

И. В. Маратканова

**ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА
ДЛЯ ОЦЕНКИ СБЕРЕГАТЕЛЬНО-ИНВЕСТИЦИОННОГО ПОТЕНЦИАЛА
НАСЕЛЕНИЯ СИБИРСКОГО ФЕДЕРАЛЬНОГО ОКРУГА**

В статье проведен многомерный кластерный анализ регионов Сибирского федерального уровня по уровню сберегательно-инвестиционного потенциала населения. Кластеризация проведена с помощью ППК «Statistica» на основе совместного использования иерархических и неиерархических алгоритмов. Такой подход позволил повысить достоверность разбиения регионов округа на однородные группы. В результате выявлена неоднородность регионов Сибирского федерального округа по уровню исследуемого потенциала. Получены три кластера с высоким, средним и низким уровнем сберегательно-инвестиционного потенциала населения. Каждый полученный кластер предоставляет инструмент для принятия эффективных решений на уровне как отдельно взятого региона, так и округа в целом. Проведенный анализ позволил проанализировать современное состояние и тенденции развития уровня сберегательно-инвестиционного потенциала населения в Сибирском федеральном округе, а также выяснять причины низкого уровня исследуемого потенциала.

Ключевые слова: сбережения, инвестиции, потенциал, кластерный анализ, население, округ, регион.

I. V. Maratkanova

**APPLICATION OF THE CLUSTER ANALYSIS
FOR ASSESSING THE SAVINGS AND INVESTMENT POTENTIAL
OF THE POPULATION OF THE SIBERIAN FEDERAL DISTRICT**

The article presents a multidimensional cluster analysis of the regions of the Siberian Federal Level by the level of savings and investment potential of the population. Clustering was carried out using the ACC «Statistica» based on the joint use of hierarchical and non-hierarchical algorithms. This approach made it possible to increase the reliability of dividing the regions of the district into homogeneous groups. As a result, the heterogeneity of the regions of the Siberian Federal District in terms of the studied potential is revealed. Three clusters with a high, medium and low level of savings and investment potential of the population were obtained. Each resulting cluster provides a tool for making effective decisions at the level of both a single region and the district as a whole. The analysis made it possible to analyze the current state and trends in the development of the level of savings and investment potential of the population in the Siberian Federal District. And also to find out the reasons for the low level of the investigated potential.

Key words: savings, investments, potential, cluster analysis, population, district, region.

Введение

Одной из острейших социально-экономических проблем, которая не позволяет нашей стране развиваться в условиях глобальной конкуренции, является низкий уровень частного инвестирования как важнейшая финансовая база обеспечения динамичного подъема экономики. Так, в 2020 г. на фондовом рынке Московской биржи был зарегистрирован четырехмиллионный частный инвестор, однако, это лишь 3,2 % граждан России в возрасте старше 18 лет,

что значительно ниже по сравнению с развитыми экономиками мира. Это требует переосмысления ключевых аспектов современной среды, создающей необходимые условия по формированию сбережений и их использованию в качестве инвестиционного ресурса.

Более того, в российской экономической науке теоретические и эмпирические аспекты сберегательно-инвестиционного потенциала населения (СИПН) остаются малоизученными, что выступает сдерживающим фактором при анализе его состояния и перспектив развития.

Проблема СИПН все более актуализируется в России, однако, несмотря на определенные позитивные шаги государства (отдельные стратегии, реформы, программы), ощутимый эффект от мобилизации сберегательных ресурсов пока еще не получен. На наш взгляд, причиной этого является как отсутствие достоверных оценок СИПН, так и комплексного государственного участия и контроля.

Все это в совокупности представляет актуальность темы. В связи с этим, данное исследование осуществлено с целью сравнительного анализа уровня СИПН в регионах Сибирского федерального округа (СФО).

Анализ проводится на примере СФО за 2008 и 2018 гг. В качестве главного инструмента использован кластерный анализ для распределения регионов СФО по уровню СИПН.

Методология и результаты

Кластерный анализ появился в научной литературе в середине XX века и с тех пор бурно развивается. Предмет кластерного анализа был определен и описан исследователем К. Трионом еще в 1939 г. В настоящее время опубликовано множество работ, посвященных исследованию конкретных социально-экономических проблем с использованием кластерного анализа [1–4].

Главным направлением кластерного анализа является «разбиение множества исследуемых объектов и признаков на однородные в соответствующем понимании группы или кластеры» [5].

Под кластером, мы будем понимать «некоторое единство, образованное либо изначально запланированными действиями, либо путем притяжения некоторых субстанций к определенному центральному объекту, обладающему особой силой» [6].

Достоинством кластерного анализа является то, что он позволяет обнаружить однородные группы, что невозможно сделать при обычном наблюдении из-за значительного количества классифицируемых объектов, а также целого набора признаков. Следует подчеркнуть, что «кластерный анализ, в отличие от большинства математико-статистических методов, не накладывает никаких ограничений на вид рассматриваемых объектов, и позволяет рассматривать множество исходных данных практически произвольной природы, сокращать и сжимать массивы информации и делать их компактными и наглядными» [5]. Это имеет большое значение, т. к. СИПН характеризуется разнообразием показателей и затруднительно применение традиционных экономических подходов. Данный анализ позволит представить большой массив экономической информации в компактной, удобной и наглядной форме.

В нашем исследовании кластерный анализ проведем в несколько этапов с использованием пакета прикладных программ «Statistica».

На *первом этапе* применения кластеризации сформировано информационное поле исследования.

В раннем авторском исследовании, посвященном факторному анализу, мы приходим к выводу, что на сберегательное поведение граждан оказывает влияние множество специфических факторов. Все разнообразие факторов сведено нами в единую классификацию, отличительной особенностью которой является разделение факторов по месту возникновения: на внутренние и внешние. Систематизированная и предложенная нами классификация факторов обладает огромным теоретическим и практическим значением, поскольку позволяет системно представить их влияние на сберегательное поведение, а также служит прочным фундаментом для построения наиболее развернутой системы показателей для оценки СИПН [7].

Всего было предложено 96 показателей, разделенных на восемь частных потенциалов [8]: доходно-имущественный ($P_{ДИ}$) – 10 показателей, потребительский (P_P) – 10 показателей, предпринимательский ($P_{П}$) – 9 показателей, культурно-образовательный ($P_{КО}$) – 9 показателей, финансово-экономический и институциональный ($P_{ФЭИ}$) – 21 показатель, социально-политический и правовой ($P_{СПП}$) – 10 показателей, демографо-трудовой ($P_{ДТ}$) – 20 показателей, экологический и природно-ресурсный ($P_{ЭПР}$) – 7 показателей.

Следовательно, были сформированы специальные таблицы по восьми потенциалам, включающим 96 показателей. Данные собраны из сборников Росстата и Банка России (или получены путем преобразования данных из этих источников) по регионам СФО.

На **втором этапе** осуществлена проверка используемых показателей на однородность распределения относительно среднего уровня (коэффициент вариации) и на подчинение исходной информации закону нормального распределения (с помощью отношения показателя асимметрии и эксцесса к их ошибкам и критерия Шапиро-Уилка), а также исключены из выборки показатели, имеющие слабую связь с результативным показателем. В качестве, которого был выделен такой показатель, как прирост (уменьшение) сбережений населения, который в свою очередь включает: денежные средства во вкладах на счетах в банках, в государственных и других ценных бумагах, на счетах индивидуальных предпринимателей, наличных денег на руках, расходы на покупку недвижимости, скота и птицы и прочие сбережения. Кроме того, данный показатель скорректирован на задолженность по кредитам.

Для окончательного выделения финальных показателей использован метод главных компонент в рамках программы Statistica, инструмент «Многомерный разведочный анализ-Факторный анализ». Данный метод подробно рассматривается в работах современных исследователей А. С. Денисенко, Г. О. Крылова, И. А. Корнева [9]. И позволяет выявить сразу для всех регионов округа по всей массе показателей наиболее весомые, существенно влияющие на исходный результат.

При этом перед применением данной процедуры все числовые признаки приведены к стандартизированному виду. Для выполнения этой процедуры воспользуемся инструментом «Данные-Стандартизировать» ППК «Statistica». Таким образом, применение процедуры стандартизации позволило отобразить в одной системе координат переменные с различными единицами измерения.

Применение метода главных компонент позволил перейти от анализа исходных таблиц, содержащих 62 показателя (после исключения на однородность и нормальность распределения) к набору из 24 показателей (Таблица 1).

Таблица 1 – Перечень показателей для применения кластерного анализа в оценке СИПН

Обозначение	Название показателя	Источник информации
$ДИ_1$	Денежные доходы на душу населения (за месяц), руб.	[10]
$ДИ_9$	Уровень обеспеченности граждан движимым имуществом (число собственных легковых автомобилей на 1 тыс. населения), шт.	Расчетный показатель по данным [10]
$ДИ_{10}$	Уровень обеспеченности граждан недвижимым имуществом (общая площадь жилых помещений, приходящаяся в среднем на душу населения), м ²	Расчетный показатель по данным [10]
P_1	Потребительские расходы на душу населения (за месяц), руб.	[10]
P_5	Расходы на оплату обязательных платежей и разнообразных взносов на душу населения (за месяц), руб.	Расчетный показатель по данным [10]
P_8	Задолженность по кредитам в рублях и иностранной валюте на душу населения, руб.	Расчетный показатель по данным [10]

Применение метода кластерного анализа для оценки сберегательно-инвестиционного потенциала населения Сибирского федерального округа

$П_1$	Число малых предприятий в регионе на 10 тыс. населения, ед.	[11]
$П_3$	Оборот малых предприятий на душу населения, тыс. руб.	[11]
$П_6$	Сальдированный финансовый результат деятельности малых предприятий на душу населения, руб.	[11]
$КО_1$	Доля граждан с высшим профессиональным образованием, в структуре экономически активного населения, %	[12]
$ФЭИ_1$	Объем валового регионального продукта на душу населения, руб.	[10, 13]
$ФЭИ_8$	Оборот розничной торговли на душу населения, руб.	[10]
$ФЭИ_9$	Соотношение кредитов к депозитам в рублях и иностранной валюте, в долях	Расчетный показатель по данным [10]
$ФЭИ_{10}$	Доля ипотечной задолженности граждан в общей сумме задолженности по кредитам, %	Расчетный показатель по данным [10]
$ФЭИ_{18}$	Доля жилья, построенных гражданами за счет собственных и привлеченных средств, в общем вводе жилья, %	Расчетный показатель по данным [10]
$ФЭИ_{19}$	Налогообложение граждан (налог на имущество и НДФЛ) на душу населения, руб.	[10]
$СПП_4$	Уровень бедности (численность граждан с денежными доходами ниже величины прожиточного минимума, в % от общего числа населения)	[10]
$СПП_8$	Доля граждан, состоящих на учете в качестве нуждающихся в жилых помещениях, % от общего числа населения	Расчетный показатель по данным [10]
$СПП_{10}$	Число зарегистрированных преступлений на 100 тыс. населения, ед.	Расчетный показатель по данным [10]
$ДТ_2$	Удельный вес городского населения, %	[10]
$ДТ_6$	Коэффициент демографической нагрузки (на 1 тыс. граждан трудоспособного возраста приходится лиц нетрудоспособных возрастов), %	[10]
$ДТ_{11}$	Суммарный коэффициент рождаемости (число детей на одну женщину региона), детей	[10]
$ДТ_{18}$	Доля занятых, % от общего населения	[10]
$ДТ_{20}$	Коэффициент напряженности на рынке труда, число граждан на одну вакансию	[10]

На **третьем этапе** для проведения кластерного анализа необходимо определиться с правилом объединения объектов исследования, т. е. ввести меру для измерения расстояния между объектами (некое среднее значение исходных нормированных значений показателей) и с мерой близости, т. е. указать метод разбиения регионов округа на кластеры.

В специальной литературе для измерения расстояний между объектами используется различные меры (рисунок 1).

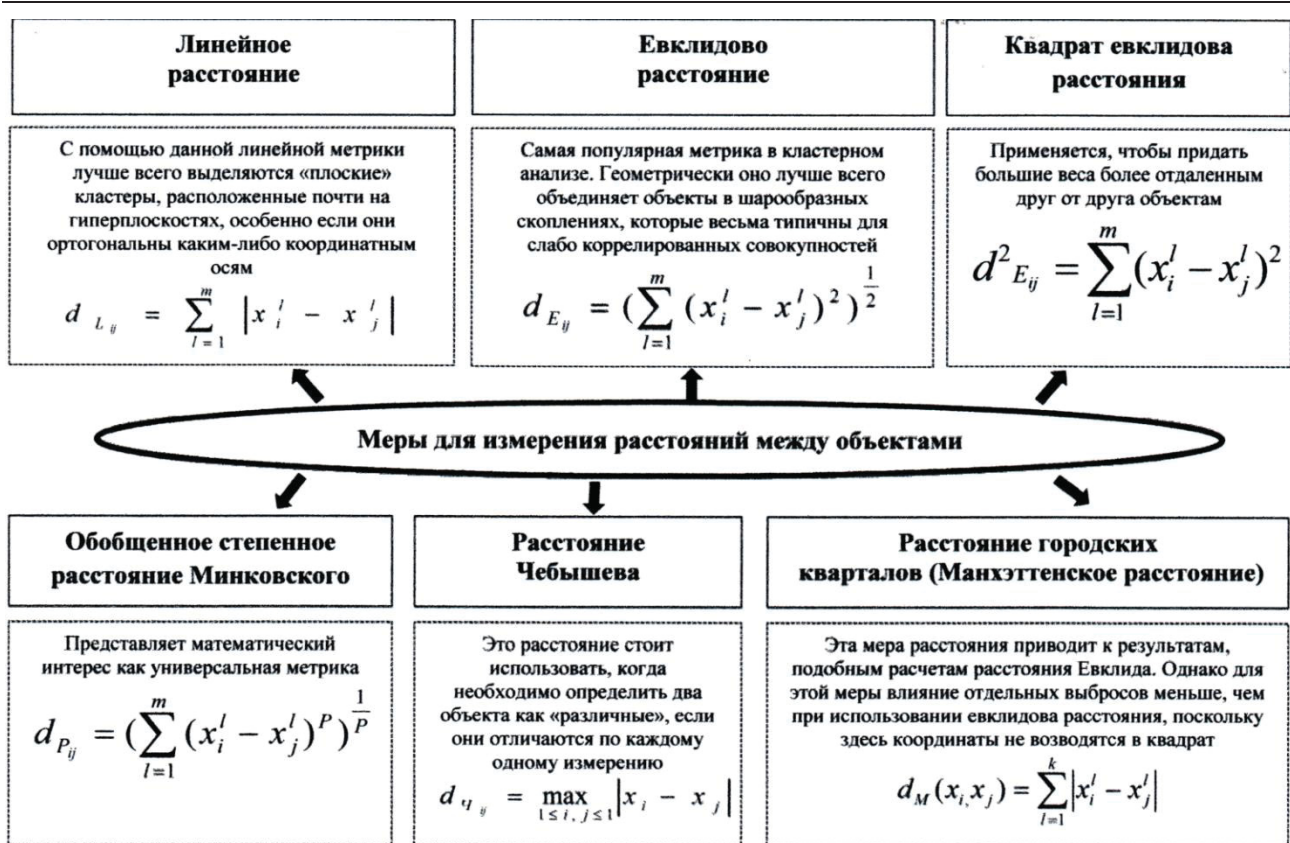


Рисунок 1 – Меры для измерения расстояний между объектами

При использовании данных мер чем меньше будет расстояние между ними, тем объекты будут более схожи. Из рассмотренных мер Манхэттенское расстояние при определении числовых характеристик объектов менее чувствительно к некоторым ошибкам и к случайным исключениям.

Также на этом этапе, согласно нашему исследованию, определились с методами разбиения объектов на кластеры. В современной научной литературе разработаны специальные методы разбиения множества на кластеры, среди них наиболее популярны (рисунок 2).

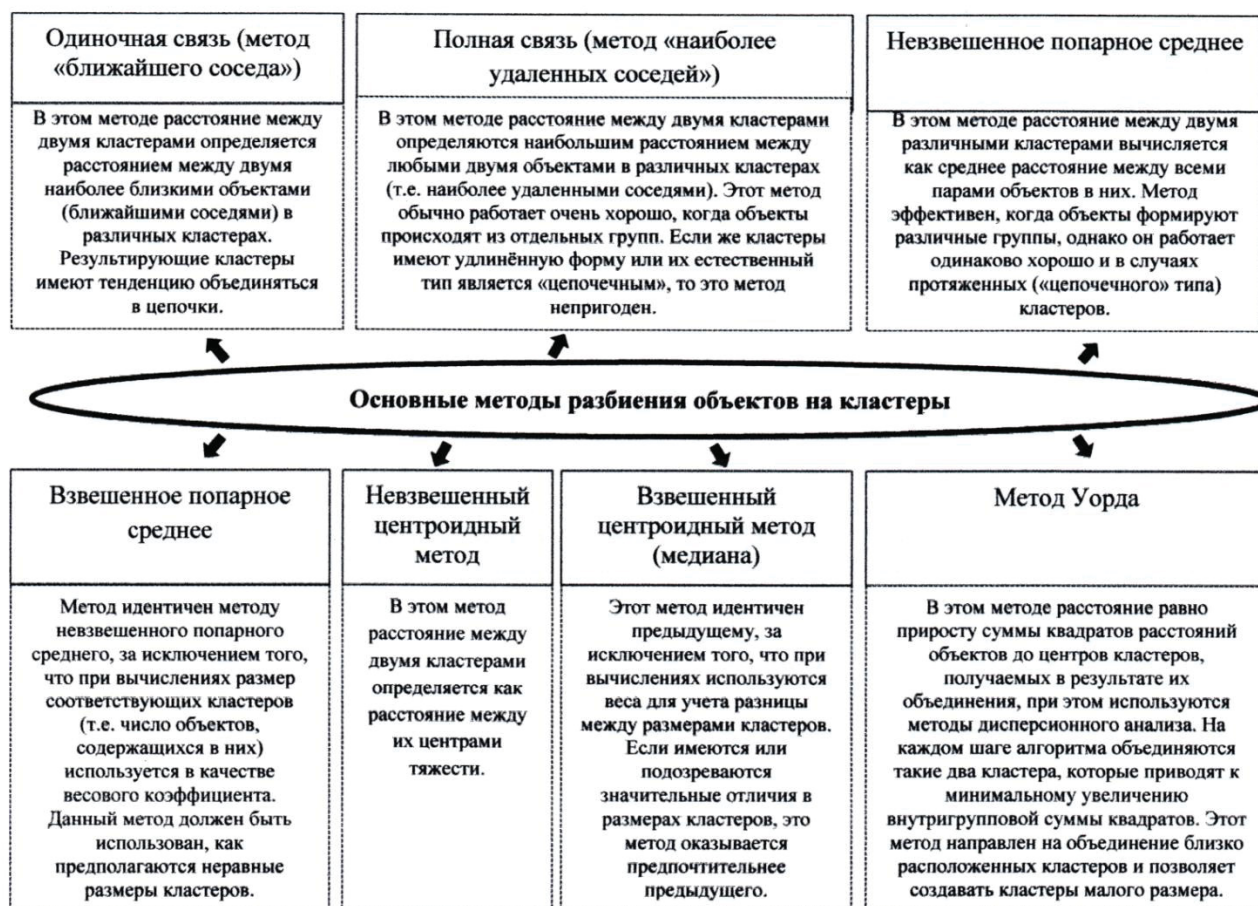


Рисунок 2 – Основные методы разбиения объектов на кластеры

Все методы разбиения множества на кластеры традиционно делятся на два типа: иерархические и неиерархические. Каждый из методов включает множество подходов и алгоритмов.

Так, иерархический метод кластерного анализа дает «возможность формировать кластеры с помощью построения так называемой иерархической, или древовидной структуры данных» [14].

Иерархические алгоритмы могут «работать как «агломеративно», т. е. склеивая на каждом шаге двух ближайших кластеров с последующим определением расстояния между вновь построенным и остальными (построение кластеров снизу вверх), так и «дивизимно», т. е. разбивая на каждом шаге большие кластеры на меньшие (построение кластеров сверху вниз)» [15]. Большим преимуществом иерархических методов кластерного анализа является построение дендрограмм.

Дендрограмма (от греч. dendron – «дерево»), которая «содержит исчерпывающую информацию о структуре данных и служит удобным средством визуальной интерпретации результатов» [5].

Неиерархический метод предполагает, что сначала «определяется количество кластеров, на которые будет дробиться изучаемая совокупность, а затем все объекты в пределах заданного порогового значения объединяются в той или иной кластер» [14]. Распространенным методом неиерархической кластеризации является метод k -средних, который разбивает совокупность объектов на k сегментов, расположенных на возможно больших расстояниях друг от друга.

В проводимом исследовании для разбиения регионов округа по уровню СИПН на однородные группы, на наш взгляд, есть необходимость совместного использования иерархических и неиерархических алгоритмов.

На четвертом этапе будем использовать иерархические алгомеративные алгоритмы для выявления количества кластеров и кластерных центров, а на пятом этапе неиерархические алгоритмы, в которых число кластеров или центроидов будет являться исходными данными. Подход позволит повысить достоверность разбиения регионов округа на однородные группы.

В работе автор придерживается мнения об использовании метода алгомеративного семейства, а именно метода Уорда (Ward's method), предложенного еще в 1963 г. Джо Вардом. Подробное описание метода Уорда дано в источниках [16, 17].

Преимуществом данного метода является то, что он использует, в отличие от других методов кластерного анализа, метод дисперсионного анализа для оценки расстояния между кластерами. Суть данного метода заключается в том, чтобы оптимизировать минимальную дисперсию внутри кластеров. На каждом шаге алгоритма производится объединение между такими двумя кластерами, в которых внутригрупповая сумма квадратов минимальна, что обеспечивает объединение близко расположенных кластеров. Также к достоинствам данного метода можно отнести достоверность анализа, простоту алгоритма, а также возможность наглядно интерпретировать проведенный анализ данных.

К недостаткам можно отнести громоздкость вычислений, поскольку на каждом шаге алгоритма выстраивается дистанционная матрица для текущих кластеров. Однако данный недостаток в настоящее время нивелируется вычислительными возможностями, предоставляемыми современным программным обеспечением **Statistica**, которые содержат модули для реализации метода Уорда.

На четвертом этапе вычисляем степень схожести регионов округа в соответствии с избранной метрикой и группируем регионы в кластеры в соответствии с избранной процедурой объединения (правило объединения – метод Варда, мера близости – Манхэттенское расстояние). На выходе благодаря применению инструмента «Анализ-Многомерный разведочный анализ-Кластерный анализ» программы Statistica, мы получаем дендрограмму, которая будет показывать количество однородных регионов округа по 24 отобранным показателям (таблица 2; рисунок 3, 4).

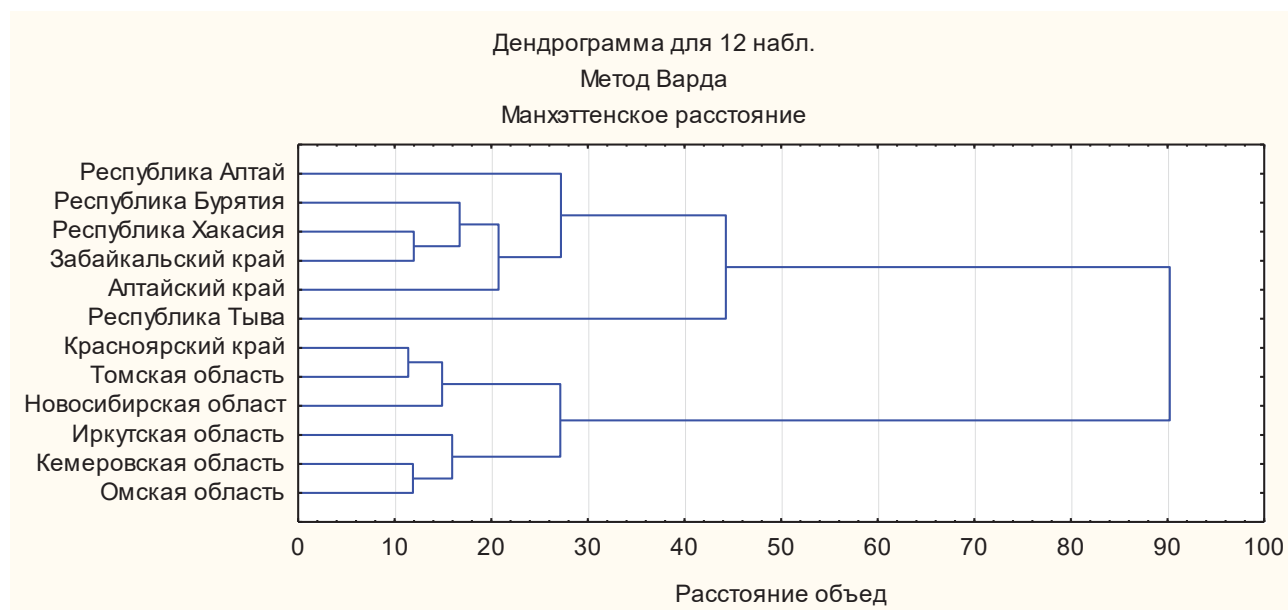


Рисунок 3 – Дендрограмма кластеризации регионов СФО по составляющим СИПН в 2008 г.

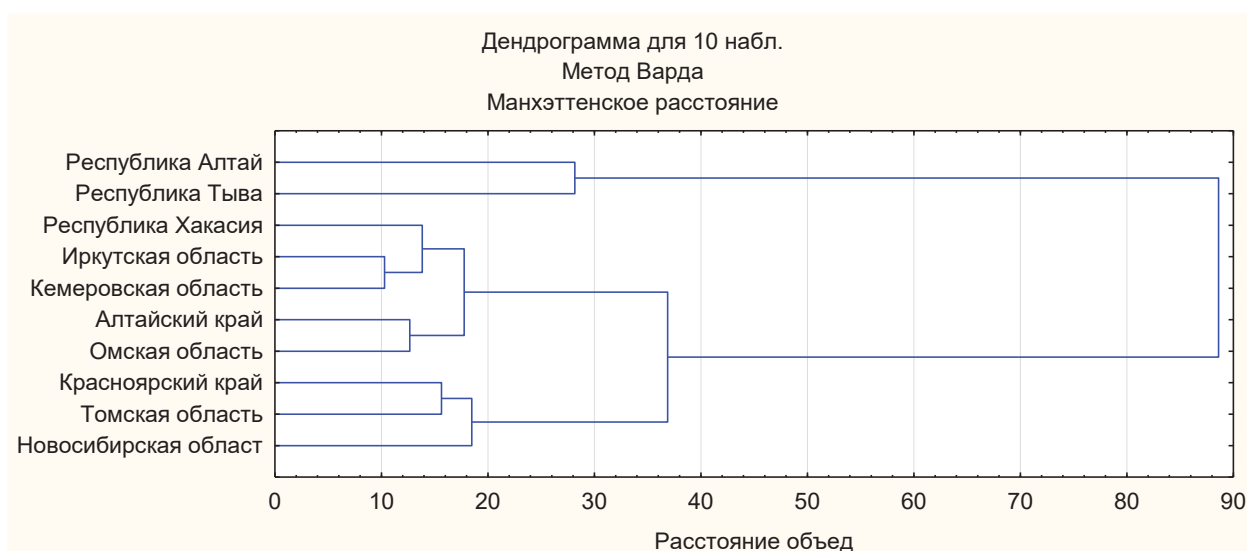


Рисунок 4 – Дендрограмма кластеризации регионов СФО по составляющим СИПН в 2018 г.

В результате получено разбиение регионов СФО на кластеры, где по оси ординат отражены регионы, а по оси абсцисс – значения СИПН, представленного величиной, сформированной на основе 24 показателей.

Полученное значение не имеет единицы измерения, а является многомерной статистической оценкой. В нашем случае – оценка СИПН в регионах СФО.

По результатам кластерного анализа достаточно отчетливо выделяется в СФО в 2008 г. два кластера (Рисунок 3), а в 2018 г. уже три кластера регионов (рисунок 4). Заметим, что в 2008 г. в СФО было 12 регионов, а в 2018 г. – 10 регионов (Республика Бурятия и Забайкальский край включены в состав Дальневосточного федерального округа).

Каждый полученный кластер имеет схожую величину СИПН, что позволяет получить результат, пригодный для типологии регионов и предоставляет инструмент для принятия эффективных решений на уровне как отдельно взятого региона, так и округа в целом.

Результаты кластеризации регионов СФО по составляющим СИПН в 2008 г. и 2018 г. представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Результаты кластеризации по составляющим СИПН по регионам СФО в 2008 г. и 2018 г.

2008 г.		
Кластер 1 (высокий уровень СПДХ)	Кластер 2 (низкий уровень СПДХ)	
Красноярский край Томская область Новосибирская область Иркутская область Кемеровская область Омская область	Республика Алтай Республика Бурятия Республика Хакасия Забайкальский край Алтайский край Республика Тыва	
2018 г.		
Кластер 1 (высокий уровень СПДХ)	Кластер 2 (средний уровень СПДХ)	Кластер 3 (низкий уровень СПДХ)
Красноярский край Новосибирская область Томская область	Республика Хакасия Кемеровская область Иркутская область Алтайский край Омская область	Республика Алтай Республика Тыва

Анализируя полученные данные (таблица 2), можно отметить, что за последние 10 лет СИПН в СФО претерпел изменения. Проведем анализ полученных кластеров в 2018 г.

В первый кластер в 2018 г. (высокий уровень СИПН) входят три наиболее развитых региона СФО: Красноярский край, Новосибирская и Томская области, следовательно, их можно назвать полюсами сберегательного потенциала.

Эти регионы относительно других регионов СФО имеют высокий уровень денежных доходов, который во многом определяет возможности и тенденции развития СИПН. В первом кластере среднее значение денежных доходов составило 28 721 руб. на душу населения, в то время как во втором кластере – 23 486 руб. и в третьем кластере – 17 53 руб.

Кроме того, регионы первого кластера отличаются от регионов второго и третьего кластеров уровнем развития предпринимательства. Число, оборот и сальдированный результат малого предпринимательства достаточно высок по сравнению с другими регионами СФО. Так, например, сальдированный финансовый результат деятельности малых предприятий на душу населения в первом кластере в 5 раз выше, чем во втором кластере и в 16 раз выше, чем в третьем кластере.

Средние значения первого значительно выше, чем второго и третьего кластеров, таких показателей как: доля граждан с высшим профессиональным образованием в структуре экономически активного населения; объем валового регионального продукта и оборот розничной торговли на душу населения; доля городского населения.

И наконец, наименьшие значения регионы первого кластера, в отличие от регионов второго и третьего кластеров, имели по показателям: уровень бедности (численность граждан с денежными доходами ниже величины прожиточного минимума) – 15,3 %, в то время как в третьем кластере – 30 %; число зарегистрированных преступлений на 100 тыс. населения и уровень демографической нагрузки (на 1 тыс. населения трудоспособного возраста приходится лиц нетрудоспособных возрастов).

Следовательно, регионы первого кластера имеют больше возможностей осуществлять сберегательно-инвестиционную деятельность.

Второй кластер в 2018 г. (средний уровень СИПН) составляют 5 регионов СФО: Республика Хакасия, Кемеровская, Иркутская и Омская области, Алтайский край. Это самый многочисленный кластер. Обозначенные регионы достаточно близки по большинству показателей, оказывающих влияние на СИПН.

В третий кластер в 2018 г. (низкий уровень СИПН) вошли 2 региона СФО: Республика Тыва и Республика Алтай.

Республика Алтай и Тыва имеют достаточно низкий уровень обеспеченности недвижимым (общая площадь жилых помещений, приходящаяся в среднем на душу населения) и движимым (число собственных легковых автомобилей на 1 тыс. населения) имуществом.

Регионы третьего кластера имеют наиболее высокое соотношение кредитов к депозитам в рублях и иностранной валюте. Кредиторская задолженность в этих регионах в два раза превышает суммы сбереженных средств. В то время как в регионах первого кластера этот показатель составляет 0,7, а во втором кластере – 0,9. Объяснить это можно тем, что регионы первого кластера с высоким уровнем жизни используют не только кредиты, но и имеют возможность размещать свободные денежные средства во вкладах в банке, на фондовом рынке, в то время как регионы третьего кластера с низким уровнем жизни не имеют такой возможности.

Примечателен и такой показатель, как доля жилья, построенного гражданами за счет собственных и привлеченных средств, в общем вводе жилья. Регионы третьего кластера демонстрирует наибольшие значения (86 %) в отличие от регионов первого (33 %) и второго (51 %) кластеров. Такую ситуацию можно связать с уровнем бюджетной обеспеченности региона: чем выше данный уровень, тем больше доля граждан, состоящих на учете в качестве нуждающихся в жилых помещениях – получает жилье. При этом, доля граждан, состоящих на учете в качестве нуждающихся в жилых помещениях, в третьем кластере имеет наибольшее значение (13 %), в отличие от регионов первого (4 %) и второго (5 %) кластеров.

На **пятом этапе** проведем проверку гипотезы о количестве и составе кластеров с помощью метода k -средних.

Метод k -средних (неиерархические алгоритмы) заключается в том, что вычисления начинаются с k случайно выбранных наблюдений, которые становятся центрами групп, после чего состав кластеров меняется с целью минимизации изменчивости внутри них и максимизации – между ними. Каждое наблюдение относится к той группе, мера сходства с центром тяжести которого (средним по кластеру) минимальна. После изменения состава кластеров вычисляется новый центр тяжести, итерации продолжаются до тех пор, пока состав кластеров не перестанет меняться.

Данный метод подтвердил гипотезу о разбиении регионов СФО в 2008 г. на два кластера и в 2018 г. на три кластера (рисунки 5, 6, таблица 4).

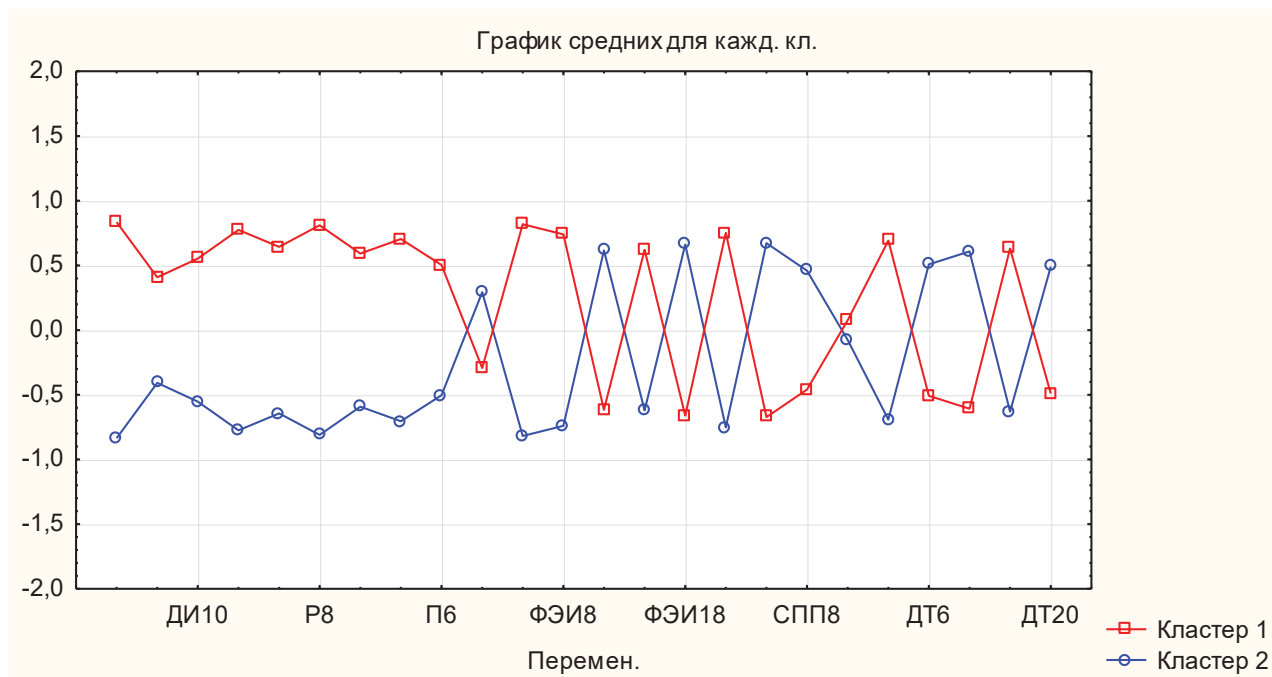


Рисунок 5 – График средних для каждого кластера по регионам СФО в 2008 г.

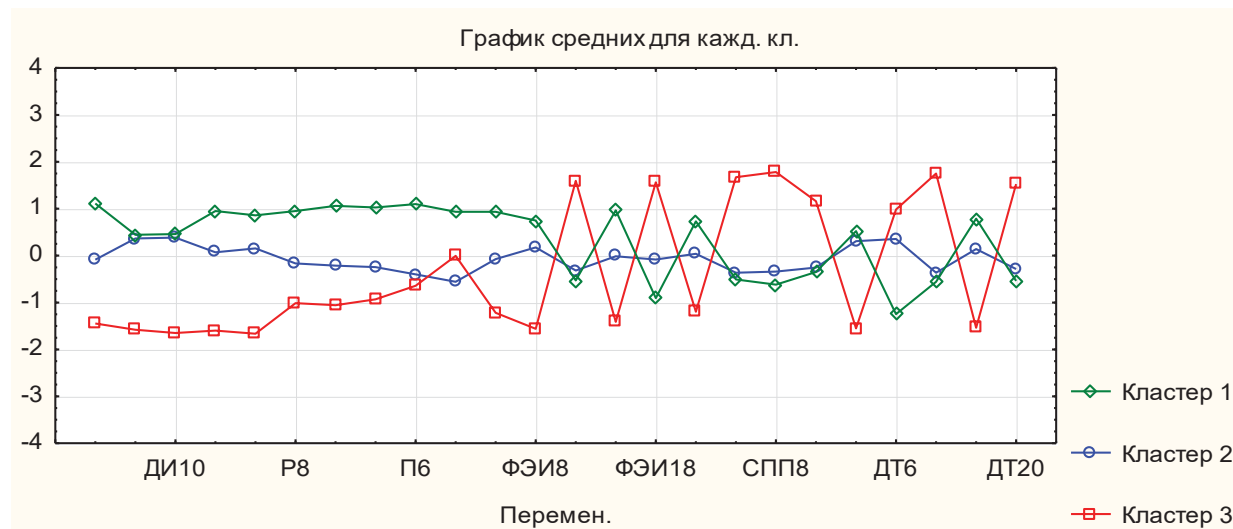


Рисунок 6 – График средних для каждого кластера по регионам СФО в 2018 г.

Элементы кластеров и расстояния до центра кластера представлены в таблице 4.

Таблица 4 – Элементы кластера и расстояния до центра кластера в СФО за 2008 г. и 2018 г.

2008 г.					
Элемент кластера номер 1	Расстояние до центра кластера		Элемент кластера номер 2	Расстояние до центра кластера	
Красноярский край	0,572177		Республика Алтай	0,777215	
Томская область	0,494115		Республика Бурятия	0,582492	
Новосибирская область	0,630915		Республика Хакасия	0,658457	
Иркутская область	0,678126		Забайкальский край	0,619529	
Кемеровская область	0,541354		Алтайский край	0,804971	
Омская область	0,667752		Республика Тыва	1,308616	
2018 г.					
Элемент кластера номер 1	Расстояние до центра кластера	Элемент кластера номер 2	Расстояние до центра кластера	Элемент кластера номер 3	Расстояние до центра кластера
Красноярский край	0,518187	Республика Хакасия	0,438580	Респуб- лика Алтай	0,688733
Новосибирская область	0,529293	Кемеровская область	0,314380	Респуб- лика Тыва	0,688733
Томская область	0,473221	Иркутская область	0488554		
		Алтайский край	0,502009		
		Омская область	0,422886		

На *шестом этапе* оценим значимость составляющих СИПН при проведении кластеризации регионов СФО на основе дисперсионного анализа (таблица 5).

Таблица 5 – Результаты дисперсионного анализа группировки регионов СФО по составляющим СИПН

Состав-ляю- щие СПДХ	$SS_{\text{между}}$	$cc_{\text{между}}$	$MS_{\text{между}}$	$SS_{\text{внутри}}$	$cc_{\text{внутри}}$	$MS_{\text{внутри}}$	F-крите- рий	Уровень значи- мости P
$ДИ_1$	7,938491	2	3,969246	1,061509	7	0,151644	26,174750	0,000563
$ДИ_9$	6,238636	2	3,119318	2,761364	7	0,394481	7,907410	0,015999
$ДИ_{10}$	6,820197	2	3,410099	2,179803	7	0,311400	10,950850	0,006992
P_1	7,836380	2	3,918190	1,163620	7	0,166231	23,570690	0,000777
P_5	7,872839	2	3,936420	1,127161	7	0,161023	24,446330	0,000695
P_8	4,902562	2	2,451281	4,097438	7	0,585348	4,187730	0,043671
$П_1$	5,841711	2	2,920856	3,158289	7	0,451184	6,473750	0,025600
$П_3$	5,186268	2	2,593134	3,813732	7	0,544819	4,759630	0,049531
$П_6$	5,255879	2	2,627940	3,744121	7	0,534874	4,913190	0,046438
$КО_1$	4,184653	2	2,092327	4,815347	7	0,687907	3,041580	0,012033
$ФЭИ_1$	5,610423	2	2,805212	3,389577	7	0,484225	5,793190	0,032784
$ФЭИ_8$	6,701984	2	3,350992	2,298016	7	0,328288	10,207480	0,008412
$ФЭИ_9$	6,432932	2	3,216466	2,567068	7	0,366724	8,770810	0,012393

$\Phi ЭИ_{10}$	6,787920	2	3,393960	2,212080	7	0,316011	10,739990	0,007361
$\Phi ЭИ_{18}$	7,382725	2	3,691363	1,617275	7	0,231039	15,977200	0,002460
$\Phi ЭИ_{19}$	4,472563	2	2,236282	4,527437	7	0,646777	3,457580	0,090289
$СПП_4$	7,028199	2	3,514100	1,971801	7	0,281686	12,475240	0,004922
$СПП_8$	8,079005	2	4,039503	0,920995	7	0,131571	30,702150	0,000343
$СПП_{10}$	3,371804	2	1,685902	5,628196	7	0,804028	2,096820	0,033394
$ДТ_2$	6,106505	2	3,053253	2,893495	7	0,413356	7,386490	0,018842
$ДТ_6$	7,218710	2	3,609355	1,781290	7	0,254470	14,183810	0,003449
$ДТ_{11}$	7,721199	2	3,860600	1,278801	7	0,182686	21,132450	0,001081
$ДТ_{18}$	6,708496	2	3,354248	2,291504	7	0,327358	10,246430	0,008329
$ДТ_{20}$	5,931173	2	2,965587	3,068827	7	0,438404	6,764510	0,023150

Полученные дисперсии сравнили с помощью F -критерия, проверяющего действительно ли отношение средней межгрупповой дисперсий к средней внутригрупповой значимо (больше 1). В исследовании F -критерий показал, что различие между групповыми средними значений составляющих СПДХ значимо ($p < 0,05$), что свидетельствует о высоком качестве результатов проведенного кластерного анализа.

Выводы

В нашем исследовании мы разбили регионы СФО одновременно на однородные группы по нескольким составляющим СИПН. А также определили позиции кластеров, и тем самым сравнили регионы СФО по уровню исследуемого потенциала. В результате чего пришли к выводу, что, несмотря на близкое расположение на географической карте, регионы СФО не могут быть отнесены к одному кластеру по уровню СИПН.

Авторское исследование позволило выделить в 2018 г. три группы регионов СФО: с высоким, средним и низким уровнями СИПН. Такие регионы как Красноярский край, Новосибирская и Томская области имели наилучшие значения показателей, а, следовательно, их можно назвать полюсами сберегательно-инвестиционного роста. В Республике Хакасия, Кемеровской, Иркутской и Омской областях, Алтайском крае сберегательная активность домохозяйств находится на среднем уровне. А в Республике Тыва и Республике Алтай практически нет возможностей осуществлять сберегательно-инвестиционную деятельность.

Для повышения уровня СИПН органами государственной власти необходимо обратить внимание на:

- уровень доходов (особенно это касается регионов третьего кластера), которые покрывают только жизненно необходимые, «стандартные» потребности. Следовательно, в распоряжении граждан не остается свободных денежных средств или их объем недостаточен для формирования сбережений и их трансформации в инвестиции. Более того, низкие доходы и сбережения не позволяют гражданам открыть или расширить свой бизнес;
- высокую численность граждан с денежными доходами ниже величины прожиточного минимума;
- опережающие темпы прироста денежных расходов над денежными доходами;
- высокую закредитованность и значительное количество банкротов среди населения;
- высокую долю граждан, состоящих на учете в качестве нуждающихся в жилых помещениях;
- отсутствие последовательной политики государства в отношении пенсионных сбережений, что подрывает доверие к финансово-кредитной системе в целом;
- высокое число зарегистрированных преступлений;

– высокую демографическую нагрузку и напряженность на рынке труда и др.

Все это является тормозом для аккумуляирования сбережений и их трансформации в инвестиционные ресурсы экономики.

Таким образом, кластерный анализ, проведенный в ходе данного исследования, позволил сгруппировать регионы по уровню СИПН, проанализировать современное состояние и тенденции развития уровня СИПН, а также выяснять причины низкого уровня сберегательно-инвестиционного потенциала в регионах СФО.

Литература

1. Говорухин, И. М. Кластерный анализ как модель многоаспектной оценки дифференциации регионов по показателям национального благосостояния / И. М. Говорухин. – Текст : непосредственный // Теория и практика общественного развития. – 2014. – № 12. – С. 135–138.
2. Никулина, И. Е. Кластерная динамическая модель инновационного развития регионов ассоциации инновационных регионов России / И. Е. Никулина, А. А. Михальчук, Ю. С. Бурец. – Текст : непосредственный // Инновационное развитие экономики. – 2016. – № 6, часть 2. – С. 35–43.
3. Теслова, С. А. Применение кластерного анализа в экономике автотранспортных предприятий / С. А. Теслова. – Текст : непосредственный // Экономические науки. – 2016. – № 52. – С. 1–5.
4. Фролов, А. А. Оценка инновационного потенциала предприятий на основе кластерного подхода / А. А. Фролов. – Текст : непосредственный // Приволжский научный журнал. – 2015. – № 2. – С. 192–196.
5. Афонин, П. Н. Статистический анализ с применением современных программных средств : учебное пособие / П. Н. Афонин, Д. Н. Афонин. – Санкт-Петербург : Интермедия, 2015. – 100 с. – Текст : непосредственный.
6. Матковская, Я. С. Кластеры: анализ происхождения, современные формы институционализации и математические модели / Я. С. Матковская. – Текст : непосредственный // Финансовая аналитика: проблемы и решения. – 2014. – № 17. – С. 2–12.
7. Маратканова, И. В. Влияние факторов внутренней и внешней среды на сберегательное поведение домашних хозяйств России / И. В. Маратканова. – Текст : непосредственный // Финансы и кредит. – 2019. – № 1 (781). – С. 159–176.
8. Маратканова, И. В. К вопросу о сущности понятия «сберегательный потенциал домашних хозяйств»: системный подход / И. В. Маратканова. – Текст : непосредственный // Вестник Кемеровского государственного университета. Серия: Политические, социологические и экономические науки. – 2017. – № 2. – С. 45–51.
9. Денисенко, А. С. О применении метода главных компонент в задачах финансового мониторинга / А. С. Денисенко, Г. О. Крылов, И. А. Корнев. – Текст : непосредственный // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2015. – Т. 17, № 2-5. – С. 1131–1140.
10. Регионы России. Социально экономические показатели 2019. – Текст : электронный // Федеральная служба государственной статистики. – URL: https://gks.ru/bgd/regl/B19_14p/Main.htm (дата обращения: 03.04.2021).
11. Малое и среднее предпринимательство в России 2019. – Текст : электронный // Федеральная служба государственной статистики. – URL: https://www.gks.ru/bgd/regl/b19_47/Main.htm (дата обращения: 03.04.2021).
12. Итоги выборочного обследования рабочей силы 2019. – Текст : электронный // Федеральная служба государственной статистики. – URL: <https://rosstat.gov.ru/folder/11110/document/13265> (дата обращения: 05.04.2021).
13. Федеральная служба государственной статистики : официальный сайт. – URL: <http://www.gks.ru/> (дата обращения: 05.04.2021). – Текст : электронный.

14. Илышев, А. М. Стратегический конкурентный анализ в транзитивной экономике России / А. М. Илышев, Т. С. Селевич. – Москва : Финансы и статистика, 2014. – 480 с. – Текст : непосредственный.
15. Анализ паттернов в статике и динамике, обзор литературы и уточнение понятия / Ф. Т. Алексеров, В. Ю. Белоусова, Л. Г. Егорова [и др.]. – Текст : непосредственный // Бизнес-информатика. – 2013. – № 3. – С. 3–18.
16. Maltitz, M. J. Generalising Ward's Method for Use with Manhattan Distances / M. J. Maltitz, T. Strauss // Plos one. – 2017. – № 13. – P. 3–21.
17. Murtagh, F. Ward's Hierarchical Agglomerative Clustering Method: Which Algorithms Implement Ward's Criterion / F. Murtagh // Journal of Classification. – 2014. – № 31. – P. 274–295.