

ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКАЯ СТАТЬЯ



<https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2024-1-19>

УДК 330.322

JEL R10, E22

О. В. Лосева ^{а)}  , И. В. Мунерман ^{б)} , М. А. Федотова ^{в)} 

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

Модели оценки и классификации региональных инвестиционных проектов, реализуемых в рамках концессионных соглашений¹

Аннотация. Развитие регионов на основе механизмов реализации инвестиционных проектов с участием государства в рамках концессионных соглашений приобретает особую значимость в условиях масштабных санкционных ограничений, требующих ужесточения контроля за эффективностью использования бюджетных средств с целью повышения отдачи от вложенных инвестиций и минимизации рисков их ненадлежащего освоения. В статье рассматривается построение классификационных моделей оценки таких проектов, позволяющих выявить концессионные соглашения повышенного риска, что позволит государственному заказчику принимать обоснованные решения при выборе исполнителя проекта и обеспечить эффективность управления государственным имуществом. Особенностью предложенного подхода к построению классификационных моделей является использование скрининг-моделей и встроенных инструментов информационно-аналитической системы СПАРК для объективной оценки добросовестности концессионеров на основе финансовых и иных факторов, а также методов дискриптивного анализа больших данных, машинного обучения и метода ближайших соседей при кластеризации региональных инвестиционных проектов по уровню риска ненадлежащего исполнения концессионных соглашений. Подход апробирован на выборке из 1248 региональных инвестиционных проектов, реализуемых в рамках концессионных соглашений. В итоге выделены два кластера проектов с низким и высоким уровнем риска ненадлежащего исполнения концессионером своих обязательств перед государством объемом 83,8 % и 16,2 % соответственно. Для оценки точности и чувствительности к выбросам полученной классификационной модели применялись матрица ошибок и метрика Спирмена, которая показала достаточно высокую точность полученной классификации. Применение построенных моделей возможно как на этапе отбора региональных инвестиционных проектов, так и на этапе мониторинга уже реализуемых проектов для выявления потенциальных рисков их незавершения и своевременного принятия государственным заказчиком необходимых мер реагирования.





Ключевые слова: региональный инвестиционный проект, оценка, концессионное соглашение, скрининг-модели, дискриптивный анализ данных, модели классификаций на основе машинного обучения, кластерный анализ

Благодарность: *Статья подготовлена по результатам исследований, выполненных за счет бюджетных средств по государственному заданию Финансового университета.*

Для цитирования: Лосева, О. В., Мунерман, И. В., Федотова, М. А. (2024). Модели оценки и классификации региональных инвестиционных проектов, реализуемых в рамках концессионных соглашений. *Экономика региона*, 20(1), 276-292. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2024-1-19>

¹ © Лосева О. В., Мунерман И. В., Федотова М. А. Текст. 2024.

RESEARCH ARTICLE

Olga V. Loseva ^{a)}  , Ilya V. Munerman ^{b)} , Marina A. Fedotova ^{c)} 
Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

Assessment and Classification Models of Regional Investment Projects Implemented through Concession Agreements

Abstract. Imposed wide-ranging sanctions require stricter control over the use of budget funds in order to increase the return on investment and minimise the risks of inappropriate spending. Thus, regional development based on the implementation of investment projects with public participation through concession agreements becomes particularly important. The article considers the construction of classification models for the assessment of such projects to identify high-risk concession agreements. State customers can use these models to make informed decisions when choosing a contractor and to improve the efficiency of public property management. For an objective assessment of the integrity of contractors based on financial and other factors, the study used screening models and built-in tools of the SPARK information and analytical system, as well as the methods of descriptive analysis of big data, machine learning and the nearest neighbours approach for clustering regional investment projects according to the risk of improper execution of concession agreements. The presented approach was tested on 1248 regional investment projects implemented through concession agreements. As a result, the research identified two clusters: projects with low risk (83.8 %) and high risk (16.2 %) of improper performance of obligations by the concessionaire. To assess the models' accuracy and sensitivity to outliers, the confusion matrix and Spearman's coefficient were utilised, which showed a sufficiently high accuracy of the resulting classification. The constructed models can be used for selecting regional investment projects, as well as for monitoring implemented projects in order to identify potential risks of their non-completion and timely take necessary response measures.

Keywords: regional investment project, assessment, concession agreement, screening models, descriptive analysis, machine-learning classification models, cluster analysis

Acknowledgments: *The article has been prepared based on the results of the research conducted in accordance with the state order of the Financial University.*

For citation: Loseva, O. V., Munerman, I. V., & Fedotova, M. A. (2024). Assessment and Classification Models of Regional Investment Projects Implemented through Concession Agreements. *Ekonomika regiona / Economy of regions*, 20(1), 276-292. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2024-1-19>

Введение

Одним из ключевых инструментов развития регионов являются инвестиции в социально-экономические проекты как инструменты реализации региональных социально-экономических стратегий и привлечения дополнительных инвестиций в регион для решения территориальных проблем. По данным Росстата объем инвестиций в регионы в первом квартале 2023 г. составил 4,64 трлн руб., а прирост в реальном выражении по сравнению с мартом 2022 г. — 13,5 %¹. По многим регионам наблюдается существенный прирост инвестиций в основной капитал (рис. 1) непосредственно за счет реализации инвестиционных проектов.

Так, в Бурятии благодаря дальневосточным мерам поддержки введен в эксплуатацию крупнейший инвестиционный проект по освое-

нию месторождения полиметаллических руд «Озёрный ГОК». В Ростовской области в рамках программы «100 Губернаторских инвестиционных проектов» по состоянию на начало мая 2023 г. введены в эксплуатацию 88 проектов с общим объемом инвестиций 279,8 млрд руб., крупнейший из которых связан со строительством комплекса глубокой переработки нефтяного сырья и средних дистиллятов (37 % всего объема инвестиций). Основным драйвером роста инвестиций в Республику Алтай является увеличение турпотока в регион. По состоянию на начало июня 2023 г. в приоритетном инвестиционном портфеле региона находится 36 проектов на общую сумму 115,2 млрд руб.

Российская практика показывает (см. далее табл. 1), что распространенной формой реализации региональных инвестиционных проектов является государственно-частное партнерство, в первую очередь, на основе концессионных соглашений (договоров) между частным инвестором (концессионе-

¹ Маркетинговые исследования входящие в группу — инвестиции в основной капитал 2023. <https://id-marketing.ru/tags/инвестиции+в+основной+капитал+2023> (дата обращения: 21.07.2023).

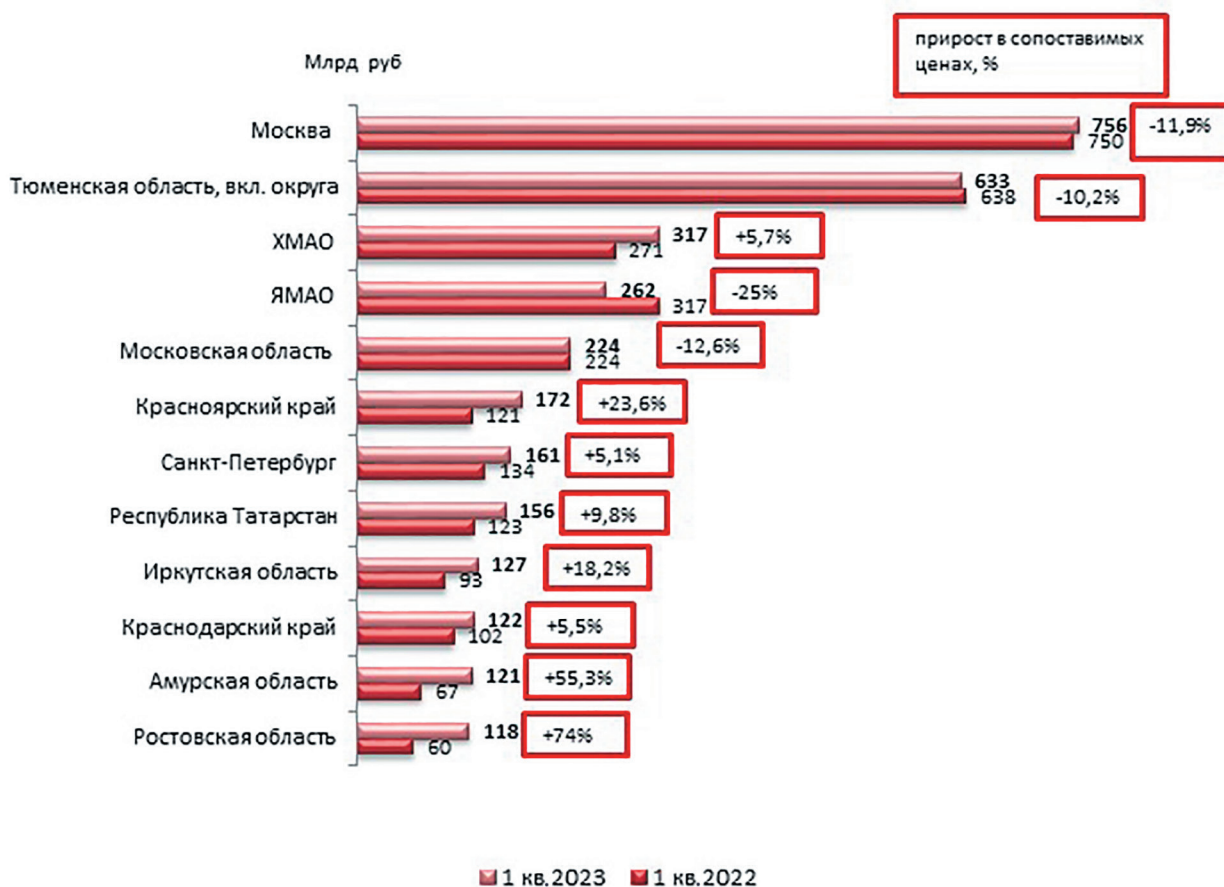


Рис. 1. TOP-10 регионов по показателю прироста в сопоставимых ценах инвестиций в основной капитал в 1 кв. 2023 г., млрд руб. / прирост в сопоставимых ценах, % (источник: Маркетинговые исследования входящие в группу — инвестиции в основной капитал 2023. <https://id-marketing.ru/tags/инвестиции+в+основной+капитал+2023> (дата обращения: 21.07.2023))

Fig. 1. TOP-10 regions in terms of growth of investment in fixed assets in comparable prices in Q1 2023, billion roubles / growth in comparable prices, %

ром) и государственным заказчиком (концедентом). При этом региональный инвестиционный проект (далее — РИП) в материальном выражении по сути является реальным активом в форме имущественного комплекса или бизнеса, находящегося в процессе предпринимательской деятельности по производству продукции или оказанию услуг (новых или существенно улучшенных). Указанный проект проходит разные фазы жизненного цикла: от создания (модернизации) имущественного комплекса до последующей его эксплуатации и извлечения дохода, а концессионное соглашение подразумевает передачу государством права эксплуатации и управления определенным активом или предоставления услуги на указанный в договоре срок частному инвестору, обеспечивая тем самым более эффективное управление государственным имуществом. Преимущества концессионных соглашений для обеих сторон представлены на рисунке 2.

Однако важно отметить, что договоры концессии также имеют свои риски и недостатки. Например, возможны проблемы в области регулирования, монополизации, недостаточного надзора со стороны государства или нарушения контрактных обязательств со стороны частного инвестора. Наше исследование нацелено на оценку региональных инвестиционных проектов, реализуемых в рамках концессионных соглашений, и выявление договоров концессии с повышенным риском. Анализируя концессионные соглашения по уровню риска их ненадлежащего исполнения и строя соответствующие классификационные модели, мы тем самым оцениваем и эффективность реализации самих РИП.

В настоящий момент абсолютное большинство российских авторов при рассмотрении вопроса об оценке эффективности инвестиционного проекта концентрируются на вопросе экономической эффективности, либо сосредотачиваясь только на классических показате-

1. Привлечение частного капитала и экспертизы	<ul style="list-style-type: none"> • Договор концессии позволяет государству привлечь инвестиции и экспертизу частного сектора для развития и управления государственным имуществом. Частные инвесторы обычно обладают финансовыми ресурсами, опытом и эффективными управленческими методами, которые могут быть полезными для эффективного использования и развития имущества
2. Распределение рисков	<ul style="list-style-type: none"> • Договор концессии позволяет распределить риски между государством и частным инвестором. Частный инвестор берет на себя определенные риски, связанные с эксплуатацией и управлением имуществом, в то время как государство сохраняет контроль и надзор за деятельностью инвестора. Это позволяет снизить финансовые и операционные риски для государства
3. Улучшение эффективности и качества услуг	<ul style="list-style-type: none"> • Частные инвесторы, стремясь к получению прибыли, имеют больше стимулов к росту эффективности использования имущества и предоставления услуг. Они могут внести инновации, технические улучшения и повысить уровень обслуживания, что в итоге приводит к более эффективному управлению имуществом
4. Обозначение контрактных обязательств	<ul style="list-style-type: none"> • Договор концессии содержит четкие контрактные условия и показатели, которые должен обеспечить концессионер. Это позволяет государству контролировать и оценивать работу инвестора, а также дает правовую основу для управления имуществом

Рис. 2. Преимущества договоров концессии (источник: составлено авторами)

Fig. 2. Advantages of concession agreements

лях *NPV*, *PI*, *IRR* и *DPP* (Агеева, 2020; Птицын, 2020; Магомедова, 2020), либо дополняя их показателями сметной стоимости, бюджетной, социальной и экологической эффективности (Косорукова и др., 2022; Цветков и др., 2019; Головина & Воробьева, 2020; Чуманская, 2019; Зайнуллина, 2021).

В трудах зарубежных авторов наряду с критериями эффективности самих инвестиционных проектов отдельное внимание уделяется вопросу оценки качества их исполнителей на основе анализа накопленного опыта, соблюдения сроков, ресурсного обеспечения и финансового состояния (Tarawneh & Kasabreh, 2019; Khoso & Yusof, 2019; Chernogorskiy et al., 2021; Shibani et al, 2022). С нашей точки зрения оценка РИП на основе концессионных договоров требует комплексного подхода, учитывающего финансовые, экономические и прочие факторы, влияющие на уровень риска их ненадлежащего исполнения. Исследование рискованных концессий предполагает анализ массовых данных, что требует применения скрининг-моделей поиска достоверной информации о различных параметрах РИП. Технология такого поиска и анализа изложена в трудах ряда зарубежных исследователей (Spence, 1981; Cooper & Kleinschmidt, 1993; Klerck & Maritz, 1997). Основным условием корректной работы скрининг-модели является качество исходной информации, то есть надежность источников и достоверность данных. Объективность результатов такой оценки будет выше, если используются алгоритмические средства обра-

ботки данных, в том числе технологии BigDate и машинного обучения, рассмотренные в работах зарубежных авторов (Pesaran et al., 2004; Witten & Frank, 2005; Hastie et al., 2009).

Таким образом, наш подход к построению классификационных моделей региональных инвестиционных проектов, реализуемых на основе концессионных соглашений, предполагает использование скрининг-моделей¹ и дискриптивного анализа для первичной обработки данных, встроенных инструментов информационно-аналитической системы СПАРК для объективной оценки добросовестности концессионеров на основе финансовых и иных факторов, а также методов машинного обучения и кластеризации по уровню риска неисполнения концессионных договоров. Данный подход позволит государству более обоснованно подходить к выбору соинвестора РИП и, в конечном итоге, повышать качество управления государственным имуществом.

Данные и методы

В нашем исследовании источником данных по РИП, реализуемых в рамках государственно-частного партнерства (ГЧП), была информация с открытой платформы Росинфра² и применялись встроенные инструменты поиска и анализа финансово-экономических и прочих фак-

¹ Под скрининг-моделями в данной статье будем понимать модели массовой оценки качества организаций — партнеров по концессионным соглашениям на основе данных об их деятельности.

² Официальный сайт платформы Росинфра. <https://rosinfra.ru/> (дата обращения 20.06.2023).

торов, характеризующих деятельность концессионеров, информационно-аналитической системы СПАРК Интерфакс. Расчеты осуществлялись в MATLAB.

1. Формирование выборки и дискриптивный анализ данных

Исходная база содержала данные о 1822 завершенных договорах концессии. С учетом информации, полученной по каждой компании-концессионеру, из выборки были исключены

все записи с обезличенными участниками-концессионерами, которые нельзя идентифицировать в СПАРК. В итоге получили 1248 записей по 69 регионам России (табл. 1).

Как показывают данные, представленные в таблице, существенная доля РИП приходится на дальневосточные и сибирские регионы, а также Курскую область и Республику Татарстан. Первичная обработка исходных данных проводилась методом дескриптивного анализа

Таблица 1

Исходная выборка инвестиционных проектов, реализуемых в рамках концессионных соглашений, по регионам

Table 1

Initial sample of investment projects implemented through concession agreements by region, units/%

N	Регион	Кол-во проектов	Доля проектов, %	N	Регион	Кол-во проектов	Доля проектов, %
1	Алтайский край	6	0,48	36	Республика Карелия	3	0,24
2	Амурская область	104	8,33	37	Республика Марий Эл	4	0,32
3	Архангельская область	12	0,96	38	Республика Мордовия	5	0,40
4	Белгородская область	4	0,32	39	Республика Хакасия	4	0,32
5	Брянская область	1	0,08	40	Ростовская область	13	1,04
6	Волгоградская область	4	0,32	41	Рязанская область	6	0,48
7	Вологодская область	18	1,44	42	Самарская область	10	0,80
8	г. Санкт-Петербург	1	0,08	43	Саратовская область	4	0,32
9	Еврейская АО	1	0,08	44	Свердловская область	23	1,84
10	Забайкальский край	23	1,84	45	Смоленская область	1	0,08
11	Ивановская область	8	0,64	46	Тамбовская область	36	2,88
12	Калининградская область	4	0,32	47	Тверская область	23	1,84
13	Калужская область	10	0,80	48	Удмуртская Республика	23	1,84
14	Кемеровская область	10	0,80	49	Хабаровский край	19	1,52
15	Костромская область	4	0,32	50	Челябинская область	52	4,17
16	Красноярский край	70	5,61	51	Чукотский АО	3	0,24
17	Краснодарский край	23	1,84	52	Ямало-Ненецкий АО	5	0,40
18	Курская область	203	16,27	53	Республика Дагестан	3	0,24
19	Ленинградская область	6	0,48	54	Республика Тыва	1	0,08
20	Липецкая область	4	0,32	55	Иркутская область	60	4,81
21	Магаданская область	2	0,16	56	Новгородская область	1	0,08
22	Московская область	5	0,40	57	Республика Саха (Якутия)	1	0,08
23	Мурманская область	4	0,32	58	Чувашская Республика	14	1,12
24	Ненецкий АО	1	0,08	59	Нижегородская область	9	0,72
25	Новосибирская область	23	1,84	60	Кировская область	47	3,77
26	Омская область	61	4,89	61	Ульяновская область	13	1,04
27	Оренбургская область	19	1,52	62	Владимирская область	8	0,64
28	Орловская область	5	0,40	63	Республика Татарстан	68	5,45
29	Пензенская область	22	1,76	64	Ханты-Мансийский АО — Югра	24	1,92
30	Пермский край	38	3,04	65	Камчатский край	4	0,32
31	Приморский край	3	0,24	66	Сахалинская область	4	0,32
32	Псковская область	3	0,24	67	Республика Калмыкия	1	0,08
33	Республика Алтай	7	0,56	68	Тульская область	1	0,08
34	Республика Башкортостан	21	1,68	69	Воронежская область	1	0,08
35	Республика Бурятия	24	1,92		Итого	1248	100

Источник: составлено авторами по данным Росинфра и СПАРК.

Таблица 2

Исследуемые параметры инвестиционных проектов, реализуемых в рамках концессионных соглашений

Table 2

Assessed parameters of investment projects implemented through concession agreements

Наименование поля	Field Name
ID проекта	ID
Наименование проекта	Name
Орган власти	Authority
Сфера	Spheres
Частный партнер	PrivatePartner
Этап	Stage
Причина завершения проекта	TermReason
Этап, после которого завершен проект	TermStage
Дата подписания соглашения	AgreementDate
Общий объем инвестиций, руб.	TotalAmount
Общий объем бюджетных инвестиций, руб.	BudgetAmount
Срок действия соглашения	Duration

Источник: составлено авторами по данным Росинфра.

по параметрам, имеющимся на платформе Росинфра в открытом доступе (табл. 2).

Дескриптивный анализ помогает лучше понять данные, их структуру и особенности, обнаружить паттерны, тренды и зависимости между переменными, выявить аномалии, выбросы и проблемы с данными, такие как пропущенные значения или несоответствия.

Визуализация данных по итогам дескриптивного анализа позволяет наглядно отразить выявленные особенности и закономерности и облегчает процесс обработки данных и получения первичных выводов. Результаты дескриптивного анализа РИП по выделенным выше параметрам представлены ниже.

2. Модели классификации

Для оценки эффективности РИП предлагается разделить их по группам риска реализации концессионных соглашений, построив статистические модели классификации на основе машинного обучения без учителя (*unsupervised*) и с учителем (*supervised*), характеристики которых представлены на рисунке 3.

В качестве метода классификации в рамках модели обучения без учителя для исходных данных применялся кластерный анализ (поскольку изначально классы заранее не определены), который позволяет выделить группы проектов со схожими характеристиками и рисками и включает следующие этапы:

1. Выбор алгоритма кластеризации: использовался метод k -средних, который разделяет

объекты на k кластеров путем минимизации суммарного квадратичного отклонения от выбранных центров каждого кластера; центр интерпретируется как типичный представитель класса (кластера).

2. Выбор метрики (меры сходства), которая определяет, насколько два РИП по характеристикам концессионных соглашений схожи друг с другом (насколько близки расстояния между ними в факторном пространстве): использовалась традиционная метрика — Евклидово расстояние.

3. Нормализация данных гарантирует, что все переменные находятся в сопоставимом масштабе: в нашем исследовании нормализации подвергались значения параметров «срок действия соглашения» и «объем инвестиций» как наиболее отличающиеся от нормального распределения с использованием логарифмирования и последующей стандартизации.

В ходе исследования было принято решение о разделении рисков добросовестности концессионера и риска незапуска проекта, который в большей степени зависит от условий конкурса и лежит на концеденте, поэтому всем несостоявшимся проектам за риск завершения была присвоена единица ($Termination = 1$) и введена новая переменная $index3$, которая принимает значение 1, если проект так и не стартовал, и 0 в противном случае.

4. Выполнение кластеризации: с использованием выбранной меры сходства и алгоритма кластеризации и после предварительной нормализации данных выполнялся сам процесс кластеризации, где РИП группировались в соответствии со схожими характеристиками концессионных соглашений.

5. Выбор оптимального числа кластеров: определение оптимального числа кластеров проводилось на основе оценки трех статистических критериев — коэффициента силуэта, критерия Дэвиса — Булдина и индекса Калински — Харабаша, позволяющих оценить качество кластеризации в зависимости от числа кластеров (табл. 3).

6. Оценка и интерпретация результатов.

Для модели классификации, в которой осуществляется обучение с учителем, выборка РИП разбивалась на две части: обучающую (большая часть) и тестовую (меньшая часть). Настройка модели происходила на обучающей выборке, потом на тестовой проводились расчет, прогонка модели (прогноз) и полученные результаты сравнивались с известными целевыми значениями (классами). По совпадениям

Модели обучения без учителя
(*unsupervised models*)

Описание: используются для анализа данных, когда нет предварительно размеченных классов или целевых переменных, ориентированы на обнаружение скрытых структур или паттернов в данных

Методы построения: 1) кластерный анализ — позволяет группировать схожие объекты на основе их сходства или различий; 2) метод главных компонент (PCA) — снижает размерность данных и выявляет наиболее важные факторы; 3) ассоциативные правила — выявляют связи и зависимости между переменными в наборе данных

Модели обучения с учителем
(*supervised models*)

Описание: используются, когда есть предварительно размеченные данные с известными классами или целевыми переменными; они обучаются на основе этих данных и используются для предсказания классов или значений целевых переменных для новых наблюдений

Методы построения: 1) метод ближайших соседей — изучение близости между проектами в пространстве признаков; 2) метод опорных векторов (SVM) — используется для разделения объектов на два класса с помощью гиперплоскости; 3) деревья классификации; 4) логистическая регрессия — моделирует вероятность отнесения объекта к определенному классу; 5) нейронные сети — используются для обучения на больших объемах данных

Рис. 3. Модели для классификации и их характеристики (источник: составлено авторами)

Fig. 3. Classification models and their characteristics

Таблица 3

Table 3

Критерии качества кластеризации

Clustering quality criteria

Критерий	Описание	Формула	Интерпретация
Коэффициент силуэта (<i>Silhouette coefficient</i>)	Основан на оценке сходства объектов внутри своего кластера и отличия от объектов в других кластерах	$s_i = \frac{b_i - a_i}{\max(b_i, a_i)}, \quad (1)$ <p>где s_i — коэффициент силуэта для объекта i; a_i — среднее расстояние между объектом i и другими объектами в том же кластере (внутрикластерное расстояние); b_i — среднее расстояние между объектом i и объектами в ближайшем кластере (межкластерное расстояние). Общий коэффициент силуэта:</p> $S = \frac{\sum_i s_i}{N}, \quad (2)$ <p>где S — общий коэффициент силуэта; N — общее количество объектов в выборке</p>	1: хорошее разделение объектов между кластерами; 0: наложение или перекрытие кластеров; -1: неправильное разделение объектов между кластерами
Критерий Дэвиса — Булдина	На основе отношения средней внутрикластерной дисперсии к межкластерному расстоянию	$DB_i = \max(R_{i,j}), \quad (3)$ <p>где DB_i — значение критерия для кластера i; $R_{i,j}$ — отношение средней внутрикластерной дисперсии и межкластерного расстояния (расстояние между центроидами кластеров). Итоговое значение критерия Дэвиса — Булдина:</p> $DB = \frac{\sum_i DB_i}{K}, \quad (4)$ <p>где DB — значение критерия Дэвиса — Булдина для всей кластеризации; K — количество кластеров</p>	Чем ниже значение критерия, тем лучше разделение кластеров. Наилучшая кластеризация достигается, когда критерий Дэвиса — Булдина равен 0
Индекс Калински — Харабаша	Вычисляет отношение межкластерного разброса к внутрикластерной дисперсии для оценки разделения между кластерами	$CH = \frac{N - k}{k - 1} \cdot \frac{B}{W}, \quad (5)$ <p>где CH — значение критерия Калински — Харабаша; B — сумма квадратов расстояний между средними значениями кластеров и общим средним значением всех данных; W — сумма внутрикластерных дисперсий (сумма квадратов расстояний между каждым объектом и средним значением своего кластера); N — общее число объектов; k — количество кластеров</p>	более высокое значение этого критерия указывает на более четкое разделение между кластерами и, следовательно, на лучшую кластеризацию

Источник: составлено авторами на основе (Hastie et al., 2009).

(или расхождением) прогнозных и истинных значений определялась точность модели.

В качестве инструмента оценки точности использовалась матрица ошибок (Confusion Matrix): ее строки соответствуют истинным значениям класса, а столбцы — предсказанным моделью значениям класса. Соответственно, в ячейке матрицы записано число элементов выборки с данным классом и данным прогнозом класса. Диагональные элементы матрицы соответствуют правильно предсказанным значениям. При этом точность предсказания оценивается как доля верно классифицированных объектов (сумма диагональных элементов матрицы ошибок) относительно общего числа объектов в выборке. Формула для вычисления точности предсказания:

$$Accuracy = \frac{\sum_i CM_{ii}}{\sum_i \sum_j CM_{ij}}, \quad (6)$$

где CM_{ij} — элементы матрицы ошибок.

Однако использование этого простого и очевидного критерия для оценки модели классификации в нашем случае имеет существенный недостаток. Классы в выборке, как и в реальности, распределены неравномерно: доля концессионных договоров повышенного риска (то есть проект был выполнен ненадлежащим образом и договор был расторгнут по суду) составляет лишь небольшую часть общего числа договоров (около 5 %). Поэтому оптимизация моделей по этому критерию может привести и приводит к моделям, которые игнорируют правильный прогноз неудачи, то есть случаям, которые представляют особый интерес для исследования.

Проблема неравномерности выборки решалась путем введения соответствующих весов, при которых ошибка при прогнозе высокорискового концессионного договора имеет больший вес, чем ошибка в прогнозе условно «безрискового» договора. Веса подбирались эмпирически, но пропорционально доле элементов данного класса от всей выборки.

Вторым критерием оценки качества модели является чувствительность — измеряет долю верно классифицированных объектов относительно всех объектов данного класса.

В качестве метода построения модели классификации РИП на основе обучения с учителем использовался метод «ближайших соседей». Он относит новый объект к классу, к которому принадлежит его ближайший сосед в обучающей выборке. Нами использовалась мера евклидова расстояния для определения бли-

жайшего соседа. Преимущества метода ближайшего соседа включают простоту реализации и интерпретируемость результатов классификации. Однако у него есть и недостатки:

- чувствительность к выбросам, поскольку отнесение нового объекта к кластеру зависит от его ближайшего соседа;

- зависимость от масштаба: если признаки имеют разные диапазоны значений, необходимо их масштабирование для корректной классификации;

- объем вычислений: при большом размере обучающей выборки вычисление расстояний до всех объектов может быть временно затратным.

Для наших целей данный метод машинного обучения подходит, так как объем выборки незначительный и простота модели является приоритетом.

Результаты

1. Дескриптивный анализ исходных данных по отдельным параметрам

Сфера деятельности (Spheres)

Распределение РИП в выборке по сферам деятельности представлено в таблице 4.

Данные, представленные в таблице 4, демонстрируют, что более 90 % договоров приходится на ЖКХ и городскую среду, поэтому целесообразно при дальнейшей классификации привести данный параметр к бинарному виду: 0 — ЖКХ, 1 — прочее.

Таблица 4

Распределение региональных инвестиционных проектов по сферам деятельности

Table 4

Distribution of regional investment projects by fields of activity

Сфера деятельности	Кол-во проектов	Доля проектов, %
Торговля, обслуживание, офисы	17	1.36
Магистральный транспорт	2	0.16
ЖКХ и городская среда	1128	90.39
Городской и пригородный транспорт	17	1.36
Индустрия гостеприимства	8	0.64
Культура и досуг	5	0.40
Здравоохранение	14	1.12
Социальная защита	3	0.24
Экология и окружающая среда	19	1.52
Спорт	19	1.52
Образование и наука	15	1.20
Цифровая инфраструктура и связь	1	0.08
Итого	1248	100

Источник: составлено авторами.

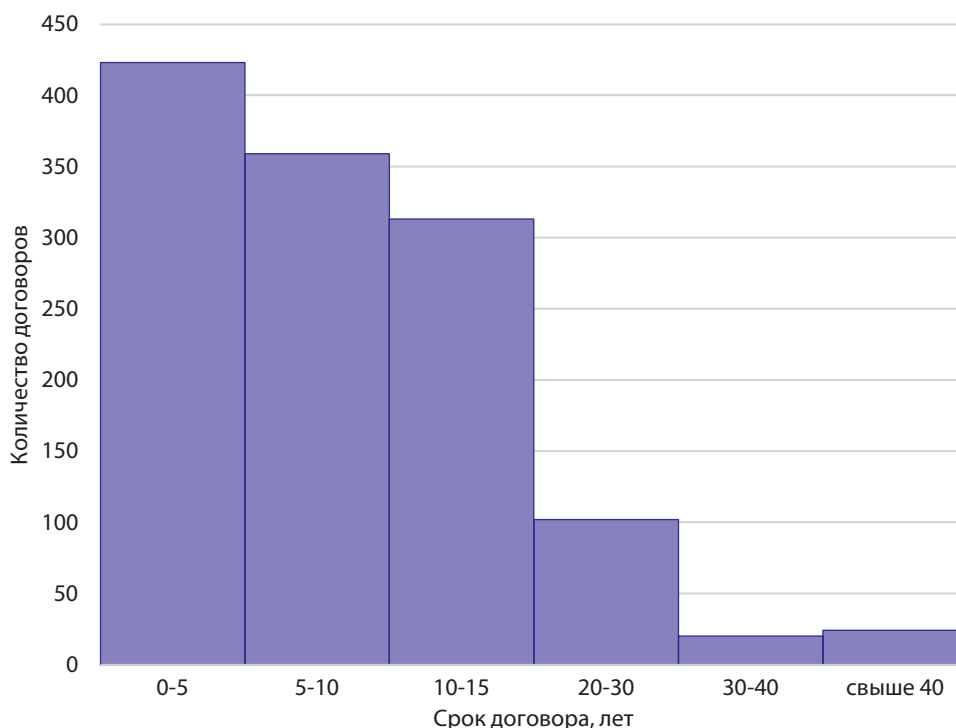


Рис. 4. Гистограмма распределения проектов по срокам действия концессионных соглашений (источник: составлен авторами в программе MATLAB)

Fig. 4. Histogram of the distribution of projects by the duration of concession agreements

Срок действия соглашения (Duration)

Анализ показал, что минимальный срок концессионного договора в выборке 1 год, максимальный 49 лет. Наибольшее число договоров (мода распределения) приходится на трехлетние договоры: 300 записей (24,17 %). Средний срок по всем договорам в базе: 8,5 лет, типовой договор (медиана распределения) заключается на 5 лет. Квантили распределения договоров по срокам: 25 % — 3 года, 50 % — 5 лет, 75 % — 10 лет.

Гистограмма распределения РИП по срокам действия концессионных соглашений показывает экспоненциальную закономерность (рис. 4), поэтому для построения модели классификации РИП значения данного параметра были логарифмированы.

Объем инвестиций (TotalAmount)

Общий объем инвестиций является важнейшей характеристикой договора концессии, как и наличие бюджетной составляющей, которая несет в себе дополнительный риск ненадлежащего использования государственных средств.

Общий объем инвестиций в договорах концессии выборки РИП распределен в широком диапазоне: от минимального значения в 30 000 руб. до максимального в 30 000 000 000 руб.

Типовое (медианное) значение равно 1 188 000 руб. при среднем значении равном

124445050 руб. Стандартное отклонение велико и составляет 1061337666. Существенное отличие от нормального распределения по данному параметру демонстрируют и квартильные значения: 25 % — 200 000 руб., 50 % — 1 188 000 руб., 75 % — 9 413 500 руб. Однако данные можно аппроксимировать логнормальным законом распределения (рис. 5).

Диапазон бюджетного участия колеблется от 0 % до 100 % при средних и медианных значениях равных 46 % для договоров концессии с бюджетным участием.

Анализ завершения проекта и его причин

Значения параметров «этап» (Stage), «причина завершения проекта» (TermReason) и «этап, после которого завершён проект» (TermStage) косвенно являются оценкой эффективности РИП с точки зрения рискованности его реализации. Распределение выборки по данным параметрам представлены в таблицах 5–7.

Безрисковое завершение РИП предполагает, как правило, в качестве причины завершения завершение по окончании срока соглашения, и в качестве последнего этапа — эксплуатации.

Все остальные сочетания характеризуются различным уровнем риска ненадлежащего завершения и тем самым демонстрируют различное качество реализации концессионного

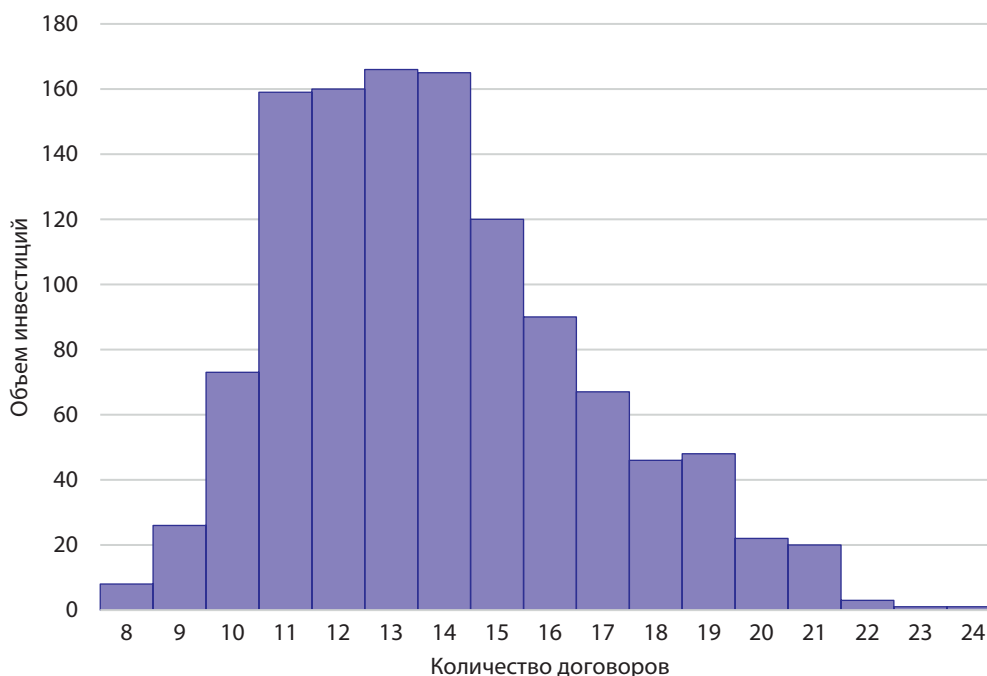


Рис. 5. Гистограмма распределения проектов по объему инвестиций после логарифмирования (источник: составлен авторами в программе MATLAB)

Fig. 5. Histogram of the distribution of projects by investment volume after logarithm

Таблица 5

Распределение региональных инвестиционных проектов по стадиям (этапам)

Table 5

Distribution of regional investment projects by stages

Стадия проекта	Кол-во проектов	Доля проектов, %
Завершен	1238	99,12
Завершен (соглашение расторгнуто)	7	0,56
Завершен (по окончании срока соглашения)	3	0,24
Завершен (отказ от запуска проекта)	1	0,08

Источник: составлено авторами.

Таблица 6

Распределение региональных инвестиционных проектов по причинам завершения

Table 6

Distribution of regional investment projects by reasons of completion

Причина завершения проекта	Кол-во проектов	Доля проектов, %
Завершен (соглашение расторгнуто по решению суда)	53	4,24
Завершен (по окончании срока соглашения)	643	51,48
Завершен (соглашение расторгнуто по соглашению сторон)	455	36,43
Завершен	43	3,44
Завершен (отказ от запуска проекта)	12	0,96
Завершен (конкурс отменен / аннулирован)	20	1,60
Завершен (несостоявшийся конкурс)	16	1,28
Завершен (соглашение расторгнуто)	7	0,56

Источник: составлено авторами.

соглашения. Нами предложено сгруппировать РИП на классы по следующим качественным группам (табл. 8).

Отметим, что первые три класса являются упорядоченными по возрастанию риска и снижению качества реализации концессионного договора.

Особняком стоит четвертая группа, где по разным причинам проект не состоялся. Ясно, что это группа повышенного риска, но здесь источником риска является не концессионер, а концедент.

Как предварительный вариант кластеризации можно рассмотреть и два класса: 1) с низ-

Таблица 7

Распределение региональных инвестиционных проектов по стадии завершения

Table 7

Distribution of regional investment projects by completion stage

Стадия завершения реализации проекта	Кол-во проектов	Доля проектов, %
Инвестиционный этап	248	29,63
Эксплуатация	536	64,04
Конкурс и подписание соглашения (договора / контракта)	45	5,38
Прединвестиционный (после подписания соглашения)	6	0,72
Завершен	1	0,12
Структурирование	1	0,12

Источник: составлено авторами.

Таблица 8

Распределение региональных инвестиционных проектов по уровню риска

Table 8

Distribution of regional investment projects by risk level

Класс РИП по уровню риска	Описание	Кол-во проектов	Доля проектов, %
0	РИП, для которых произошло завершение по окончании срока концессионного соглашения	693	55,48
1	РИП, для которых произошло завершение в результате расторжения по соглашению сторон	455	36,43
2	РИП, для которых произошло завершение в результате расторжения по суду	53	4,24
3	Несостоявшиеся РИП в результате несостоявшегося конкурса, его отмены / аннулирования или в результате отказа от запуска проекта	48	3,84

Источник: составлено авторами.

ким риском (первая и вторая группы) — 1147 (91,9 %) проектов, 2) с повышенным риском (третья и четвертая группы) — 101 (8,1 %).

В дальнейшем на этапе верификации моделей классификации следует вернуться к вопросу об оптимальном числе кластеров.

Еще одним фактором, влияющим на качество реализации концессионного соглашения, является так называемая добросовестность концессионера, которая характеризуется множеством финансовых, экономических и других показателей. После идентификации концессионеров по договорам концессии было дополнительно получено 704 характеристик компаний, 181 из них имели числовую форму. Главным недостатком рассмотренных факторов является их разреженность: для многих концессионеров значения некоторых факторов отсутствовали. Для построения моделей классификации применялись следующие способы обработки данных с пропусками:

1) на этапе предварительного анализа данных исключались все факторы, у которых 70 % и более процентов значений отсутствовали (как правило это детализация бухгалтерских статей отчетности в БД СПАРК);

2) по остальным факторам осуществлялась интерполяция для заполнения пропущенных данных (множественная импутация).

Одним из показателей СПАРКа, комплексно характеризующих добросовестность концессионера, является индекс должной осмотрительности (ИДО), который меняется от 1 до 99. Высокие значения ИДО соответствуют высокому риску того, что мы имеем дело с недобросовестным концессионером. Факторное пространство индекса должной осмотрительности включает в себя набор из 200 параметров. Среди них — дата сдачи последней отчетности, представленной в налоговые органы, присутствие у компании признаков массовости — массового директора, занимающего аналогичные должности еще в ряде организаций, или массового адреса регистрации, наличие дочерних компаний и заключенных госконтрактов. Учитываются также значения ряда показателей финансовой отчетности, их динамика. Модель ИДО все время «обучается» с учетом новых данных, статистики, пожеланий пользователей, что позволяет постоянно повышать точность оценок. Взаимосвязь распределения РИП по классу риска с ИДО концессионеров в выборке представлена в таблице 9.

Таблица 9

Взаимосвязь уровня риска РИП с индексом должной осмотрительности концессионеров

Table 9

Relationship between risks of regional investment projects and the index of integrity of contractors

Класс риска (Y)	Количество РИП	Среднее значение ИДО (X)	Медиана ИДО	Минимум ИДО	Максимум ИДО
0	693	10,0	1	1	87
1	455	27,7	13	1	87
2	53	30,2	13	1	79
3	48	13,9	1	1	77

Источник: составлено авторами.

Таблица 10

Распределение концессионеров по числу заключенных ими договоров

Table 10

Distribution of concessionaires by the number of contracts concluded

Число договоров (nAgreements)	Количество концессионеров	Доля концессионеров в выборке, %
1	424	73,36
2	84	14,53
3	26	4,50
4	9	1,56
5	7	1,21
6	6	1,04
7	4	0,69
8	3	0,52
9	2	0,35
10	2	0,35
11	1	0,17
12	2	0,35
15	1	0,17
16	1	0,17
17	1	0,17
19	1	0,17
21	2	0,35
38	1	0,17
200	1	0,17

Источник: составлено авторами.

Первые три группы РИП по классу риска (0–2) демонстрируют рост среднего значения ИДО с ростом числового выражения риска. Последняя группа (несостоявшиеся проекты) демонстрирует отличное от других поведение по этому индексу. Коэффициент корреляции переменных Y и X составил 0,33, что говорит о заметной связи между исследуемыми параметрами. Для бинарного распределения РИП (два класса с низким и повышенным уровнем риска) значение коэффициента корреляции возрастает до 0,45.

Важным фактором, влияющим на оценку надежности концессионера, а следовательно, на риски ненадлежащего исполнения РИП, яв-

ляется информация о числе заключенных концессионером ранее договоров. Естественно ожидать, что большое число заключенных концессионером договоров говорит о его опыте и надежности, что уменьшает вероятность неэффективной реализации РИП. Распределение концессионеров по числу заключенных ими договоров представлено в таблице 10.

Коэффициент корреляции класса риска (4 группы) и числа договоров составил 0,36, что говорит о заметной связи между исследуемыми параметрами. Для бинарного распределения РИП (два класса с низким и повышенным уровнем риска) значение коэффициента корреляции возрастает до 0,48.

2. Модели классификации РИП

Модель классификации, предполагающая обучение без учителя

После выделения факторов, которые учитываются при кластеризации региональных инвестиционных проектов, реализуемых в рамках концессионных соглашений, и связаны с рисками их ненадлежащего завершения, следует определиться с оптимальным числом кластеров. Ниже представлена таблица значений трех описанных выше критериев качества кластеризации для числа кластеров от 2 до 5 (табл. 11). Все три критерия показывают,

Таблица 11

Значения критериев качества кластеризации для выбора оптимального числа кластеров

Table 11

Values of clustering quality criteria for choosing the optimal number of clusters

Критерий	Число кластеров			
	2	3	4	5
Коэффициент силуэта	0,507	0,322	0,430	0,430
Индекс Дэвиса — Булдина	0,835	1,035	1,143	1,101
Индекс Калински — Харабаша	428,42	379,80	370,00	387,23

Источник: составлено авторами.

Таблица 12

Центры полученных кластеров

Table 12

Centres of the obtained clusters

Параметр	<i>Termination</i>	<i>Duration</i>	<i>TotalAmount</i>	<i>Budget</i>	<i>nAgreements</i>	<i>IDO</i>	<i>index3</i>
Кластер 1	0,0347	2,5543	120 972,9	0,0347	198,0396	1	0,010
Кластер 2	0,5750	7,3966	3 751 926,2	0,1605	5,8653	19	0,044

Источник: составлено авторами.

Таблица 13

Характеристика кластеров РИП, реализуемых в рамках концессионных соглашений

Table 13

Characteristics of clusters of regional investment projects implemented through concession agreements

Фактор	Обозначение	Кластер 1	Кластер 2
Риск незавершения	<i>Termination</i>	низкий	высокий
Срок договора	<i>Duration</i>	краткосрочный	долгосрочный
Сумма инвестиций	<i>TotalAmount</i>	небольшая	крупная
Инвестиции из бюджета	<i>Budget</i>	отсутствуют	присутствуют
Количество ранее заключенных договоров	<i>nAgreements</i>	много	отсутствуют или мало
ИДО	<i>IDO</i>	минимальное (1)	большое
Риск того, что проект не стартует	<i>index3</i>	низкий	высокий

Источник: составлено авторами.

что оптимальный выбор приходится на модели с двумя кластерами (бинарные).

В таблице 12 представлены центры двух полученных кластеров после процесса кластеризации. При этом значения факторов, которые подвергались предварительному преобразованию (факторы «срок договора» (*Duration*) и «сумма инвестиций» (*TotalAmount*) предварительно логарифмировались) восстановлены и указаны в натуральных единицах измерения.

Полученные классы РИП (кластеры) имеют вполне ясную экономическую интерпретацию:

1) кластер 1 — РИП, реализуемые в рамках концессионных соглашений высокого качества, которые характеризуются низким риском неисполнения;

2) кластер 2 — РИП, реализуемые в рамках концессионных соглашений среднего и низкого качества, в которых присутствует риск ненадлежащего их исполнения.

Характеристика кластеров РИП, отражающих качественное содержание факторов при отнесении к классам, представлено в итоговой таблице (табл. 13).

Таким образом, для кластеризации определена совокупность критериев, которые характеризуют, с одной стороны, риски, связанные с возможным ненадлежащим завершением проекта (например, по суду или до его старта), а с другой — риски, связанные с недобросовестностью концессионера (индекс ИДО).

Данная классификация позволила отнести к первому кластеру 1046 РИП (83,8 % из выборки), ко второму — 202 РИП (16,2 %). Полученную классификацию можно использовать при отборе РИП и последующем мониторинге для оценки качества заключаемых концессионных соглашений и снижения риска их ненадлежащего неисполнения.

Модель классификации, предполагающая обучение с учителем

Данная модель строилась на основе метода «ближайших соседей» по следующему алгоритму:

1. Загрузка обучающей выборки, состоящей из РИП с известными метками классов.

2. Загрузка нового РИП, который требуется классифицировать.

3. Вычисление расстояния между новым РИП и каждым РИП обучающей выборки с помощью выбранной меры расстояния (расстояние Спирмена — мера несходства между двумя наблюдениями, основанная на ранговой корреляции Спирмена). Формула для расчета расстояния Спирмена выглядит следующим образом:

$$\text{Расстояние Спирмена} = 1 - \text{коэффициент ранговой корреляции Спирмена.} \quad (7)$$

4. Определение ближайшего соседа — РИП из обучающей выборки с наименьшим расстоянием до нового РИП.

5. Присвоение класса ближайшего соседа новому РИП. Новый РИП относится к тому же классу, что и его ближайший сосед.

6. Возвращение присвоенного класса в качестве результата классификации.

7. Оценка качества классификации.

В результате экспериментирования с целью подбора оптимальных параметров при обучении бинарной модели (плохой — хороший) были выбраны следующие параметры метода «ближайших соседей»:

— число соседей = 5;

— веса: $12Y + 1$ (с учетом, что $\text{length}(Y_{\text{Train}}) / \text{sum}(Y_{\text{Train}}) = 12,5$);

— результирующее расстояние Спирмена будет иметь значение от 0 до 1, где 0 указывает на полное сходство (ранги значений признаков идентичны), а 1 указывает на полное несходство (ранги значений признаков совершенно разные).

Итоговые оценки точности модели классификации:

— $\text{Accuracy} = 0,83$ ($\rightarrow 1$);

— чувствительность по классу 1 („good“):

$\text{Class 1 precision} = 0,8367$ ($\rightarrow 1$);

— чувствительность по классу 2 („bad“):

$\text{Class 2 precision} = 0,7419$ ($\rightarrow 1$).

Матрица ошибок для тестовой выборки РИП представлена на рисунке 6.

Таким образом, модель классификации дает вполне удовлетворительную точность выявления РИП, для которых характерен повышенный риск ненадлежащего завершения концессионного соглашения.

Заключение

Одним из эффективных механизмов развития российских регионов является реализация региональных инвестиционных проектов в рамках государственно-частного партнерства на основе концессионных соглашений.

В статье предложен авторский подход к построению классификационных моделей подобных РИП, предполагающий объективную оценку добросовестности концессионеров и уровня риска неисполнения концессионных договоров на основе использования инструментов скрининг-моделей и дискриптивного анализа для первичной обработки массовых данных, встроенных индексов информационно-аналитической системы СПАРК, а также методов машинного обучения и кластеризации.

С применением указанного подхода проанализированы 1248 концессионных договоров по 69 регионам России. Для выявления не-

		Predicted class	
		1	2
True class	1	287	56
	2	8	23

Рис. 6. Матрица ошибок для тестовой выборки региональных инвестиционных проектов (источник: составлено авторами по данным расчетов в программе MATLAB)

Fig. 6. Confusion matrix for a test sample of regional investment projects

надлежащего исполнения концессионером своих обязательств, помимо индикаторов самих региональных инвестиционных проектов (объем инвестиций, включая бюджетные средства, сфера реализации, причина завершения проекта и пр.), использовался индекс должной осмотрительности СПАРКа, учитывающий финансовые и нефинансовые риски незавершения проекта, связанные с их исполнителями.

В результате построены модели классификации региональных инвестиционных проектов на основе машинного обучения (с учителем и без учителя) и кластеризации, позволившие выявить два класса РИП с повышенным и низким риском ненадлежащего завершения: к первому кластеру отнесены 202 РИП (16,2 %) из выборки, ко второму — 1046 РИП (83,8 %). Проверка на данных конкретной выборки показала оптимальность такого разбиения и достаточную предсказательную точность. При этом следует подчеркнуть, что существуют значительные резервы для повышения точности за счет использования дополнительных информационных ресурсов и формирования единой базы данных, подключенной к Системе межведомственного электронного взаимодействия (СМЭВ) и использующей технологию блокчейн с целью вовлечения в модель дополнительных факторов и предотвращения манипулирования исходными данными.

Предложенный инструментарий может быть использован государственным заказчиком федерального и регионального уровня на стадии отбора РИП, реализуемых в частности за счет бюджетных средств, а также при мониторинге уже запущенных проектов с целью своевременного принятия мер реагирования на увеличение риска их ненадлежащего заверше-

ния. Это позволит региональным органам власти более обоснованно подходить к выбору соинвестора РИП и, в конечном итоге, повышать качество управления государственным имуществом, эффективно решать проблемы социально-экономического развития территорий.

Список источников

- Агеева, А. Ф. (2020). Критерии эффективности общественно значимых инвестиционных проектов и их расчетные формулы, принятые в российской практике. *Экономика и управление: проблемы, решения*, 2(8), 58-64. <https://doi.org/10.36871/ek.up.p.r.2020.08.02.007>
- Головина, О. Д., Воробьева, О.А. (2020). Актуальные вопросы оценки показателей инвестиционных проектов. *Вестник Удмуртского университета. Серия: Экономика и право*, 30(6), 792-798. <https://doi.org/10.35634/2412-9593-2020-30-6-792-798>
- Зайнуллина, Д. Р. (2021). Формирование критериев оценки эффективности инновационных проектов. *Вопросы инновационной экономики*, 11(2), 801-818. <https://doi.org/10.18334/vinec.11.2.112223>
- Косорукова, И. В., Стерник, С. Г., Хейфец, Е. Е. (2023). Методические аспекты определения предполагаемой (предельной) стоимости объектов при реализации проектов на базе СЗПК. *Финансы: теория и практика*, 27(6), 101-112. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2023-27-6-101-112>
- Магомедова, К. И. (2020). Оценка целесообразности бизнес-проектов с помощью критериев эффективности. *Научный электронный журнал Меридиан*, 6(40), 144-146.
- Птицын, С. Д. (2020). Определение оптимального инвестиционного проекта с использованием критериев экономической эффективности. *Вектор экономики*, 5(47), 27-38.
- Цветков, В. А., Дудин, М. Н., Ермилина, Д. А. (2019). Управление развитием Арктики: финансовое обеспечение региона и выбор критериев оценки эффективности инвестиционных проектов для его освоения. *Управленческие науки*, 9(2), 62-77. <https://doi.org/10.26794/2304-022X-2019-9-2-62-77>
- Чуманская, О. А. (2019). Критерии эффективности реализации региональных инвестиционных проектов в законодательстве Российской Федерации. *Финансовая экономика*, 1, 907-909.
- Шолле, Ф. (2019). *Глубокое обучение на Python*. СПб.: Питер, 400.
- Caliński, T., & Harabasz, J. (1974). A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics-theory and Methods*, 3(1), 1-27.
- Chernogorskiy, S., Kostin, K., & Muehlfriedel, B. (2021). *Methodological Approach to Assessing the Effectiveness of Managing the Investment Potential of International Financial Corporations*. Preprint. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-250941/v1>
- Cooper, R., & Kleinschmidt, E. (1993). Screening new products for potential winners. *Long Range Planning*, 26(6), 74-81. [https://doi.org/10.1016/0024-6301\(93\)90208-W](https://doi.org/10.1016/0024-6301(93)90208-W)
- Hastie, T., Tibshirani R., & Friedman J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer-Verlag, 746.
- Joseph, D. P. (2002). *Value Investing: The Use of Historical Financial Statement Information to Separate Winners from Losers*. The University of Chicago Graduate School of Business, Selected Paper 84. <http://www.chicagobooth.edu/faculty/selectedpapers/sp84.pdf>
- Khoso, A., Yusof, A. (2019). Extended review of contractor selection in construction projects. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 47. <https://doi.org/10.1139/cjce-2019-0258>
- Klerck, W. G., & Maritz, A. C. (1997). A test of Graham's stock selection criteria on industrial shares traded on the JSE. *Investment Analysts Journal*, 45, 25-33. http://www.iassa.co.za/articles/045_1997_03.pdf
- Pesaran, M., Schuermann, T., & Weiner, S. (2004). Modeling regional interdependencies using a global error-correcting macroeconomic model. *Journal of Business and Economic Statistics*, 22(2), 129-162.
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65.
- Shibani, A., Hassan, D., Saaifan, J., Sabboubbeh, H., Eltaip, M., Saïdani, M., & Gherbal, N. (2022). Financial risks management within the construction projects. *Journal of King Saud University — Engineering Sciences*. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2022.05.001>
- Spence M. (1981). Signaling, Screening, and Information. In: Sh. Rosen (Ed.), *Studies in Labor Markets* (pp. 319-358). University of Chicago Press.
- Tarawneh, S., & Kasabreh, N. (2019). Investigating the impact of contractor's performance on the success of Jordanian residential construction projects, *International Journal of Construction Management*, 21(5), 468-475. <https://doi.org/10.1080/15623599.2018.1560547>
- Witten, I. H., & Frank, E. (2005). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* (Second Edition). Morgan Kaufmann.

References

Ageeva, A. F. (2020). Criteria for the effectiveness of socially important investment projects and their formulas adopted in Russian practice. *Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya [Economics and Management: Problems, Solutions]*, 2(8), 58-64. <https://doi.org/10.34684/ek.up.p.r.2020.08.02.007> (In Russ.)

- Caliński, T., & Harabasz, J. (1974). A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics-theory and Methods*, 3(1), 1-27.
- Chernogorskiy, S., Kostin, K., & Muehlfriedel, B. (2021). *Methodological Approach to Assessing the Effectiveness of Managing the Investment Potential of International Financial Corporations*. Preprint. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-250941/v1>
- Chollet, F. (2019). *Glubokoe obuchenie na Python [Deep learning with Python]*. St. Petersburg: Piter, 400. (In Russ.)
- Chumanskaya, O. A. (2019). Criteria of investment project effectiveness in the legislation of the Russian Federation. *Finansovaya ekonomika [Financial Economy]*, 1, 907-909. (In Russ.)
- Cooper, R., & Kleinschmidt, E. (1993). Screening new products for potential winners. *Long Range Planning*, 26(6), 74-81. [https://doi.org/10.1016/0024-6301\(93\)90208-W](https://doi.org/10.1016/0024-6301(93)90208-W)
- Golovina, O. D., & Vorobyova, O. A. (2020). Current issues of investment project evaluation. *Vestnik Udmurtskogo universiteta. Seriya Ekonomika i pravo [Bulletin of Udmurt University. Series Economics and Law]*, 30(6), 792-798. <https://doi.org/10.35634/2412-9593-2020-30-6-792-798> (In Russ.)
- Hastie, T., Tibshirani R., & Friedman J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer-Verlag, 746.
- Joseph, D. P. (2002). *Value Investing: The Use of Historical Financial Statement Information to Separate Winners from Losers*. The University of Chicago Graduate School of Business, Selected Paper 84. <http://www.chicagobooth.edu/faculty/selectedpapers/sp84.pdf>
- Khoso, A., Yusof, A. (2019). Extended review of contractor selection in construction projects. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 47. <https://doi.org/10.1139/cjce-2019-0258>
- Klerck, W. G., & Maritz, A. C. (1997). A test of Graham's stock selection criteria on industrial shares traded on the JSE. *Investment Analysts Journal*, 45, 25-33. http://www.iassa.co.za/articles/045_1997_03.pdf
- Kosorukova, I. V., Sternik, S. G., & Heifets, E. E. (2023). Methodological Aspects of Determining the Estimated (Marginal) Cost of Objects in the Implementation of Projects based on the IPA. *Finansy: teoriya i praktika [Finance: Theory and Practice]*, 27(6), 101-112. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2023-27-6-101-112> (In Russ.)
- Magomedova, K. I. (2020). Business project feasibility assessment using performance criteria. *Nauchnyy elektronnyy zhurnal Meridian [Meridian]*, 6(40), 144-146. (In Russ.)
- Pesaran, M., Schuermann, T., & Weiner, S. (2004). Modeling regional interdependencies using a global error-correcting macroeconomic model. *Journal of Business and Economic Statistics*, 22(2), 129-162.
- Ptitsyn, S. D. (2020). Definition of the optimal investment project using. Criteria of economic efficiency. *Vektor ekonomiki [Vector of Economy]*, 5(47), 27-38. (In Russ.)
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65.
- Shibani, A., Hassan, D., Saaifan, J., Sabboubeh, H., Eltaip, M., Saïdani, M., & Gherbal, N. (2022). Financial risks management within the construction projects. *Journal of King Saud University — Engineering Sciences*. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2022.05.001>
- Spence M. (1981). Signaling, Screening, and Information. In: Sh. Rosen (Ed.), *Studies in Labor Markets* (pp. 319-358). University of Chicago Press.
- Tarawneh, S., & Kasabreh, N. (2019). Investigating the impact of contractor's performance on the success of Jordanian residential construction projects, *International Journal of Construction Management*, 21(5), 468-475. <https://doi.org/10.1080/15623599.2018.1560547>
- Tsvetkov, V. A., Dudin, M. N., & Ermilina, D. A. (2019). Managing of the Arctic Development: Financial Support of the Region and the Criteria Choice for Evaluating the Effectiveness of Investment Projects. *Upravlencheskie nauki [Management Sciences]*, 9(2), 62-77. <https://doi.org/10.26794/2304-022X-2019-9-2-62-77> (In Russ.)
- Witten, I. H., & Frank, E. (2005). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* (Second Edition). Morgan Kaufmann.
- Zaynullina, D. R. (2021). Criteria for evaluating the innovative projects efficiency. *Voprosy innovatsionnoy ekonomiki [Russian journal of innovation economics]*, 11(2), 801-818. <https://doi.org/10.18334/vinec.11.2.112223> (In Russ.)

Информация об авторах

Ольга Владиславовна Лосева — доктор экономических наук, доцент, профессор Департамента корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; <http://orcid.org/0000-0002-5241-0728>; Scopus Author ID: 57191043786; Researcher ID: D-5935-2019 (Российская Федерация, 125167, Москва, пр-кт Ленинградский, д. 49/2 e-mail: ovloseva@fa.ru).

Илья Викторович Мунерман — кандидат экономических наук, доцент Департамента корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; <https://orcid.org/0009-0007-2690-8382> (Российская Федерация, 125167, Москва, пр-кт Ленинградский, д. 49/2, e-mail: ivmunerman@fa.ru).

Марина Алексеевна Федотова — доктор экономических наук, профессор, заместитель научного руководителя, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; <https://orcid.org/0000-0003-4862-5440>; Scopus Author ID: 57191035854; Researcher ID: H-5274-2018; (Российская Федерация, 125167, Москва, пр-кт Ленинградский, д. 49/2; e-mail: mfedotova@fa.ru).

About the authors

Olga V. Loseva — Dr. Sci. (Econ.), Associate Professor, Professor of the Department of Corporate Finance and Corporate Governance, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; <http://orcid.org/0000-0002-5241-0728>; Scopus Author ID: 57191043786; Researcher ID: D-5935-2019 (49/2, Leningradskiy Ave., Moscow, 125167, Russian Federation; e-mail: ovloseva@fa.ru).

Ilya V. Munerman — Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor of the Department of Corporate Finance and Corporate Governance, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; <https://orcid.org/0009-0007-2690-8382> (49/2, Leningradskiy Ave., Moscow, 125167, Russian Federation; e-mail: ivmunerman@fa.ru).

Marina A. Fedotova — Dr. Sci. (Econ.), Professor, Deputy Scientific Director, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; <https://orcid.org/0000-0003-4862-5440>; Scopus Author ID: 57191035854; Researcher ID: H-5274-2018 (49/2, Leningradskiy Ave., Moscow, 125167, Russian Federation; e-mail: mfedotova@fa.ru).

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interests

The authors declare no conflicts of interest.

Дата поступления рукописи: 19.09.2023.

Прошла рецензирование: 04.12.2023.

Принято решение о публикации: 21.12.2023.

Received: 19 Sep 2023.

Reviewed: 04 Dec 2023.

Accepted: 21 Dec 2023.