

УДК 338.001.36

UDC 338.001.36

08.00.13 - Математические и инструментальные методы экономики (экономические науки)

Mathematical and instrumental methods of Economics (economic sciences)

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ
МНОГОМЕРНОГО СТАТИСТИЧЕСКОГО
АНАЛИЗА ДЛЯ ОЦЕНКИ СОЦИАЛЬНО-
ЭКОНОМИЧЕСКОГО РАЗВИТИЯ
ГОРОДСКИХ ОКРУГОВ
КРАСНОДАРСКОГО КРАЯ**

**USING METHODS OF MULTIDIMENSIONAL
STATISTICAL ANALYSIS FOR THE
ASSESSMENT OF SOCIO-ECONOMIC
DEVELOPMENT OF THE CITIES OF THE
KRASNODAR REGION**

Коваленко Анна Владимировна
Кандидат экономических наук, доцент
Scopus Author ID: 55328224000
SPIN-код автора: 3693-4813
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный университет», Краснодар, Россия

Kovalenko Anna Vladimirovna
Cand.Econ.Sci., associate professor
Scopus Author ID: 55328224000
RSCI SPIN-code: 3693-4813
Kuban State University, Krasnodar, Russia

Гаврилов Александр Александрович
Доктор экономических наук, профессор
SPIN-код автора: 3758-4382
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный университет», Краснодар, Россия

Gavrilov Alexander Alexandrovich
Dr.Sci.Econ., professor
RSCI SPIN-code: 3758-4382
Kuban State University, Krasnodar, Russia

Теунаев Дагир Мазанович
Доктор экономических наук, профессор
ФГБОУ ВО "Северо-Кавказская государственная гуманитарно-технологическая академия", г. Черкесск, Россия

Teunayev Dagir Mazanovich
Dr.Sci.Econ., professor
North Caucasus State University of Humanities and Technology, Cherkessk, Russia

Жигулина Татьяна Сергеевна
Студент
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный университет», Краснодар, Россия

Zhigulina Tatiana Sergeevna,
Student
Kuban State University, Krasnodar, Russia

Норовичук Ирина Александровна
Студент
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный университет», Краснодар, Россия

Norovichuk Irina Aleksandrovna
Student
Kuban State University, Krasnodar, Russia

В работе рассмотрена рейтинговая оценка социально-экономического положения Краснодарского края, представленная такими агентствами, как «РАЭКС-Аналитика», «Эксперт РА» и «Национальное Рейтинговое Агентство». Изучены и проанализированы методологии, использующиеся данными агентствами. Также проведено сравнение данных методологий. В результате выявлен ряд их недостатков, в том числе отсутствие полной методологической модели в открытом доступе, некоторые агентства не предоставляют ссылки на использующие в анализе статистические данные. В статье с использованием среды STATISTICA проведён статистический анализ данных, отражающих уровень социально-экономического положения Краснодарского края. На основе работы [12] в статье создана дискриминантная модель оценки

This article is devoted to rating assessment of the socio-economic situation of the Krasnodar region, presented by such agencies as "RAEKS-Analytics", "Expert RA" and "National Rating Agency". The methodologies used by these agencies were studied and analyzed. A comparison of these methodologies was also conducted. As a result, a number of their shortcomings were identified, including the lack of a complete methodological model in the public domain. Some agencies do not provide links to statistics that are used in the analysis. In the article using the STATISTICA environment, a statistical analysis of data reflecting the level of socio-economic situation of the Krasnodar region is carried out. Based on the work [12], the article created a discriminant model for assessing the socio-economic development of urban districts of the Krasnodar region with a confidence of 85%. The study

социально-экономического развития городских округов Краснодарского края с достоверностью 85%. В ходе исследования проведены анализы кластерный, дискриминантный, классификационный (деревья решений), коэффициентный (предложенный авторами) на основании данных сайта «Федеральная государственная статистика» за период с 2009 по 2018 по городским округам: Краснодар, Анапа, Армавир, Геленджик, Горячий Ключ, Новороссийск, Сочи. В ходе исследования такие анализы как кластерный и деревья классификации показали плохой результат, поскольку они не способны обнаружить латентные нелинейные связи между показателями исследования. С использованием построенной дискриминантной модели проведён анализ социально-экономического развития городских округов Краснодарского края за период 2009-2018 гг, который позволил выявить лидеров и аутсайдеров

Ключевые слова: РЕЙТИНГОВЫЕ АГЕНТСТВА, ИНВЕСТИЦИОННАЯ ПРИВЛЕКАТЕЛЬНОСТЬ, ОЦЕНКА, МЕТОДОЛОГИЯ, КРАСНОДАРСКИЙ КРАЙ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ ДАННЫЕ, КОЭФФИЦИЕНТ, ДИСКРИМИНАНТНЫЙ АНАЛИЗ

conducted a cluster, discriminant, classification (decision trees), coefficient (proposed by the authors) based on the data of the Federal State Statistics website for the period from 2009 to 2018 in the city districts: Krasnodar, Anapa, Armavir, Gelendzhik, Goryachiy Klyuch, Novorossiysk Sochi. During the study, analyzes such as cluster and classification trees showed poor results, since they are not able to detect latent nonlinear relationships between the study indicators. Using the constructed discriminant model, we have carried out an analysis of the socio-economic development of urban districts of the Krasnodar region for the period 2009-2018, which allows us to identify the leaders and the outsiders

Keywords: RATING AGENCIES, INVESTMENT ATTRACTIVENESS, ASSESSMENT, METHODOLOGY, STATISTICAL DATA, KRASNODAR REGION, COEFFICIENT, DISCRIMINANT ANALYSIS

DOI: <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-155-009>

Введение

Важным условием стабильного развития региона является высокий уровень его инвестиционной привлекательности, который существенно влияет на темпы экономического роста региона, а, следовательно, и на благосостояние населения.

В настоящее время большое количество рейтинговых агентств занимаются оценкой инвестиционной привлекательности регионов нашей страны, среди них «Национальное Рейтинговое Агентство», «РАЭК-аналитика», «Эксперт РА», «Fitch», «Standard&Poor's». Каждое из этих рейтинговых агентств имеет свою методологию оценивания инвестиционной привлекательности.

В данной статье рассмотрена оценка инвестиционной привлекательности Краснодарского края такими рейтинговыми

агентствами, как «Национальное Рейтинговое Агентство», «РАЭКС-аналитика» и «Эксперт РА» и произведено сравнение результатов, полученных этими агентствами. На основе анализа методологии и методик, используемых рейтинговыми агентствами, разработана авторская модель оценки социально-экономического развития городских округов Краснодарского края.

1. Исследование существующих моделей инвестиционной привлекательности Краснодарского края

1.1 Оценка Инвестиционной привлекательности Краснодарского края рейтинговыми агентствами

1.1.1 Национальное Рейтинговое Агентство.

Национальное Рейтинговое Агентство (НРА) существует с 2002 года. За это время агентством было составлено более 400 различных рейтингов [1]. НРА осуществляет исследовательскую аналитику по следующим темам: страны и регионы, банки, сельское хозяйство, транспорт, строительство, макроэкономика и розничная торговля [2].

Согласно аналитическим данным Национального Рейтингового Агентства, Краснодарский край в рейтинге инвестиционной привлекательности регионов России по итогам 2018 года занимает 13 место с уровнем рейтинга IC3 [3]. Категория IC3 означает, что данный субъект Российской Федерации имеет высокую инвестиционную привлекательность третьего уровня.

Регион	Рейтинг 2018	Действие
г. Москва	IC1	Подтвержден
г. Санкт-Петербург	IC1	Подтвержден
Республика Татарстан	IC2	Подтвержден
Московская область	IC2	Подтвержден
Ямало-Ненецкий автономный округ	IC2	Подтвержден
Сахалинская область	IC2	Подтвержден
Ленинградская область	IC2	Подтвержден
Белгородская область	IC2	Подтвержден
Тюменская область	IC2	Повышен
Калининградская область	IC3	Подтвержден
Хабаровский край	IC3	Подтвержден
Ханты-Мансийский автономный округ	IC3	Подтвержден
Липецкая область	IC3	Подтвержден
Воронежская область	IC3	Подтвержден
Свердловская область	IC3	Подтвержден
Ненецкий автономный округ	IC3	Подтвержден
Тульская область	IC3	Подтвержден
Калужская область	IC3	Подтвержден
Нижегородская область	IC3	Подтвержден
Краснодарский край	IC3	Подтвержден

Рисунок 1 – Рейтинг инвестиционной привлекательности субъектов Федерации (регионов) России в 2018 г. по данным Национального Рейтингового Агентства, <http://www.ra-national.ru/ru/node/63076>

1.2 «Инвестиционная привлекательность субъектов Федерации (регионов) России – 2018» агентства «РАЭК-Аналитика»

Агентство «РАЭК-Аналитика» создано в 2015 году, до этого оно входило в состав первого российского рейтингового агентства «Эксперт-РА». Ежегодно рейтинговым агентством «РАЭК-Аналитика» составляется более 50 рейтингов и рэнкингов. Агентство имеет множество наград, которые подтверждают качество его работы [4].

Рассмотрим рейтинг, составленный агентством «РАЭК-аналитика». Согласно данным этого агентства, оценка инвестиционной привлекательности Краснодарского края равняется 1А, что означает, что край имеет максимальный потенциал при минимальном риске [5]. На рисунке 2 Краснодарскому краю соответствует число 32.

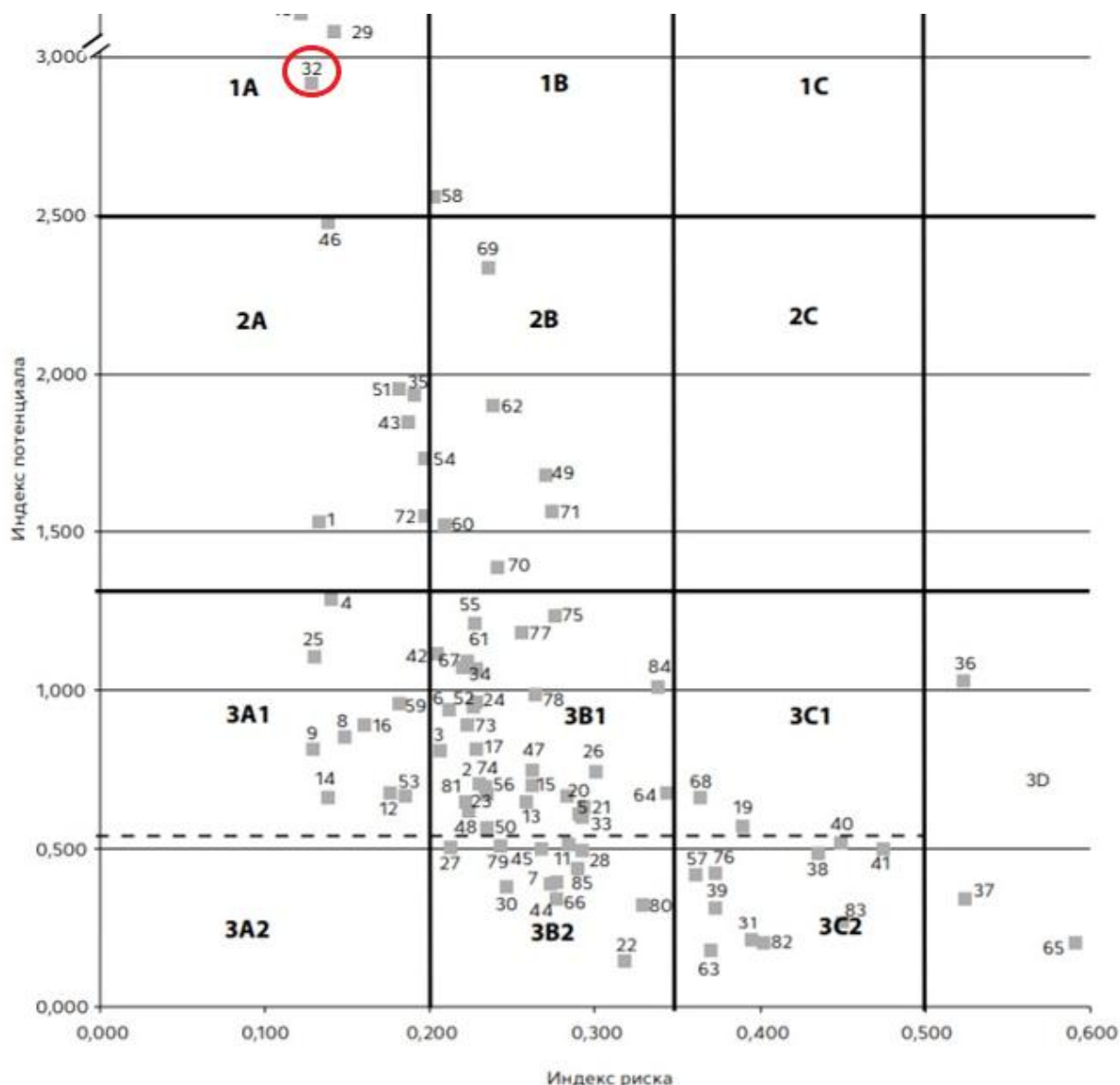


Рисунок 2 – Инвестиционный рейтинг субъектов Федерации (регионов) России в 2018 г. на основании оценки агентства «РАЭК-аналитика», <https://raex-a.ru/ratings/regions/2018/att1>

Общее количество субъектов Федерации (регионов) России, имеющих оценку 1А, равняется четырем: Московская область, г. Москва, г. Санкт-Петербург и Краснодарский край. Данная оценка складывается из индекса потенциала и индекса инвестиционного риска.

Номер на графике	(Субъект РФ) Регион
Максимальный потенциал – минимальный риск (1А)	
10	Московская область
18	г. Москва
8	г. Санкт-Петербург
32	Краснодарский край

Рисунок 3– Распределение субъектов Федерации (регионов) России по рейтингу инвестиционного климата в 2018 г. по данным агентства «РАЭКС-аналитик», <https://raex-a.ru/ratings/regions/2018/att1>

В рейтинге инвестиционного риска Краснодарский край занимает 2 место. Это означает, что инвестиционный риск Краснодарского края больше, чем инвестиционный риск Московской области, но меньше, чем риск всех остальных регионов России.

Ранг риска		Ранг потенциала, 2018 г.	Регион (субъект Федерации)	Средневзвешенный индекс риска, 2018 год	Изменение индекса риска, 2018 год к 2017 году, увеличение (+), снижение (-)	Ранги составляющих инвестиционного риска в 2018 году						Изменение ранга риска, 2018 год к 2017 году
2018 г.	2017 г.					Социальный	Экономический	Финансовый	Криминальный	Экологический	Управленческий	
1	1	2	Московская область	0,127	-0,001	4	7	3	22	28	24	0
2	4	4	Краснодарский край	0,128	-0,008	23	1	15	46	10	4	2
3	3	38	Липецкая область	0,129	-0,005	5	12	10	4	39	38	0

Рисунок 4 – Инвестиционный риск субъектов Федерации (регионов) России в 2018 г. на основании оценки агентства «РАЭКС-аналитика», <https://raex-a.ru/ratings/regions/2018/att1>

В рейтинге инвестиционного потенциала Краснодарский край занимает 4 место, его доля в общероссийском потенциале равняется 2,918.

Ранг потенциала		Ранг риска, 2018	Регион (субъект Федерации)	Доля в общероссийском потенциале, 2018 год (%)	Изменение доли в потенциале 2018 год к 2017 году (п. п.)	Ранги составляющих инвестиционного потенциала в 2018 году								Изменение ранга потенциала, 2018 год к 2017 году	
2018 год	2017 год					Торговый	Потребительский	Производственный	Финансовая	Институциональный	Инновационный	Инфраструктурный	Природно-ресурсный	Туристический	2018 год
1	1	12	г. Москва	14,438	0,026	1	1	1	1	1	1	1	84	1	0
2	2	1	Московская область	6,011	0,151	2	2	3	2	3	2	2	51	4	0
3	3	10	г. Санкт-Петербург	4,965	0,016	3	3	2	3	2	3	6	85	3	0
4	4	2	Краснодарский край	2,918	-0,063	4	4	7	4	4	19	5	30	2	0
5	5	21	Свердловская область	2,563	0,034	8	5	4	5	5	6	48	13	8	0
6	6	7	Республика Татарстан	2,482	-0,005	5	6	5	6	6	5	27	40	6	0
7	7	42	Красноярский край	2,335	-0,052	14	13	12	8	14	17	79	1	10	0
8	8	15	Нижегородская область	1,954	-0,055	10	9	11	11	8	4	32	58	12	0

Рисунок 5 – Инвестиционный потенциал субъектов Федерации (регионов) России в 2018 г. по данным агентства «РАЭК-аналитика», <https://raex-a.ru/ratings/regions/2018/att1>

1.3 Рейтинговое агентство АО «Эксперт РА»

Агентство «Эксперт РА», созданное в конце прошлого века, в настоящее время является крупнейшим рейтинговым агентством России. Ежегодно агентство проводит более 50 публичных исследований по макроэкономике, страхованию, лизингу и другим отраслям экономики.

Данное агентство не рассматривало инвестиционную привлекательность Краснодарского края, но проводило не менее интересное исследование «Рейтинги кредитоспособности региона». Агентство составило оценку, как всего региона, так и Краснодара, в частности.

Согласно исследованию, Краснодарский край имеет рейтинг «ruAA-»: высокий уровень кредитоспособности/финансовой надежности/финансовой устойчивости. Более высокий рейтинг с оценкой ruAAA имеют только 3 оцененных данным агентством региона [6].

Краснодарский край

Описание

Адрес в интернете <https://admkrain.krasnodar.ru/>

Рейтинги региона

Рейтинги кредитоспособности региона (муниципалитета)

Национальная шкала	Прогноз	Рейтинг под наблюдением	Дата
ruAA-	Позитивный	-	26.11.2019
ruAA-	Стабильный	-	28.05.2019
ruAA-	Стабильный	-	27.11.2018

Рисунок 6 – Рейтинги кредитоспособности Краснодарского края по данным агентства «Эксперт РА»
<https://www.raexpert.ru/database/regions/krasnodar>

Краснодар в данном рейтинге имеет оценку «ruBBB+», что означает умеренный уровень кредитоспособности / финансовой надежности / финансовой устойчивости по сравнению с другими объектами рейтинга в Российской Федерации, при этом присутствует более высокая чувствительность к воздействию негативных изменений экономической конъюнктуры, чем у объектов рейтинга с более высокой оценкой [7].

Краснодар

Рейтинги региона

Рейтинги кредитоспособности региона (муниципалитета)

Национальная шкала	Прогноз	Дата
ruBBB+	Стабильный	13.08.2019
отозван	-	28.12.2015
A+	Стабильный	28.12.2015
A+	Стабильный	23.12.2014
A+	-	23.12.2013
A+	-	20.12.2012

Рисунок 7– Рейтинги кредитоспособности г. Краснодара по данным агентства «Эксперт РА», https://www.raexpert.ru/database/regions/krasnodar_t

Как видно из исследования в целом, город Краснодар имеет меньший показатель «Кредитоспособности», чем весь регион. Следовательно, имеются города в регионе, которые имеют больший показатель кредитоспособности чем город Краснодар.

1.4 Аналитика данных Сбербанка

Сбербанк является крупнейшим банком России, Центральной и Восточной Европы. Банк был основан еще в 19 веке. В настоящее время успешно функционирует на территории 83 субъектов РФ, имея более 270 тыс. сотрудников и 95 млн частных клиентов.

Получить информацию о регионах можно на сайте Сбербанка (<https://www.sberbank.com/ru>). В разделе аналитика данных имеются открытые данные со следующей информацией:

- выручка юридических лиц в разрезе отраслей и регионов;
- уровень доходов населения — зарплаты, пенсии, стипендии, пособия;
- склонность к сбережениям и потреблению;
- уровень закредитованности в разных регионах;
- мобильность населения внутри страны и за рубежом;
- доля расходов на еду, ЖКХ, транспорт и другие статьи.

Выбрав период и регион для сравнения, можно получить интересующую вас информацию. Так, на рисунке 8 изображен график с информацией о средней сумме заявки на потребительский кредит в период с 15.01.2013 до 01.02.2019 [8].



Рисунок 8 – Средняя сумма заявки на потребительский кредит по данным Сбербанка <https://www.sberbank.com/ru/analytics/opendata> на период с 15.01.2013 до 01.02.2019

При этом бесплатно получить какой-либо кастомизированный отчет не представляется возможным, в случае необходимости Сбербанк предлагает провести платный анализ интересующих вас критериев.

1.2 Сравнение методологий оценки инвестиционной привлекательности субъектов РФ (регионов) различных рейтинговых агентств

При составлении методологий оценки инвестиционной привлекательности субъектов РФ рассмотренные в статье рейтинговые агентства используют некоторые статистические данные, которые берутся из различных источников, например: Росстат, Банк России, Минфин, Минприроды и т.д.

Общая оценка инвестиционной привлекательности агентства «РАЭС-Аналитика» складывается из оценки по двум параметрам: инвестиционному потенциалу и инвестиционному риску. Потенциал показывает, какую долю регион занимает на общероссийском рынке, риск

– какими могут быть для инвестора масштабы тех или иных проблем в регионе.

Суммарный потенциал состоит из 9 частных: трудового, финансового, производственного, потребительского, институционального, инфраструктурного, природно-ресурсного, туристического и инновационного.

Инвестиционный риск состоит из 6 частных рисков: финансового, социального, управленческого, экономического, экологического и криминального. Вклад каждого частного риска в итоговый индикатор оценивают на основе анкетирования представителей экспертного, инвестиционного и банковского сообществ [9].

Сам процесс оценки происходит в четыре этапа.

На первом этапе оценки инвестиционной привлекательности рассчитываются доли каждого региона в России по 9 частным видам инвестиционного потенциала и индексы 6 частных видов инвестиционных рисков.

На втором этапе рассчитываются суммарный инвестиционный потенциал и интегральный инвестиционный риск.

На третьем этапе все регионы ранжируются по величине совокупного инвестиционного потенциала или интегрального инвестиционного риска. Место региона – место в ранжированном ряду регионов (рэнкинге) по определенному параметру или их совокупности.

На четвертом этапе сравнительной оценки инвестиционной привлекательности каждому региону присваивается рейтинг инвестиционной привлекательности – индекс, определяющий соотношение между уровнем интегрального инвестиционного риска и величиной совокупного инвестиционного потенциала региона. По соотношению

величины совокупного потенциала и интегрального риска каждый регион России относится к одной из следующих рейтинговых категорий:

- высокий потенциал – минимальный риск (1А);
- высокий потенциал – умеренный риск (1В);
- высокий потенциал – высокий риск (1С);
- средний потенциал – минимальный риск (2А);
- средний потенциал – умеренный риск (2В);
- средний потенциал – высокий риск (2С);
- пониженный потенциал – минимальный риск (3А1);
- незначительный потенциал – минимальный риск (3А2);
- пониженный потенциал – умеренный риск (3В1);
- пониженный потенциал – высокий риск (3С1);
- незначительный потенциал – умеренный риск (3В2);
- незначительный потенциал – высокий риск (3С2);
- низкий потенциал – экстремальный риск (3D).

В отличие от агентства «РАЭК-Аналитика» «Национальное Рейтинговое Агентство» в своей методике использует 7 групп показателей: географическое положение и природные ресурсы; трудовые ресурсы региона; региональная инфраструктура; внутренний рынок региона (потенциал регионального спроса); производственный потенциал региональной экономики; институциональная среда и социально-политическая стабильность; финансовая устойчивость регионального бюджета и предприятий региона. Всего используется набор из 55 показателей.

У агентства «Эксперт РА» рейтинг региона строится на основе анализа блоков факторов: самостоятельной кредитоспособности региона с учетом подверженности внутренним стресс-факторам и значимости внешних факторов поддержки и стресс-факторов. Изначально

определяется рейтинг самостоятельной кредитоспособности региона, далее производится корректировка на внешние факторы поддержки и стресс-факторы для определения итогового рейтингового числа.

После оценки блоков факторов, отнесенных к внутренней кредитоспособности, агентство производит оценку внутренних стресс-факторов, в соответствии с которой корректирует ранее полученное рейтинговое число и получает рейтинговое число для рейтинга самостоятельной кредитоспособности.

По мнению кредитного рейтингового агентства, как правило, чем выше рейтинговое число, тем выше рейтинговая оценка и ниже риск невыполнения объектом рейтинга обязательств. Вместе с тем итоговое предложение по кредитному рейтингу должно учитывать то, что в отдельных случаях, оговоренных ниже, рейтинг присваивается вне зависимости от рейтингового числа [11].

Все исследованные агентства имеют свою рейтинговую шкалу: Национальное Рейтинговое Агентство использует деление оценки на 3 категории, которые имеют деление на подкатегории; шкала агентства «РАЭК-Аналитика» является более сложной, деление зависит от общего потенциала и риска региона; шкала агентства «Эксперт РА» делится на 11 категорий, при этом подкатегории не имеют подробного описания.

Отметим, что из рассмотренных агентств только «РАЭК-Аналитика» предоставляет в открытом доступе подробное описание своей методологии.

2. Разработка оценочной модели инвестиционной привлекательности городских округов Краснодарского края

На основании результатов работы, описанной в статье «Использование методов машинного обучения и искусственного интеллекта для анализа социально-экономического развития городских

округов, районов и поселений Краснодарского края» [12], использовались 13 статистических показателей, представленных в виде таблицы коэффициентов $x_1..x_{13}$ (рис. 9). Анализировались данные (рис. 10) с 2009 по 2018 по городским округам: Краснодар, Анапа, Армавир, Геленджик, Горячий Ключ, Новороссийск, Сочи. Переработав результаты работы [12], была разработана оценочная модель инвестиционной привлекательности городских округов Краснодарского края. Для анализа использовались статистические данные с сайта «Федеральная государственная статистика» [13].

А	В	С
обозначения	значения	измерение
x1	Оценка численности населения на 1 января текущего года	человек
x2	среднемесячная заработная плата работников организаций	рубль в месяц
x3	Текущие (эксплуатационные) затраты на охрану окружающей среды, включая	тыс. рублей в год
x4	Объем производства продукции сельского хозяйства	тыс. рублей в год
x5	Объем производства продукции растениеводства	тыс.рублей в год
x6	Объем производства продукции животноводства	тыс.рублей в год
x7	Ввод в действие жилых домов на территории муниципального образования	м2 общей площади
x8	Общий объем всех продовольственных товаров, реализованных в границах м	тыс.рублей в год
x9	Профицит (+), дефицит (-) бюджета муниципального образования (местного б	тыс.рублей в год
x10	Прибыль (убыток) до налогообложения отчетного года	тыс.рублей в год
x11	Дебиторская задолженность	тыс.рублей в год
x12	Кредиторская задолженность	тыс.рублей в год
x13	Общая площадь жилых помещений, приходящаяся в среднем на одного жите	м2 общей площади

Рисунок 9 – Таблица коэффициентов

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13
Краснодар 2008			305549.3	3047062.00			1221328.00	240635.00	-253336.00				24.65
Краснодар 2009	781278.00	14946.00	473969.3	2975192.00	1414015.00	1561177.00	825056.00	80370.00	-1009572.00	250919.00	78574.00	2006821.00	25.7
Краснодар 2010	783815.00	17243.1	636534.88	2914672.00	1403308.00	1511364.00	1013065.00	2308973.00	707756.00	194948.00	32034.00	1463489.00	25.6
Краснодар 2011	834054.00	17942.4	566701.9	3031609.00	1448725.00	1582884.00	1077986.00	7296050.00	-1163917.00	457179.00	46561.00	1804120.00	25.9
Краснодар 2012	851167.00	20222.7	1395583.00	3164324.00	1548037.00	1616287.00	1517866.00	2286525.9	-452064.00	-3773.00	46961.00	1653920.00	26.8
Краснодар 2013	871194.00	22719.9	1673570.00	2849127.00	1696703.00	1152424.00	1304016.00	2170846.7	-452064.00	70876.00	15146.00	1003435.00	27.9
Краснодар 2014	893347.00	24067.9	2482401.00	3073559.00	1800900.00	1272659.00	1719313.00	838887.7	-993737.00	301719.00	18180.00	964048.00	28.5
Краснодар 2015	917855.00	26753.2	4042002.00	3864309.00	2463879.00	1400430.00	2009462.00	976195.3	-258847.00	468564.00	46954.00	672541.00	29.9
Краснодар 2016	943827.00	28159.5	4220875.00	5199691.00	2758254.00	2441437.00	2128102.00	1113422.00	-1968002.00	1804032.00	42568.00	1129616.00	31.2
Краснодар 2017	972952.00		3304942.00	4804345.00	2263194.00	2541151.00	2451092.00	1106881.00	-2266423.00				33.1
Краснодар 2018	990203		4606353	4949004	1998800.00	2950204	2020744	741938	-1222019.00				34.72
Анапа 2008			10128.3	916733.00			187091.00	152190.00	-136774.00				26.84
Анапа 2009	139761.00	11623.5	8560.9	949135.00	632797.00	316338.00	218826.00	563264.00	-31265.00	36818.00	3705.00	393156.00	28.6
Анапа 2010	142449.00	11857.2	10856.5	880385.00	619140.00	261245.00	231788.00	149748.00	-41505.00	22141.00	1965.00	422600.00	29.9
Анапа 2011	147711.00	13473.2	11411.7	1013541.00	811818.00	201723.00	236998.00	202786.00	-34204.00	-66778.00		587916.00	30.00
Анапа 2012	153974.00	15966.9	12811.00	558688.00	416161.00	142527.00	266777.00	168608.00	-136850.00	-46448.00		281671.00	29.8
Анапа 2013	159881.00	16763.7	152783.00	638214.00	550483.00	87731.00	271005.00	136986.00	-136850.00	18198.00	2318.00	350596.00	30.7
Анапа 2014	167095.00	16414.1	181391.00	490769.00	435896.00	54873.00	291622.00	206890.00	106824.00	30935.00		216550.00	29.6
Анапа 2015	175210.00	18509.9	235373.00	703601.00	651208.00	52393.00	293467.00	258787.00	7009.00	-51837.00		275508.00	30.1
Анапа 2016	182198.00	21169.4	239567.00	1109722.00	1020032.00	89690.00	342877.00	69770.00	88557.00	43399.00		101963.00	32.4
Анапа 2017	186127.00		399619.00	991106.00	881241.00	109865.00	438532.00	88707.00	-95020.00				34.8
Анапа 2018	185888		384027	1019635	948675.00	70960	422519	138790	-90091.00				35.47
Армавир 2008			60163.2	537326.00			118466.00	219880.00	-52891.00				18.11
Армавир 2009	207349.00	12396.00	21199.1	498972.00	435588.00	63384.00	105177.00	224637.00	-22696.50	26195.00	14597.00	35108.00	18.6
Армавир 2010	207182.00	13893.9	26478.00	562029.00	486503.00	75526.00	102921.00	271481.00	52694.00		18130.00		19.1
Армавир 2011	208156.00	14905.00	26649.3	656489.00	577768.00	78721.00	104364.00	55533.00	-48078.00	39311.00	24604.00	71008.00	19.5
Армавир 2012	209240.00	15350.2	39031.00	601800.00	535929.00	65871.00	92709.00	106891.00	-149472.00	4260.00		57920.00	19.8
Армавир 2013	210243.00	18081.4	49944.00	584313.00	518944.00	65369.00	92590.00	89304.00	-149472.00	-12052.00	36036.00	68454.00	20.2
Армавир 2014	210505.00	20901.9	124435.00	669376.00	605161.00	64215.00	93180.00	53042.00	-152598.00	26210.00		42306.00	20.00

Рисунок 10 – Фрагмент таблицы исходных данных

В связи с тем, что городские поселения сильно различаются по первому коэффициенту x1 (численность населения), остальные показатели были приведены на душу населения, исключая x2 «среднемесячная заработная плата работников организаций», x13 «Общая площадь жилых помещений, приходящаяся в среднем на одного жителя – всего», поскольку они являются приведёнными на душу населения. В дальнейшем x1 отбрасывается из анализа.

Для каждого коэффициента x2..x13 была найдена предварительная оценка, опираясь на минимальное, максимальное и среднее значение по каждому столбцу.

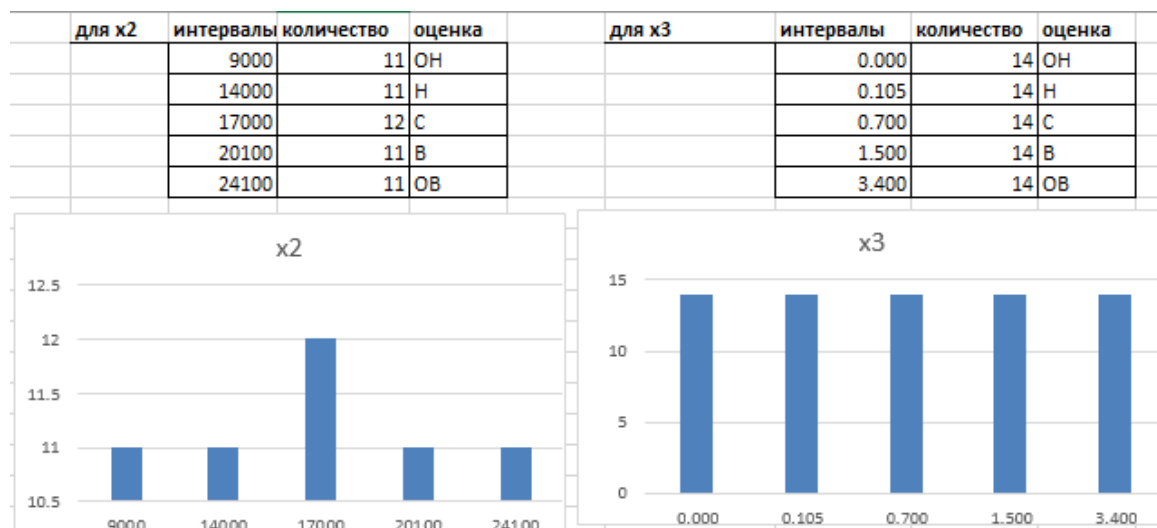


Рисунок 11 – Гистограмма для x2, x3

Значения были разбиты на 5 интервалов пента-шкалы таким образом, чтобы каждому интервалу принадлежало одинаковое число наблюдений: очень низкий (ОН), низкий (Н), средний (С), высокий (В) и очень высокий (ОВ). В зависимости от попадания в один из интервалов по каждому из столбцов x2..x13 присваивается оценочный балл {0,1; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9} соответственно (рис. 12).

К примеру, для показателя x2 были определены следующие интервалы:

1. Очень низкий [9000; 14000);
2. Низкий [14000; 17000);
3. Средний [17000; 20100);
4. Высокий [20100; 24100);
5. Очень высокий от 24100 и более.

	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈	x ₉	x ₁₀	x ₁₁	x ₁₂	x ₁₃	среднее значение
Краснодар 2009	0.30	0.3	0.7	0.50	0.7	0.5	0.1	0.3	0.90	0.5	0.9	0.5	0.516666667
Краснодар 2010	0.50	0.5	0.7	0.50	0.7	0.7	0.9	0.9	0.70	0.3	0.7	0.5	0.633333333
Краснодар 2011	0.50	0.3	0.7	0.50	0.7	0.7	0.9	0.9	0.30	0.90	0.5	0.7	0.616666667
Краснодар 2012	0.70	0.7	0.7	0.50	0.7	0.9	0.9	0.5	0.50	0.5	0.7	0.7	0.666666667
Краснодар 2013	0.70	0.7	0.7	0.50	0.7	0.7	0.9	0.5	0.50	0.3	0.5	0.7	0.616666667
Краснодар 2014	0.70	0.7	0.7	0.50	0.7	0.9	0.5	0.3	0.90	0.3	0.5	0.7	0.616666667
Краснодар 2015	0.90	0.9	0.9	0.70	0.7	0.9	0.5	0.7	0.90	0.3	0.5	0.7	0.716666667
Краснодар 2016	0.90	0.9	0.9	0.90	0.9	0.9	0.5	0.1	0.90	0.3	0.5	0.7	0.7
Краснодар 2017		0.7	0.9	0.70	0.9	0.9	0.5	0.1				0.9	0.7
Краснодар 2018		0.9	0.9	0.50	0.9	0.9	0.3	0.3				0.9	0.7
Анапа 2009	0.10	0.1	0.9	0.90	0.9	0.7	0.9	0.7	0.70	0.3	0.9	0.7	0.65
Анапа 2010	0.10	0.1	0.9	0.90	0.7	0.9	0.5	0.7	0.70	0.1	0.9	0.7	0.6
Анапа 2011	0.10	0.1	0.9	0.90	0.7	0.7	0.7	0.7	0.10		0.9	0.7	0.590909091
Анапа 2012	0.30	0.1	0.7	0.70	0.5	0.9	0.5	0.3	0.30		0.7	0.7	0.518181818
Анапа 2013	0.30	0.5	0.7	0.90	0.3	0.9	0.5	0.3	0.50	0.3	0.9	0.7	0.566666667
Анапа 2014	0.30	0.5	0.5	0.70	0.3	0.9	0.5	0.9	0.70		0.5	0.7	0.590909091
Анапа 2015	0.50	0.5	0.7	0.90	0.1	0.9	0.7	0.7	0.30		0.7	0.7	0.609090909
Анапа 2016	0.70	0.5	0.9	0.90	0.3	0.9	0.1	0.9	0.70		0.5	0.7	0.645454545
Анапа 2017		0.7	0.9	0.90	0.3	0.9	0.1	0.5				0.9	0.65
Анапа 2018		0.7	0.9	0.90	0.3	0.9	0.3	0.7				0.9	0.7
Армавир 2009	0.10	0.1	0.3	0.70	0.1	0.1	0.5	0.7	0.50	0.5	0.1	0.1	0.316666667
Армавир 2010	0.10	0.3	0.5	0.70	0.3	0.1	0.7	0.7		0.5		0.1	0.4
Армавир 2011	0.30	0.3	0.5	0.70	0.3	0.1	0.1	0.7	0.70	0.5	0.3	0.1	0.383333333
Армавир 2012	0.30	0.3	0.5	0.70	0.1	0.1	0.3	0.5	0.50		0.3	0.1	0.336363636
Армавир 2013	0.50	0.3	0.5	0.70	0.1	0.1	0.1	0.5	0.30	0.5	0.3	0.1	0.333333333
Армавир 2014	0.70	0.3	0.5	0.70	0.1	0.1	0.1	0.5	0.50		0.1	0.1	0.336363636
Армавир 2015	0.70	0.3	0.7	0.90	0.1	0.1	0.1	0.5	0.50		0.1	0.3	0.390909091
Армавир 2016	0.70	0.5	0.9	0.90	0.1	0.1	0.1	0.7	0.70		0.1	0.3	0.463636364
Армавир 2017		0.5	0.9	0.90	0.1	0.1	0.1	0.7	0.50			0.5	0.477777778

Рисунок 12 – Фрагмент пента-таблицы

Затем, для каждого наблюдения x_2 – x_{13} , находилось среднее значение: для каждой строки (столбец «среднее значение» согласно рисунку 12) складывались все оценочные баллы, производилось деление на их число в каждой строке. Полученный итог переводился в пента-шкалу и присваивался рейтинг, в зависимости от принадлежности к оценочному интервалу: $[0; 0,34)$ – очень низкий; $[0,34; 0,44)$ – низкий; $[0,44; 0,6]$ – средний; $[0,6; 0,7)$ – высокий; $[0,7; 1]$ – очень высокий. Полученные данные обозначены как y .

Для оценки правильности предварительной оценки рассмотрим матрицы классификаций (рис. 13) – инструмент дискриминантного анализа в среде STATISTICA. На рисунке видно, что процент совпадений предварительной оценки городских округов и дискриминантного анализа достаточно высокий от 75 до 100%. Следовательно, интервалы, определённые при предварительной оценке являются верными.

Матрица классификации (Таблица итоговых данных)
 Строки: наблюдаемые классы
 Столбцы: предсказанные классы

Группа	Процент правильной классификации	среднее p=0,4429	высокое p=0,1714	очень высокое p=0,0714	низкое p=0,2286	очень низкое p=0,0857
среднее	93,5484	29	2	0	0	0
высокое	75,0000	2	9	1	0	0
очень высокое	100,0000	0	0	5	0	0
низкое	75,0000	3	0	0	12	1
очень низкое	83,3333	0	0	0	1	5
Всего	85,7143	34	11	6	13	6

Рисунок 13 – Матрица классификации городских округов

Для проверки предварительной оценки используется дискриминантный анализ (квадратов расстояния Махаланобиса) в среде STATISTICA (рис. 14). Очевидно, что рейтинги: Краснодар 2010, Анапа 2011, Анапа 2017, Геленджик 2009, Геленджик 2017 - были определены не верно.

Наблюдение	Классификация наблюдений (Таблица итоговых данных) Неправильные классификации отмечены *					
	Наблюд. Класс.	1 p=0,4429	2 p=0,1714	3 p=0,0714	4 p=0,2286	5 p=0,0857
Краснодар 2009	среднее	среднее	низкое	очень низкое	высокое	очень высокое
*Краснодар 2010	высокое	среднее	высокое	низкое	очень низкое	очень высокое
Краснодар 2011	высокое	высокое	среднее	очень высокое	низкое	очень низкое
Краснодар 2012	высокое	высокое	среднее	очень высокое	низкое	очень низкое
Краснодар 2013	высокое	высокое	среднее	низкое	очень высокое	очень низкое
Краснодар 2014	высокое	высокое	среднее	очень высокое	низкое	очень низкое
Краснодар 2015	очень высокое	очень высокое	высокое	среднее	низкое	очень низкое
Краснодар 2016	очень высокое	очень высокое	высокое	среднее	низкое	очень низкое
Краснодар 2017	очень высокое	очень высокое	высокое	среднее	низкое	очень низкое
Краснодар 2018	очень высокое	очень высокое	высокое	среднее	низкое	очень низкое
Анапа 2009	высокое	высокое	среднее	очень высокое	низкое	очень низкое
Анапа 2010	высокое	высокое	среднее	низкое	очень высокое	очень низкое
*Анапа 2011	среднее	высокое	среднее	низкое	очень низкое	очень высокое
Анапа 2012	среднее	среднее	высокое	низкое	очень низкое	очень высокое
Анапа 2015	высокое	высокое	среднее	низкое	очень низкое	очень высокое
Анапа 2016	высокое	высокое	очень высокое	среднее	низкое	очень низкое
*Анапа 2017	высокое	очень высокое	высокое	среднее	низкое	очень низкое
Анапа 2018	очень высокое	очень высокое	высокое	среднее	низкое	очень низкое
Армавир 2009	очень низкое	очень низкое	низкое	среднее	высокое	очень высокое
Армавир 2010	низкое	низкое	очень низкое	среднее	высокое	очень высокое
Армавир 2011	низкое	низкое	очень низкое	среднее	высокое	очень высокое
Армавир 2012	очень низкое	очень низкое	низкое	среднее	высокое	очень высокое
Армавир 2013	очень низкое	очень низкое	низкое	среднее	высокое	очень высокое
Армавир 2014	очень низкое	очень низкое	низкое	среднее	высокое	очень высокое
*Армавир 2015	низкое	очень низкое	среднее	низкое	высокое	очень высокое
Армавир 2016	среднее	среднее	низкое	очень низкое	высокое	очень высокое
Армавир 2017	среднее	среднее	очень низкое	низкое	высокое	очень высокое
Армавир 2018	среднее	среднее	очень низкое	низкое	высокое	очень высокое
*Геленджик 2009	очень низкое	низкое	среднее	очень низкое	высокое	очень высокое
Геленджик 2010	низкое	низкое	среднее	очень низкое	высокое	очень высокое
*Геленджик 2011	среднее	высокое	среднее	низкое	очень низкое	очень высокое
Геленджик 2012	высокое	высокое	среднее	низкое	очень низкое	очень высокое
Геленджик 2013	среднее	среднее	высокое	низкое	очень низкое	очень высокое
*Геленджик 2014	низкое	среднее	низкое	очень низкое	высокое	очень высокое
Геленджик 2015	среднее	среднее	низкое	высокое	очень низкое	очень высокое
*Геленджик 2016	высокое	среднее	низкое	очень низкое	высокое	очень высокое
Геленджик 2017	среднее	среднее	низкое	очень низкое	высокое	очень высокое
Геленджик 2018	среднее	среднее	низкое	очень низкое	высокое	очень высокое

Рисунок 14 – Проверка и корректировка предварительной оценки городских округов Краснодарского края

По наименьшему расстоянию до центра групп, скорректируем оценку. Так, например, минимальное расстояние для Анапа 2011 будет в столбце «высокий», а предварительная оценка показала статус – «среднее». Соответственно меняем оценку на «низкое».

Однако, иногда дискриминантный анализ может давать некорректные результаты. Армавир 2015 - предварительная оценка

совпадает с расстоянием до центра группы, хотя дискриминантный анализ и выдает их как неправильно классифицированные (рис 15). Это происходит потому, что при дискриминантном анализе рассматривается только линейные зависимости. Чтобы проследить и изучить нелинейные зависимости лучше использовать нечеткие продукционные методы.

Наблюдение	Классификация наблюдений (Таблица итоговых данных) Неправильные классификации отмечены *					
	Наблюд. Класс.	1 p=0,4429	2 p=0,1714	3 p=0,0714	4 p=0,2286	5 p=0,0857
Армавир 2014	очень низкое	очень низкое	низкое	среднее	высокое	очень высокое
*Армавир 2015	низкое	очень низкое	среднее	низкое	высокое	очень высокое
Армавир 2016	среднее	среднее	низкое	очень низкое	высокое	очень высокое
Армавир 2017	среднее	среднее	очень низкое	низкое	высокое	очень высокое
Армавир 2018	среднее	среднее	очень низкое	низкое	высокое	очень высокое

Рисунок 15 – Пример ошибочной классификации

Лямбда Уилкса используется в стандартной статистике для обозначения статистической значимости мощности дискриминации в текущей модели. Ее значение меняется от 1.0 (нет никакой дискриминации) до 0.0 (полная дискриминация); чем ближе Лямбда Уилкса к 0, тем меньше вероятность ошибочного разделения. Частная лямбда Уилкса показывает одиночный вклад соответствующей переменной в дискриминацию между совокупностями.

В приведённых ниже итогах анализа дискриминации муниципальных районов Краснодарского края видно, что вероятность ошибочного разделения достаточна мала и особо выражена для переменных x7, x3, x4, x8 и x12 (рис.16). В ходе анализа алгоритмом STATISTICA из модели были исключены переменные x2, x5, x10, x13 из-за наличия значительной линейной зависимости.

Итоги анализа дискриминантн. функций (Таблица итоговых данных) Шаг 8, Переменных в модели: 8; Группир.: у (5 гр.) Лямбда Уилкса: ,10623 при бл. F (32,215)=5,6345 p< ,0000						
N=70	Уилкса Лямбда	Частная Лямбда	F-исключ (4,58)	p-уров.	Толер.	1-толер. (R-кв.)
x7	0,248562	0,427383	19,42742	0,000000	0,845670	0,154330
x3	0,138276	0,768255	4,37395	0,003692	0,599829	0,400171
x4	0,154497	0,687595	6,58800	0,000193	0,400086	0,599914
x8	0,143786	0,738816	5,12599	0,001321	0,683599	0,316401
x12	0,139379	0,762174	4,52452	0,002999	0,521572	0,478428
x9	0,117636	0,903049	1,55671	0,198032	0,925714	0,074286
x6	0,116941	0,908417	1,46183	0,225564	0,516633	0,483367
x11	0,114217	0,930083	1,09001	0,370020	0,623640	0,376360

Рисунок 16 – Итоги анализа дискриминантных функций муниципальных районов Краснодарского края

На основе дискриминантного анализа получены следующие уравнения:

$$\begin{aligned}
 \text{среднее} &= 13,9 * x7 + 1,94 * x3 + 5,4 * x4 + 3,04 * x8 - 2,65 * x12 + \\
 &\quad + 0,46 * x9 + 0,27 * x6 + 16,16 * x11 - 19,64 ; \\
 \text{высокое} &= 20,15 * x7 + 2,44 * x3 + 7,44 * x4 + 4,68 * x8 - 3,49 * x12 + \\
 &\quad + 0,88 * x9 + 0,03 * x6 + 20,21 * x11 - 39,08 ; \\
 \text{очень высокое} &= 29,28 * x7 + 3,54 * x3 + 8,99 * x4 + 4,76 * x8 - \\
 &\quad - 7,07 * x12 + 0,53 * x9 + 2,2 * x6 + 22,59 * x11 - 68,03 ; \quad (1) \\
 \text{низкое} &= 10,93 * x7 + 1,36 * x3 + 4,35 * x4 + 2,35 * x8 - 2,9 * x12 - \\
 &\quad - 0,1 * x9 + 0,91 * x6 + 17,35 * x11 - 14,22 ; \\
 \text{очень низкое} &= 7,41 * x7 + 1,22 * x3 + 3,85 * x4 + 1,93 * x8 - 2,15 * \\
 &\quad * x12 + 0,003 * x9 - 0,27 * x6 + 11,15 * x11 - 9,83 ;
 \end{aligned}$$

С помощью корреляционного анализа выяснили, какие из коэффициентов x2 – x13 являются статистически зависимыми (рис. 17). Если коэффициента корреляции между показателями по модулю меньше 0,75, корреляция не является сильной, то коэффициенты являются независимыми.

Корреляции (Таблица итоговых данных)													
Отмеченные корреляции значимы на уровне $p < .05000$													
N=70 (Построчное удаление ПД)													
Перег	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	y
x2	1,000000	0,044638	-0,099814	-0,188381	0,127703	-0,035907	0,158806	-0,026529	-0,104065	0,309644	0,369333	-0,244946	-0,074796
x3	0,044638	1,000000	-0,099985	-0,363975	0,407328	-0,053127	-0,081151	-0,130539	0,047061	0,105594	0,130684	-0,230468	-0,115070
x4	-0,099814	-0,099985	1,000000	0,821934	0,418978	0,476577	-0,124735	-0,021325	0,245360	-0,607402	0,416677	0,175846	-0,244119
x5	-0,188381	-0,363975	0,821934	1,000000	-0,172807	0,382438	-0,193409	0,101091	0,149038	-0,486416	0,104523	0,337095	-0,156936
x6	0,127703	0,407328	0,418978	-0,172807	1,000000	0,214465	0,092622	-0,198030	0,186702	-0,274937	0,553916	-0,233295	-0,171968
x7	-0,035907	-0,053127	0,476577	0,382438	0,214465	1,000000	0,122786	0,020483	0,040038	-0,180681	0,164954	0,669562	-0,228037
x8	0,158806	-0,081151	-0,124735	-0,193409	0,092622	0,122786	1,000000	0,035036	-0,138820	0,151048	0,280260	0,206350	-0,183153
x9	-0,026529	-0,130539	-0,021325	0,101091	-0,198030	0,020483	0,035036	1,000000	0,092973	0,004347	-0,084951	0,073625	-0,178101
x10	-0,104065	0,047061	0,245360	0,149038	0,186702	0,040038	-0,138820	0,092973	1,000000	-0,150104	0,010835	-0,215307	0,054572
x11	0,309644	0,105594	-0,607402	-0,486416	-0,274937	-0,180681	0,151048	0,004347	-0,150104	1,000000	-0,244480	-0,033933	0,126182
x12	0,369333	0,130684	0,416677	0,104523	0,553916	0,164954	0,280260	-0,084951	0,010835	-0,244480	1,000000	-0,097665	-0,339589
x13	-0,244946	-0,230468	0,175846	0,337095	-0,233295	0,669562	0,206350	0,073625	-0,215307	-0,033933	-0,097665	1,000000	-0,188136
y	-0,074796	-0,115070	-0,244119	-0,156936	-0,171968	-0,228037	-0,183153	-0,178101	0,054572	0,126182	-0,339589	-0,188136	1,000000

Рисунок 17 – Таблица попарных корреляций

Для наглядности воспользуемся графическими возможностями языка Python. Тепло-карта корреляционных зависимостей показывает, что сильную корреляцию (не менее 0.75) имеют переменные x4 и x5.

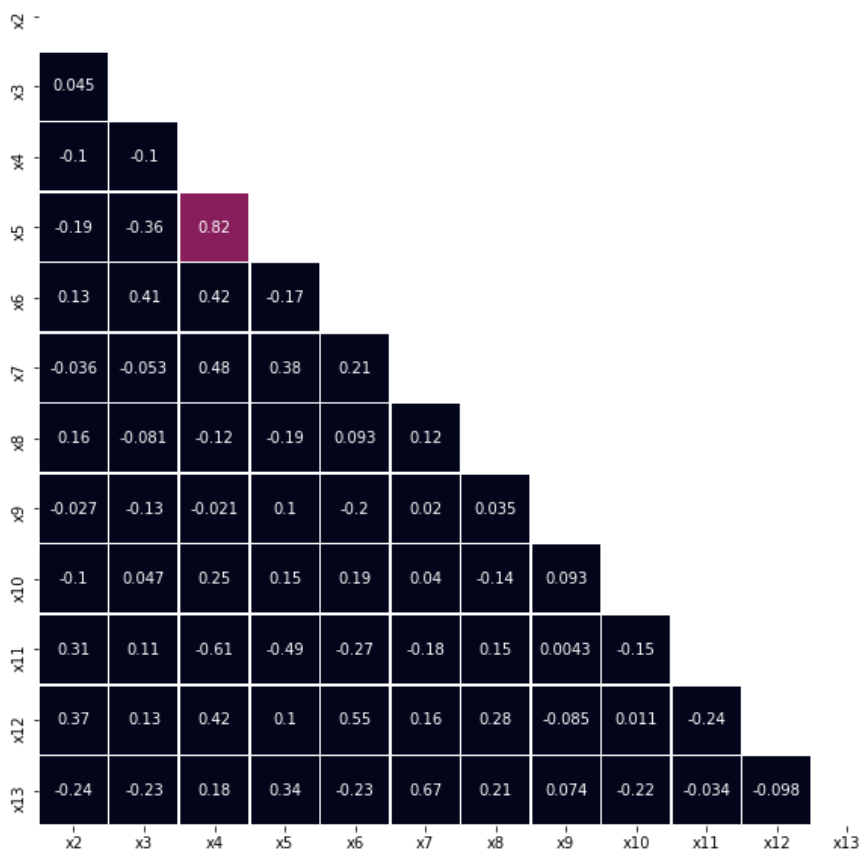


Рисунок 18 – Тепло-карта корреляций

Показатели x_4 «Объем производства продукции сельского хозяйства» и x_5 «Объем производства продукции растениеводства» являются стратегически значимым в рамках оценки Краснодарского края и исключить их из оценочной модели невозможно.

В исследовании провели кластерный анализ в STATISTICA, разделив на 5 кластеров. Проанализировав разбиение, и, учтя скорректированную оценку, выявили закономерности в каждом из кластеров (рис. 19). В кластер номер 5 входят элементы всех рейтингов за исключением «очень высокий»: Анапа 2009 рейтинг «высокое», Анапа 2011 рейтинг «среднее», Армавир 2009 рейтинг «очень низкое». Выявили, что кластерный анализ ошибочно группирует наблюдения из-за того, что он не учитывает латентные нелинейные связи между коэффициентами (переменными) модели.

Элементы кластера номер 2 (Таблица итоговых данных) и расстояния до центра кластера. Кластер содержит 10 набл.	
	объедин.
Анапа 2009	84,2172
Анапа 2010	16,7989
Анапа 2011	449,7623
Армавир 2009	138,8219
Геленджик 2009	617,0137
Геленджик 2010	504,7787
Геленджик 2011	180,2957
Горячий Ключ 2009	355,5626
Горячий Ключ 2010	348,2930
Горячий Ключ 2011	461,1638

Рисунок 19 – Элементы кластера номер 2. Кластерный анализ городских округов Краснодарского края

В исследовании использован метод деревьев классификации для прогнозирования принадлежности наблюдений (объектов) к тому или иному классу значений зависимой категориальной переменной на

основании значений одной или нескольких предикторных переменных. Для построения дерева использованы возможности среды STATISTICA.

Построенное дерево классификаций для определения рейтинга городских округов Краснодарского края имеет структуру, представленную на рисунке 20.

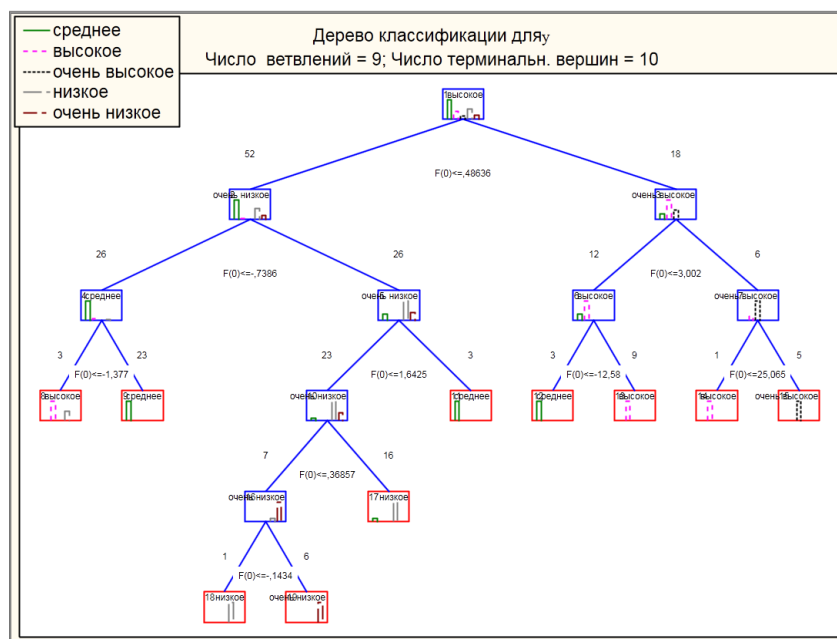


Рисунок 20 – Граф дерева классификаций

Построенное дерево совершает три ошибочных классификации (рис. 21) на стадии обучения: классифицирует два объекта класса «низкое» как класс «среднее», и один объект из класса «высокое» как объект класса «низкое». Так же оно успешно определило все 5 классов.

Ошибки классификации на обучающей выборке (Таблица ит Предсказ. (строки) и наблюдаемые (столбцы) Объем обуч. выборки 70					
Класс	Класс среднее	Класс высокое	Класс очень высокое	Класс низкое	Класс очень низкое
среднее	0	0	0	0	0
высокое	0	0	0	1	0
очень высокое	0	0	0	0	0
низкое	2	0	0	0	0
очень низкое	0	0	0	0	0

Рисунок 21 – Ошибки классификаций на обучающей выборке

Однако, на стадии кросс-проверки дерево ошибочно классифицирует 36 объектов из выборки (рис. 22).

Матрица ошибок классификации ГКП (Таблица итоговых Предсказ. (строки) и наблюдаемые (столбцы) Цена глоб. КП = ,50575; ст.откл.цены = ,05692					
Класс	Класс среднее	Класс высокое	Класс очень высокое	Класс низкое	Класс очень низкое
среднее		1	2	8	0
высокое	5		1	0	0
очень высокое	1	6		0	0
низкое	2	1	0		0
очень низкое	4	0	0	6	

Рисунок 22 – Матрица ошибок классификации на стадии кросс-проверки

Данное исследование позволило заключить, что линейных методов многомерного статистического анализа данных [12, 14, 29, 30] недостаточно для составления подобных рейтинговых систем. Для адекватной и достоверной оценки данных, имеющих латентные не линейные связи, необходимо использовать системы искусственного интеллекта, нейросетевые технологии и т. д. [15-28].

Заключение

В данной работе при сопоставительном анализе оценок рейтинговых агентств «РАЭКС-Аналитика», «Национальное Рейтинговое Агентство» и «Эксперт РА» было выявлено, что Краснодарский край имеет высокую инвестиционную привлекательность и высокий уровень кредитоспособности.

При анализе методологий рейтинговых агентств «РАЭКС-Аналитика», «Национальное Рейтинговое Агентство» и «Эксперт РА» были обнаружены следующие недостатки: некоторые из рассмотренных агентств не предоставляют ссылки на источники, из которых берутся статические показатели, в том числе агентство «Национальное Рейтинговое Агентство»; только у агентства «РАЭКС-Аналитика» имеется в открытом доступе подробная методология присвоения рейтинговых оценок; не все агентства дают однозначную характеристику рейтинговых оценок.

На основе проведенных в [12] исследований в данной статье была разработана модель дискриминантного анализа в среде STATISTICA для оценки социально-экономического развития городских округов Краснодарского края (1) с достоверностью 85%, включающая показатели, нормированные на душу населения, за исключением уже приведённых показателей «среднемесячная заработная плата работников организаций», «Общая площадь жилых помещений, приходящаяся в среднем на одного жителя – всего»: Текущие (эксплуатационные) затраты на охрану окружающей среды, включая оплату услуг природоохранного назначения; Объем производства продукции сельского хозяйства; Объем производства продукции растениеводства; Объем производства продукции животноводства; Ввод в действие жилых домов на территории муниципального образования; Общий объем всех продовольственных

товаров, реализованных в границах муниципального района, в денежном выражении; Профицит (+), дефицит (-) бюджета муниципального образования (местного бюджета); Прибыль (убыток) до налогообложения отчетного года; Дебиторская задолженность; Кредиторская задолженность.

Такие анализы как «кластерный анализ» и «деревья классификации» оказались не применимыми для данного исследования, поскольку они не учитывают латентные нелинейные связи между коэффициентами модели. В данном случае необходимо использовать системы искусственного интеллекта, нейросетевые технологии и т.д.

С использованием данной модели был проведён анализ социально-экономического развития городских округов Краснодарского края за период 2009-2018 гг., который позволил выявить лидеров (Краснодар 2015-2018, Анапа 2018); и аутсайдеров (Сочи 2017, Геленджик 2009, Армавир 2009, Армавир 2012-2014).

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и администрации Краснодарского края в рамках научного проекта № 18-410-230036 p_a.

Литература

- 1 Национальное Рейтинговое Агентство. Рейтинг НРА: URL: https://www.banki.ru/wikibank/natsionalnoe_reytingovoe_agentstvo/
- 2 Пресс-центр НРА: URL: <http://www.ra-national.ru/ru/press-center>
- 3 Инвестиционная привлекательность: URL: <http://www.ra-national.ru/ru/taxonomy/term/3097?type=rating>
- 4 РАЭК Аналитика – рейтинги, исследования, обзоры: URL: <https://raex-a.ru/about>
- 5 Инвестиционная привлекательность регионов: URL: <https://raex-a.ru/ratings/regions/2018/att1>
- 6 Регионы: Краснодарский край: URL: <https://www.raexpert.ru/database/regions/krasnodar>
- 7 Коваленко А.В., Кармазин В.Н. Комплексная оценка кредитоспособности предприятий малого и среднего бизнеса на основе нечетких моделей // Обозрение прикладной и промышленной математики. 2007. Т. 14. № 4. С. 722-724.
- 8 Открытые данные Сбербанка: URL: <https://www.sberbank.com/ru/analytics/opensdata>
- 9 Методика составления рейтинга инвестиционной привлекательности регионов России компании «РАЭК-Аналитика: URL: https://raex-a.ru/update_files/3_13_method_region.pdf
- 10 Рейтинг инвестиционной привлекательности : URL: <http://www.ra-national.ru/ru/taxonomy/term/3097?type=rating>
- 11 Методология присвоения рейтингов кредитоспособности региональным и муниципальным органам власти Российской Федерации: URL: <https://raexpert.ru/docbank//19f/9a3/334/b6700468ac19d78ea8cd08c.pdf>
- 12 Сюсюра Д.А., Коваленко А.В. Использование методов многомерного статистического анализа данных для оценки социально-экономического развития городских округов, районов и поселений Краснодарского края // Прикладная математика XXI века: современные проблемы математики, информатики и моделирования Материалы всероссийской научно-практической конференции . 2019. С. 164-171.
- 13 Федеральная служба государственной статистики. URL: www.gks.ru
- 14 Барановская Т.П., Коваленко А. В., Уртенев М.Х, Кармазин В.Н. Современные математические методы анализа финансово-экономического состояния предприятия – Краснодар: КубГАУ, 2009, с. 96-128
- 15 Применение нейронных сетей для задач классификации URL – <https://basegroup.ru/community/articles/classification>
- 16 Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика – Москва: Горячая линия – Телеком, 2002, с. 242-292
- 17 Узденов У.А., Коваленко А.В., Уртенев М.А.Х. Интеллектуальная система оценки кредитоспособности регионов. Часть 2. Нечеткие продукционные и гибридные системы // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2014. № 104. С. 1297-1308.
- 18 Леоненко А. В. Нечёткое моделирование в среде Matlab и Fuzzy TECH – Санкт-Петербург: БХВ-Петербург, 2005, с.133-216

19 Арутюнян А.С., Коваленко А.В., Уртенев М.Х. Нейросетевые технологии финансово-экономического анализа. Краснодар, 2015. 130 с.

20 Казаковцева Е.В., Коваленко А.В., Уртенев М.А.Х. Нечеткие системы финансово-экономического анализа предприятий и регионов. Краснодар, 2013.

21 Коваленко А.В., Цэдэв А.О. Анализ кризисного состояния предприятия на основе систем нечеткого вывода // Обзорение прикладной и промышленной математики. 2006. Т. 13. № 3. С. 498-499.

22 Коваленко А.В. Математические модели и инструментальные средства комплексной оценки финансово-экономического состояния предприятия // диссертация на соискание ученой степени кандидата экономических наук / Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина. Краснодар, 2009, 210 с.

23 Коваленко А.В. Оценка кредитоспособности заёмщика при помощи нейронных сетей и нечётких множеств // Современное состояние и приоритеты развития фундаментальных наук в регионах труды III Всероссийской научной конференции молодых ученых и студентов, 2-5 октября 2006 г.. Краснодар, 2006. С. 190-192.

24 Шевченко И.В., Кармазин В.Н., Коваленко А.В. Комплексная оценка кредитоспособности предприятий малого и среднего бизнеса с помощью нечеткой продукционной системы // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2008. № 2 (2). С. 81-86.

25 Коваленко А.В., Уртенев М.Х., Заикина Л.Н. Кластерный анализ финансово-экономического состояния предприятий строительной отрасли // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2010. № 60. С. 189-200.

26 Коваленко А.В., Кармазин В.Н. Диагностика состояния предприятия на основе нечётких продукционных систем // Труды Кубанского государственного аграрного университета. 2008. № 11. С. 20-27.

27 Коваленко А.В., Кармазин В.Н. Нечеткое моделирование в среде matlab кредитоспособности предприятий малого и среднего бизнеса // Проектирование научных и инженерных приложений в среде MATLAB Труды Всероссийской научной конференции. 2007. С. 1509-1520.

28 Коваленко А.В. Нейронная сеть и нечёткие множества, как инструмент оценки кредитоспособности заёмщика // Прикладная математика XXI века Материалы VI объединённой научной конференции студентов и аспирантов факультета прикладной математики. 2006. С. 56-58.8

29 Высоцкая Т.В., Коваленко А.В., Уртенев М.Х. Сравнительный анализ методов оценки несостоятельности сельскохозяйственных предприятий // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2012. № 75. С. 494-508.

30 Анализ финансово-экономического состояния предприятий строительной отрасли методами многомерного статистического анализа // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2011. № 70. С. 1-14.

References

1 Nacional'noe Rejtingovoe Agentstvo. Rejting NRA: URL: https://www.banki.ru/wikibank/natsionalnoe_reytingovoe_agentstvo/

2 Press-centr NRA: URL: <http://www.ra-national.ru/ru/press-center>

- 3 Investicionnaja privilekatel'nost':URL: <http://www.ra-national.ru/ru/taxonomy/term/3097?type=rating>
- 4 RAJeKS Analitika – rejtingi, issledovanija, obzory: URL: <https://raex-a.ru/about>
- 5 Investicionnaja privilekatel'nost' regionov:URL: <https://raex-a.ru/ratings/regions/2018/att1>
- 6 Regiony:Krasnodarskij kraj: URL: <https://www.raexpert.ru/database/regions/krasnodar>
- 7 Kovalenko A.V., Karmazin V.N. Kompleksnaja ocenka kreditosposobnosti predpriyatij malogo i srednego biznesa na osnove nechetkih modelej // Obozrenie prikladnoj i promyshlennoj matematiki. 2007. T. 14. № 4. S. 722-724.
- 8 Otkrytye dannye Sberbanka:URL: <https://www.sberbank.com/ru/analytics/opendata>
- 9 Metodika sostavlenija rejtinga investicionnoj privilekatel'nosti regionov Rossii kompanii «RAJeKS-Analitika:URL:https://raex-a.ru/update_files/3_13_method_region.pdf
- 10 Rejting investicionnoj privilekatel'nosti :URL:<http://www.ra-national.ru/ru/taxonomy/term/3097?type=rating>
- 11 Metodologija prisvoenija rejtingov kreditosposobnosti regional'nym i municipal'nym organam vlasti Rossijskoj Federacii: URL: <https://raexpert.ru/docbank//19f/9a3/334/b6700468ac19d78ea8cd08c.pdf>
- 12 Sjusjura D.A., Kovalenko A.V. Ispol'zovanie metodov mnogomernogo statisticheskogo analiza dannyh dlja ocenki social'no-jekonomicheskogo razvitija gorodskih okrugov, rajonov i poselenij Krasnodarskogo kraja // Prikladnaja matematika XXI veka: sovremennye problemy matematiki, informatiki i modelirovanija Materialy vsrossijskoj nauchno-prakticheskoy konferencii . 2019. S. 164-171.
- 13 Federal'naja sluzhba gosudarstvennoj statistiki. URL: www.gks.ru
- 14 Baranovskaja T.P., Kovalenko A. V., Urtenov M.H, Karmazin V.N. Sovremennye matematicheskie metody analiza finansovo-jekonomicheskogo sostojanija predpriyatija – Krasnodar: KubGAU, 2009, s. 96-128
- 15 Primenenie nejronnyh setej dlja zadach klassifikacii URL – <https://basegroup.ru/community/articles/classification>
- 16 Kruglov V. V., Borisov V. V. Iskusstvennye nejronnye seti. Teorija i praktika – Moskva: Gorjachaja linija – Telekom, 2002, s. 242-292
- 17 Uzdenov U.A., Kovalenko A.V., Urtenov M.A.H. Intellektual'naja sistema ocenki kreditosposobnosti regionov. Chast' 2. Nechetkie produkcionnye i gibridnye sistemy // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2014. № 104. S. 1297-1308.
- 18 Leonenko A. V. Nechjotkoe modelirovanie v srede Matlab i Fuzzy TECH – Sankt-Peterburg: BHV-Peterburg, 2005, s.133-216
- 19 Arutjunjan A.S., Kovalenko A.V., Urtenov M.H. Nejrosetevye tehnologii finansovo-jekonomicheskogo analiza. Krasnodar, 2015. 130 c.
- 20 Kazakovceva E.V., Kovalenko A.V., Urtenov M.A.H. Nechetkie sistemy finansovo-jekonomicheskogo analiza predpriyatij i regionov. Krasnodar, 2013.
- 21 Kovalenko A.V., Cjedjev A.O. Analiz krizisnogo sostojanija predpriyatija na osnove sistem nechetkogo vyvoda // Obozrenie prikladnoj i promyshlennoj matematiki. 2006. T. 13. № 3. S. 498-499.
- 22 Kovalenko A.V. Matematicheskie modeli i instrumental'nye sredstva kompleksnoj ocenki finansovo-jekonomicheskogo sostojanija predpriyatija// dissertacija na soiskanie

uchenoj stepeni kandidata jekonomicheskikh nauk / Kubanskij gosudarstvennyj agrarnyj universitet im. I.T. Trubilina. Krasnodar, 2009, 210 c.

23 Kovalenko A.V. Ocenka kreditosposobnosti zajomshhika pri pomoshhi nejronnyh setej i nechjotkih mnozhestv // Sovremennoe sostojanie i priority razvitija fundamental'nyh nauk v regionah trudy III Vserossijskoj nauchnoj konferencii molodyh uchenyh i studentov, 2-5 oktjabrja 2006 g.. Krasnodar, 2006. S. 190-192.

24 Shevchenko I.V., Karmazin V.N., Kovalenko A.V. Kompleksnaja ocenka kreditosposobnosti predpriyatij malogo i srednego biznesa s pomoshh'ju nechetkoj produkciojnoj sistemy // Finansovaja analitika: problemy i reshenija. 2008. № 2 (2). S. 81-86.

25 Kovalenko A.V., Urtenov M.H., Zaikina L.N. Klasternyj analiz finansovo-jekonomicheskogo sostojanija predpriyatij stroitel'noj otrasli // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2010. № 60. S. 189-200.

26 Kovalenko A.V., Karmazin V.N. Diagnostika sostojanija predpriyatija na osnove nechjotkih produkciojnyh sistem // Trudy Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2008. № 11. S. 20-27.

27 Kovalenko A.V., Karmazin V.N. Nechetkoe modelirovanie v srede matlab kreditosposobnosti predpriyatij malogo i srednego biznesa // Proektirovanie nauchnyh i inzhenernyh prilozhenij v srede MATLAB Trudy Vserossijskoj nauchnoj konferencii. 2007. S. 1509-1520.

28 Kovalenko A.V. Nejronnaja set' i nechjotkie mnozhestva, kak instrument ocenki kreditosposobnosti zajomshhika // Prikladnaja matematika XXI veka Materialy VI ob#edinjonnoj nauchnoj konferencii studentov i aspirantov fakul'teta prikladnoj matematiki. 2006. S. 56-58. 8

29 Vysockaja T.V., Kovalenko A.V., Urtenov M.H. Sravnitel'nyj analiz metodov ocenki nesostojatel'nosti sel'skohozjajstvennyh predpriyatij // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2012. № 75. S. 494-508.

30 Analiz finansovo-jekonomicheskogo sostojanija predpriyatij stroitel'noj otrasli metodami mnogomernogo statisticheskogo analiza // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2011. № 70. S. 1-14.