gap in ESG Measurement: Using NLP to Quantify Environmental, Social, and Governance Communication / T. Schimanski, A. Reding, N. Reding, Ju. Bingler, M. Kraus, M. Leippold // Finance Research Letters. 2024. Vol. 61. P. 104979. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.104979>
14. The Impact of Environmental Innovation and National Culture on ESG Practices: A Study of Latin American Companies / P. V. S. Souza, K. Dalcerro, D. Demarche, M. Ferreira, E. Paulo // Academia Revista Latinoamericana de Administracion. 2024. <https://doi.org/10.1108/ARLA-11-2023-0187>
15. Sirimon T., Suttipun M. The Impact of Environmental, Social and Governance (ESG) Reporting on Corporate Profitability: Evidence from Thailand // Journal of Financial Reporting and Accounting. 2024. N 61. P. 89–111. <https://doi.org/10.1108/JFRA-09-2023-0555>
16. Takuya K., Nozaki M. A Text Mining Model to Evaluate Firms' ESG Activities: An Application for Japanese Firms // Asia-Pacific Financial Markets. 2020. Vol. 27, N 4. P. 621–632. <https://doi.org/10.1007/s10690-020-09309-1>
17. Tremblay M. Ch., Parra C., Castellanos A. Analyzing Corporate Social Responsibility Reports Using Unsupervised and Supervised Text Data Mining // Lecture Notes in Computer Science. 2015. Vol. 9073. P. 439–46. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18714-3_36
18. Who Cares Wins (Connecting Financial Markets to a Changing World). New York : United Nations, 2004. 41 p.

References

1. Kazakov A., Denisova S., Barsola I., Kalugina E., Molchanova I., Egorov I., Kosterina A., Tereshchenko E., Shutikhina L., Doroshchenko I., Sotiriadi N., Budenny S. ESGify: Automated Classification of Environmental, Social, and Corporate Governance Risks. *Doklady Mathematics*, 2023, vol. 108, pp. S529–S540. <https://doi.org/10.1134/S1064562423701673>
2. Aiba Y., Ito T., Ibe Y. Network Structure in ESG Ratings Suggests New Corporate Strategies: Evolving AI Technology to Quantify Qualitative Data. *Security Analysts Journal*, 2020, vol. 16, pp. 3–15.
3. Angelov D. *Top2Vec: Distributed Representations of Topics*. 2020. <http://arxiv.org/abs/2008.09470>
4. Cheng T.-T., Tsai Y.-H., Lai Ch., Hwang S.-Y. Mining Impacts of CSR Disclosure on Firm Performance. *PACIS 2023 Proceedings*, 2023, p. 188.
5. Dyer J. S. Maut — Multiattribute Utility Theory. *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys*. New York, Springer-Verlag, 2023, vol. 78, pp. 265–292. https://doi.org/10.1007/0-387-23081-5_7
6. *ESG Transparency and Sustainability Management Methodology*. Frankfurt am Main, RAEX, 2022, 11 p.
7. Hua Yu, Yang J. A Direct LDA Algorithm for High-Dimensional Data — with Application to Face Recognition. *Pattern Recognition*, 2001, vol. 34, no. 10, pp. 2067–2070. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(00\)00162-X](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(00)00162-X)

8. Keith S., Kegelmeyer Ph., Andrzejewski D., Buttler D. Exploring Topic Coherence over Many Models and Many Topics. *Proceedings of the 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*, 2012, pp. 952–961.
9. Li Ch., Lipei Zh., Jun Hu., Helu X., Zhongbao Zh. Social Responsibility Portfolio Optimization Incorporating ESG Criteria. *Journal of Management Science and Engineering*, 2021, vol. 6, no. 1, pp. 75–85. <https://doi.org/10.1016/j.jmse.2021.02.005>
10. Marcelo G.-B., Espinosa-Leal L. Natural Language Processing Methods for Scoring Sustainability Reports—A Study of Nordic Listed Companies. *Sustainability*, 2022, vol. 14, no. 15. pp. 9165. <https://doi.org/10.3390/su14159165>
11. Natraj R., Bang G., Nourbakhsh A. Mapping ESG Trends by Distant Supervision of Neural Language Models. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 2020, vol. 2, no. 4, pp. 453–68. <https://doi.org/10.3390/make2040025>
12. Ning Zh., Zhang Yu., Zong Zh. Fund ESG Performance and Downside Risk: Evidence from China. *International Review of Financial Analysis*, 2023, vol. 86, p. 102526. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102526>
13. Schimanski T., Reding A., Reding N., Bingler Ju., Kraus M., Leippold M. Bridging the Gap in ESG Measurement: Using NLP to Quantify Environmental, Social, and Governance Communication. *Finance Research Letters*, 2024, vol. 61, pp. 104979. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.104979>
14. Souza P.V.S. , Dalcero K., Demarche D., Ferreira M., Paulo E. The Impact of Environmental Innovation and National Culture on ESG Practices: A Study of Latin American Companies. *Academia Revista Latinoamericana de Administracion*, 2024. <https://doi.org/10.1108/ARLA-11-2023-0187>
15. Sirimon T., Suttipun M. The Impact of Environmental, Social and Governance (ESG) Reporting on Corporate Profitability: Evidence from Thailand. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 2024, no. 61, pp. 89–111. <https://doi.org/10.1108/JFRA-09-2023-0555>
16. Takuya K., Nozaki M. A Text Mining Model to Evaluate Firms' ESG Activities: An Application for Japanese Firms. *Asia-Pacific Financial Markets*, 2020, vol. 27, no. 4, pp. 621–632. <https://doi.org/10.1007/s10690-020-09309-1>
17. Tremblay M. Ch., Parra C., Castellanos A. Analyzing Corporate Social Responsibility Reports Using Unsupervised and Supervised Text Data Mining. *Lecture Notes in Computer Science*, 2015, vol. 9073, pp. 439–446. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18714-3_36
18. *Who Cares Wins (Connecting Financial Markets to a Changing World)*. New York, United Nations Publ., 2004, 41 p.

Об авторах

Мыльников Леонид Александрович, канд. техн. наук, доц., Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», 614070, Российская Федерация, Пермь, lamylnikov@hse.ru, <https://orcid.org/0000-0001-5935-969X>

About the authors

Leonid A. Mylnikov, Cand. Sci. (Tech.), Assoc. Prof., HSE University, Perm, 614070, Russian Federation, lamylnikov@hse.ru, <https://orcid.org/0000-0001-5935-969X>

Сторчевой Максим

Анатолевич, канд. экон. наук,
доц., Национальный
исследовательский университет
«Высшая школа экономики», 194100,
Российская Федерация,
Санкт-Петербург,
mstorchevoy@hse.ru,
<https://orcid.org/0000-0002-4102-6966>

Maksim A. Storchevoy, Cand. Sci.
(Econom.), Assoc. Prof., HSE
University, Saint Petersburg, 194100,
Russian Federation,
mstorchevoy@hse.ru,
<https://orcid.org/0000-0002-4102-6966>

Лапина Вера Владимировна,
Национальный исследовательский
университет «Высшая школа
экономики», 194100, Российская
Федерация, Санкт-Петербург,
vvlapina@hse.ru,
<https://orcid.org/0009-0001-3708-6077>

Vera V. Lapina, HSE University,
Saint Petersburg, 194100, Russian
Federation, vvlapina@hse.ru,
<https://orcid.org/0009-0001-3708-6077>

Мурач Анастасия Андреевна,
Национальный исследовательский
университет «Высшая школа
экономики», 194100, Российская
Федерация, Санкт-Петербург,
amurach@hse.ru,
<https://orcid.org/0009-0005-2123-5954>

Anastasia A. Murach, HSE
University, Saint Petersburg, 194100,
Russian Federation, amurach@hse.ru,
<https://orcid.org/0009-0005-2123-5954>

Поступила в редакцию / Received 19.03.2024

Поступила после рецензирования / Revised 16.09.2024

Принята к публикации / Accepted 16.10.2024