

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТВЫХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ МНОГОМЕРНОГО РАНЖИРОВАНИЯ РЕГИОНОВ РОССИИ ПО УРОВНЮ УСТОЙЧИВОГО РАЗВИТИЯ

В. С. Мхитарян¹, М. Г. Карелина²

¹*Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия*

²*Магнитогорский государственный технический
университет им. Г. И. Носова, Россия*

E-mail: vmkhitarian@hse.ru, marjyshka@mail.ru

Термин «устойчивое развитие» появился в 1987 г. в результате работы Международной комиссии ООН по окружающей среде и развитию. Пока главный стимул для соблюдения в России принципов ESG – растущий запрос со стороны зарубежных инвесторов и партнёров. В связи с этим в данной работе была предпринята попытка многомерной классификации регионов России по уровню устойчивого развития на основе применения нейросетевых алгоритмов.

APPLICATION OF NEURAL NETWORK ALGORITHMS FOR MULTIDIMENSIONAL RANKING OF RUSSIAN REGIONS BY THE LEVEL OF SUSTAINABLE DEVELOPMENT

V. S. Mkhitarian, M. G. Karelina

The term "sustainable development" was introduced into wide use by the International Commission on Environment and Development in 1987. So far, the main incentive for complying with the principles of ESG in Russia is a growing demand from foreign investors and partners. Now the movement in this direction in the Russian regions is increasingly supported by the state in the face of development institutions and the Central Bank. In this regard, in this paper, an attempt was made to multidimensionally classify the regions of Russia according to the level of sustainable development based on the use of neural network algorithms.

В настоящее время для мирового инвестиционного и финансового сообщества внедрение принципов устойчивого развития в свои корпоративные стратегии является отраслевым стандартом. Многие компании уже активно включают цели устойчивого развития в свои бизнес-стратегии, а устойчивое развитие и социальная ответственность становятся основой для долгосрочной работы бизнеса [1].

Для большинства российских компаний тема ответственного инвестирования – ещё не главный приоритет развития. Однако у наиболее крупных российских холдингов, претендующих на статус глобальных игроков, существует большая озабоченность по поводу повышения своих экологических и социальных стандартов. При этом проблема обеспечения устойчивого развития выходит далеко за рамки корпоративной среды и становится значимым фактором регионального развития [2].

Достижение целей устойчивого развития является важным элементом

стратегий социально-экономического развития российских регионов. Субъекты РФ различаются размером территорий, наличием природных ископаемых, человеческим капиталом и характером размещения производств. В связи с этим достижение баланса в реализации принципов ESG становится новым вызовом для развития российских регионов. Инвесторам необходимо понимать, насколько в том или ином субъекте РФ задумываются не только о решении сегодняшних проблем, но и об интересах будущих поколений.

ESG-рейтинги дают возможность оценить вклад каждого из регионов в повестку устойчивого развития России и оценить качество трансформации аспектов ESG в политики и стратегии развития регионов. Однако в России и в мире отсутствуют единые стандарты нефинансовой отчетности, которые могли бы служить базисом для ESG-оценок. При этом одной из фундаментальных проблем является отсутствие четкого понимания, что показывает ESG-рейтинг. В кредитных рейтингах эта проблема сводится к фразе «эмитент перестал платить по своим обязательствам». В случае ESG-рейтинга сформулировать аналогичное определение не представляется возможным.

Математико-статистические методы являются необходимым инструментом для получения более глубоких и полноценных знаний о механизмах устойчивого развития в региональном разрезе [3]. В связи с этим в данной работе была предпринята попытка классификации регионов России по уровню устойчивого развития (при проведении исследования был рассмотрен только 59 субъектов РФ, поскольку именно по данным субъектам был собран полный пакет информации необходимый для оценки). Формирование информационной базы статистического анализа осуществлялось в соответствии с ресурсно-компонентным подходом [4]. Все факторы, оказывающие непосредственное влияние и определяющие устойчивое развитие, были разбиты на 3 функциональных блока:

1. *Экологические критерии* (environmental) определяют насколько в регионе заботятся об окружающей среде (4 переменные);
2. *Социальные критерии* (social) отражают отношение к человеческому капиталу (6 переменных);
3. *Управленческие критерии*, критерии корпоративного управления (governance) (5 переменных).

Для решения задачи классификации наиболее часто применяют методы кластерного анализа и при наличии обучающей выборки – методы дискриминантного анализа [5]. Одним из подходов, расширяющих инструментарий кластерного анализа, является применение нейросетевых алгоритмов, которые строятся на использовании самоорганизующихся карт, опирающихся на механизмы, основанные на ассоциативном правиле Хебба или конкурентном правиле Кохонена [6], [7].

Для настройки сети Кохонена используют конкурентное обучение. Обозначим вектор из m значений полей i -й записи исходного датасета $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})^T, i = \overline{1, n}$ (n – число объектов, подлежащих классификации) и $W_t = (\omega_{t1}, \omega_{t2}, \dots, \omega_{tm})^T, t = \overline{1, k}$ – вектор, содержащий веса j -го выходного

нейрона (k – число выходных нейронов).

В на шаге обучения веса нейрона-победителя и веса соседних нейронов, формируются как линейные комбинации входных векторов и текущих векторов весов:

$$\omega_{t_j, \text{нов}} = \omega_{t_j, \text{тек.}} + \mu(x_{ij} - \omega_{t_j, \text{тек.}}) \quad (1)$$

где μ – коэффициент скорости обучения ($0 < \mu \leq 1$).

Согласно конкурентному правилу Кохонена коэффициент скорости обучения μ , должен быть убывающей функцией от числа итераций (эпох). Тогда процесс обучения можно представить в виде 2-х фаз:

1) Грубая подстройка (v_1 эпох), где коэффициент скорости обучения μ велик и веса выходных нейронов корректируются значительно.

2) Точная подстройка (v_2 эпох), где коэффициент скорости обучения μ уменьшается. Это позволяет подстраивать веса более точно.

Содержательная часть такой методики может быть представлена в виде следующего алгоритма:

1. инициализация сети;
2. возбуждение сети;
3. конкуренция;
4. объединение;
5. подстройка;
6. шаги 1-5 выполняются ($v_1 + v_2$) эпох.

В представленной работе классификация субъектов РФ по уровню устойчивого развития производилась в Statistica Neural Networks путем построения сети Кохонена на предварительно нормированных данных. Этап грубой подстройки состоял из 100 эпох, скорость обучения μ от изменялась в диапазоне от 0,1 до 0,02. Число соседних нейронов (радиус обучения) варьировался от 4 до 1. На шаге точной подстройки радиус обучения принимался равным 0, число эпох равнялось 1000, параметр μ изменялся в пределах от 0,1 до 0,01. Новые веса нейронов перед обучением инициализировались согласно нормальному закону распределения.

На входной слой сети Кохонена подавались значения 15 признаков, характеризующих уровень устойчивого развития 59 регионов РФ. В результате было выделено 4 кластера, представленных в таблице (кластер S_1 – регионы с наибольшим уровнем устойчивого развития, S_4 – регионы с наименьшим уровнем развития). Наиболее развитыми регионами с точки зрения устойчивости развития (кластер S_1) являются Москва, Татарстан и Ханты-Мансийский автономный округ.

**Результаты классификации российских
регионов по уровню устойчивого развития, 2020 г.**

Кластер	Количество объектов	Регион РФ
S₁	3	Москва, Татарстан, Ханты-Мансийский автономный округ
S₂	7	Тюменская область, Свердловская область, Ленинградская область, Липецкая область, Саратовская область, Самарская область, Томская область
S₃	23	Московская область, Санкт-Петербург, Воронежская область, Калужская область, Тверская область, Новгородская область, Чувашская республика, Рязанская область, Ульяновская область, Ярославская область, Ямало-Ненецкий автономный округ, Тульская область, Костромская область, республика Адыгея, Челябинская область, Красноярский край, Волгоградская область, Новосибирская область, Иркутская область, респ. Дагестан, республика Башкортостан, Кировская область, Волгоградская область
S₄	26	респ. Саха (Якутия), респ. Мордовия, респ. Марий Эл, Смоленская область, Алтайский край, Владимирская область, Кировская область, Калининградская область, Амурская область, Приморский край, Тамбовская область, респ. Бурятия, Ивановская область, Карачаево-Черкесская респ., Кемеровская область, Астраханская область, респ. Хакасия, Архангельская область, респ. Ингушетия, Курганская область, респ. Карелия, Чеченская респ., Псковская обл., респ. Тыва, респ. Калмыкия, Магаданская область

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Карелина М. Г., Мхитарян В. С. Статистическая оценка современных масштабов ESG-инвестирования // Финансы и бизнес. 2022. № 2 (18). С. 82-94.
2. Schoenmaker D., Schramade W. Principles of sustainable finance // Oxford, New York: Oxford University Press. 2018. 433 p.
3. Поликарпова М. Г. Интеграционные процессы в российских регионах: проблемы измерения и опыт эмпирических исследований // Вопросы статистики. 2011. № 11. С. 58-64.
4. Карелина М. Г. Комплексная оценка интеграционной активности бизнес-структур в российских регионах // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. 2016. № 5 (47). С. 103-121.
5. Айвазян С. А., Кузнецов С. Е. Многомерный статистический анализ и вероятностное моделирование реальных процессов. М. : Наука. 1990.
6. Коваленко А. П. Нейросетевые методы и технологии в финансовом анализе / А. П. Коваленко, Н. В. Звезда, Л. В. Иванова. М. : МЭСИ, 2014.
7. Нечеткие множества и нейронные сети / под. ред. Г. Э. Яхьяева. М. : Интернет-Университет Информационных технологий. Бином. Лаборатория знаний, 2012.
8. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / под ред. Боровикова В.П. 2-е изд., перераб и доп. М. : Горячая линия Телеком. 2008.