

Научная статья**УДК 332.1****DOI: 10.25683/VOLBI.2025.72.1388****Lyudmila Robertovna Borisova**

Candidate of Physics and Mathematics, Associate Professor,
Associate Professor of the Department
of Mathematics and Data Analysis,
Financial University
under the Government of the Russian Federation
Moscow, Russian Federation
lrborisova@fa.ru

Людмила Робертовна Борисова

канд. физ.-мат. наук, доцент,
доцент кафедры математики
и анализа данных,
Финансовый университет
при Правительстве Российской Федерации
Москва, Российская Федерация
lrborisova@fa.ru

Naum Sevelevitch Kremer

Candidate of Economics, Associate Professor, Associate Professor
of the Department of Mathematics and Data Analysis,
Financial University
under the Government of the Russian Federation
Moscow, Russian Federation
NSKremer@fa.ru

Наум Шевелевич Кремер

канд. экон. наук, доцент,
доцент кафедры математики и анализа данных,
Финансовый университет
при Правительстве Российской Федерации
Москва, Российская Федерация
NSKremer@fa.ru

Galina Alexandrovna Postovalova

Candidate of Pedagogy, Associate Professor, Associate Professor
of the Department of Mathematics and Data Analysis,
Financial University
under the Government of the Russian Federation
Moscow, Russian Federation
gapostovalova@fa.ru

Галина Александровна Постовалова

канд. пед. наук, доцент,
доцент кафедры математики и анализа данных,
Финансовый университет
при Правительстве Российской Федерации
Москва, Российская Федерация
gapostovalova@fa.ru

Mira Nisonovna Fridman

Associate Professor of the Department
of Mathematics and Data Analysis,
Financial University
under the Government of the Russian Federation
Moscow, Russian Federation
MNFridman@fa.ru

Мира Нисоновна Фридман

доцент кафедры математики
и анализа данных,
Финансовый университет
при Правительстве Российской Федерации
Москва, Российская Федерация
MNFridman@fa.ru

**СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ИНДЕКСОВ РАЗВИТИЯ РЕГИОНОВ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ ЗА 2024 Г. ПО СРАВНЕНИЮ С 2023 Г.
МЕТОДАМИ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ
(КЛАСТЕРНЫМ И ФАКТОРНЫМ АНАЛИЗАМИ)**

5.2.3 — Региональная и отраслевая экономика

Аннотация. Минувшие два года — 2023-й и 2024-й — представляли собой огромный вызов для нашей страны, т. к., несмотря на зафиксированный в 2023 г. экономический рост, из-за фиксированного повышения инфляции в стране была изменена денежно-кредитная политика с целью сдерживания инфляции и т. н. охлаждения экономики. Актуальность исследования обусловлена наличием противоречий между ускоренным экономическим развитием регионов и вызванной кредитно-экономической политикой государства замедлением таких основных показателей качества жизни населения, как строительство жилых домов и цены на первичном и вторичном рынках жилья. Научная новизна исследования состоит в использовании для статистической обработки не абсолютных, а относительных показателей экономического развития регионов с использованием индексов развития за 2024 г. по сравнению с 2023 г. Целью исследования является получение

результатов использования сравнительного анализа отдельных региональных относительных макроэкономических показателей. Эти результаты могут быть основой стратегического планирования региональной политики. Практическая значимость результатов состоит в их дальнейшем использовании для структурного моделирования, чтобы выделить безразмерные индикаторы экономического развития, влияющие на качество жизни населения. Использование факторного анализа позволило выявить скрытые взаимосвязи между исследуемыми индексами развития, а именно были выявлены статистически значимые два фактора, причем первый был связан с индексами инвестиций в основной капитал, индексами цен на первичном рынке жилья и индексом реальных доходов населения, второй — с индексом потребительских цен на первичном рынке жилья, индексом потребительских цен и индексом строительства жилых домов. Данный подход в анализе

данных ранее никем не использовался. Результаты, полученные в работе, могут способствовать выработке мероприятий, направленных на более справедливое и устойчивое региональное развитие.

Ключевые слова: ключевые индекс развития, индикатор, подтверждающий факторный анализ, иерархическая дендрограмма, индекс Такера—Льюиса, статистики, регрессия, корреляция, ковариация

Для цитирования: Борисова Л. Р., Кремер Н. Ш., Постовалова Г. А., Фридман М. Н. Сравнительный анализ индексов развития регионов Российской Федерации за 2024 г. по сравнению с 2023 г. методами математической статистики (кластерным и факторным анализами) // Бизнес. Образование. Право. 2025. № 3(72). С. 101—107. DOI: 10.25683/VOLBI.2025.72.1388.

Original article

COMPARATIVE ANALYSIS OF THE DEVELOPMENT INDICES OF THE REGIONS OF THE RUSSIAN FEDERATION FOR 2024 COMPARED WITH 2023 USING MATHEMATICAL STATISTICS (CLUSTER AND FACTOR ANALYSES)

5.2.3 — Regional and sectoral economy

Abstract. The past two years (2023 and 2024) have presented a huge challenge for our country, as despite the recorded economic growth in 2023, due to a fixed increase in inflation, the country's monetary policy was changed in order to contain inflation and the so-called cooling of the economy. The relevance of the study is due to the contradictions between the accelerated economic development of the regions and the slowdown in key indicators of the quality of life of the population caused by the credit and economic policy of the state, such as the construction of residential buildings and prices in the primary and secondary housing markets. The scientific novelty of the study is the use of relative rather than absolute indicators of regional economic development for statistical processing using development indices for 2024 compared to 2023. The purpose of the study is to obtain the results of using a comparative analysis of individual regional relative macroeconomic indicators. These results can be the basis for strategic planning of regional

policy. The practical significance of the results lies in their further use for structural modeling in order to identify dimensionless indicators of economic development that affect the quality of life of the population. The use of factor analysis made it possible to identify hidden relationships between the studied development indices, namely, two statistically significant factors were identified, the first being related to fixed asset investment indices, price indices in the primary housing market and the real income index of the population, the second to the consumer price index in the primary housing market, the consumer price index and the construction of residential buildings. This approach has never been used in data analysis before. The results obtained in the work can contribute to the development of measures aimed at more equitable and sustainable regional development.

Keywords: key development index, indicator; confirmatory factor analysis, hierarchical dendrogram, Tucker-Lewis index, remains, statistics, regression, correlation, covariance

For citation: Borisova L. R., Kremer N. S., Postovalova G. A., Fridman M. N. Comparative analysis of the development indices of the regions of the Russian Federation for 2024 compared with 2023 using mathematical statistics (cluster and factor analyses). *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law*. 2025;3(72):101—107. DOI: 10.25683/VOLBI.2025.72.1388.

Введение

Актуальность. Мировой опыт свидетельствует о существовании значительных диспропорций в развитии как отдельных стран, так и регионов этих стран. Проблема оценки рационального развития региональной и национальной экономики становится актуальной, поскольку такие оценки могут предотвратить диспропорции в развитии между странами и/или регионами. Вследствие этого возникает необходимость использования методов математической статистики для анализа относительных показателей экономического развития регионов Российской Федерации, а также разработки подходов к группировке и кластеризации регионов с выявлением их ключевых особенностей по относительным экономическим показателям. Методы математической статистики особенно широко используются с применением статистического языка программирования R, удобного для анализа данных. Без преувеличения можно сказать, что назрела проблема выработки методологии социально-экономического развития регионов страны на основе статистического анализа основных качественных и количественных показателей. Поэтому тема статьи является интересной и актуальной.

Изученность проблемы и целесообразность. Есть много работ, посвященных развитию регионов Российской Федерации, ежегодно составляются рейтинги развития

регионов. В частности, Д. С. Бенц в своей статье [1] приводит методику ранжирования регионов Российской Федерации по долгосрочному и среднесрочному экономическому росту. Зачастую не делают различия при составлении рейтингов между экономическим развитием регионов и ростом развития, а это отнюдь не одно и то же, по мнению В. С. Тикунова и О. Ю. Черешни, ученых из Московского государственного университета им. М. В. Ломоносова [2]. Поэтому цель получения результатов анализа сравнения относительных экономических показателей по регионам Российской Федерации является актуальной.

Основной акцент в исследованиях сделан на использование методов математической статистики и эконометрики. Стоит отметить в этой связи работы В. С. Степанова с соавторами [3; 4], где построены интересные регрессионные модели, связывающие уровень жизни населения и уровень онкозаболеваемости с индикаторами социально-экономического развития в регионах России. Интересны работы С. С. Матвиевского и Л. Р. Борисовой, в которых исследуется классификация и кластеризация отдельных регионов или стран по значениям инклюзивного роста [5] и электронных услуг и сервисов [6]. В этих работах показано, что каждому кластеру присущ общий уровень изученного экономического фактора. А. Н. Кисляков

и С. В. Поляков использовали иерархическую кластеризацию [7] для выявления аномальных данных при исследовании социально-экономических процессов. А. В. Кузнецова, Л. Р. Борисова, В. М. Хадарцев, Н. Ш. Кремер, М. Н. Фридман [8; 9] применили методы машинного обучения для четкого разделения дотационных регионов Российской Федерации от недотационных, в т. ч. по показателям основных фондов. Отметим, что методы классификации и кластеризации были применены еще ранее М. Гареевым [10] и О. Чистич с соавторами [11] для моделирования ежегодных прогнозов темпов роста валового накопления основного капитала в России и получения однородных кластеров из регионов Российской Федерации по значению инвестиций в основной капитал.

Интересные результаты были получены Ю. А. Зеленковым с соавторами [12] при исследовании финансовых затрат на развитие регионального спорта с использованием метода структурного моделирования (*DEA*) при моделировании, что позволило выделить регионы с похожим уровнем развития спорта. Стоит отметить, что и в иностранных публикациях можно найти много работ, посвященных использованию структурных моделей при использовании регрессионного анализа, популярного в анализе экономических данных. Например, С. Паско с соавторами [13] указали, что потенциал комплексного анализа данных (*DEA*) является альтернативным подходом к традиционному многокритериальному анализу принятия решений. Авторы этой ранее сделали вывод, что дополнительным преимуществом *DEA* является то, что не требуется соизмеримости показателей, а также возможность прямого включения нежелательных результатов в анализ. Метод *DEA* был применен для оценки альтернатив управления морскими экосистемами при наличии множества экономических, социальных и экологических целей. В большой обзорной статье С. Сатьянараяна и Т. Моханасундарам [14] описали основные аспекты представления показателей соответствия при моделировании структурными уравнениями (*SEM*), указали на необходимость подсчета основных статистических критериев и сравнения их с критическими значениями. Структурные уравнения используются, если есть не количественные, а качественные данные, например при обработке социологических анкет. С. Абрахим с соавторами [15] разработали модели с использованием структурных уравнений и протестировали использование подтверждающего факторного анализа, чтобы лучше объяснить, как учащиеся могут использовать систему социальных сетей в образовательных целях.

Заметим, что нами не было выявлено ни одной работы по классификации регионов по относительным показателям экономико-социального развития с использованием методов математического моделирования, поэтому проблема применения математического моделирования для анализа региональной экономики остается актуальной.

Научная новизна исследования состоит в получении в результате численных исследований неизвестных ранее и выявленных в ходе использования для статистической обработки не абсолютных, а относительных показателей экономического развития регионов с использованием индексов развития за 2024 г. по сравнению с 2023 г. На основе полученных результатов этих данных можно разработать структурные модели с целью формирования программ экономического развития, учитывающие региональные социально-экономические показатели в динамике.

Открытые литературные данные были использованы при проведении расчетов с использованием подтверждающего при проведении факторного анализа и иерархической кластеризации.

Целью исследования является получение результатов использования иерархического кластерного анализа и подтверждающего кластерного анализа относительных экономических индикаторов, публикуемых на сайте Федеральной службы государственной статистики (далее — Росстат; <https://rosstat.gov.ru/>) для обнаружения латентных связей между изучаемыми социально-экономическими показателями в различных регионах.

Теоретическую основу составили анализ публикаций по математическому моделированию с использованием структурных уравнений и авторские компьютерные программы с использованием статистического языка программирования *R*.

Теоретическая значимость исследования заключается в сравнительном анализе результатов, полученных при использовании подтверждающего факторного анализа и дендрограммы иерархической кластеризации данных.

Практическая значимость результатов исследования состоит в их дальнейшем использовании для структурного моделирования, чтобы выделить безразмерные индикаторы экономического развития, влияющие на качество жизни населения.

Основная часть

Методология исследования. Использовались относительные социально-экономические показатели, а именно семь относительных индикаторов, для компьютерной обработки. Число регионов, данные по которым анализировались, — 85: Ненецкий автономный округ и Архангельская область учитываются отдельно, как и Тюменская область и два автономных округа — Ханты-Мансийский (Югра) и Ямало-Ненецкий; данных по провозглашенным новым регионами федерации Донецкой и Луганской народным республикам и Херсонской и Запорожской областям на сайте Росстата пока нет, поэтому результаты по их экономическому росту при обработке данных не учитывались.

Были использованы хорошо зарекомендовавшие себя методы иерархического кластерного анализа (подробнее о них см.: [7; 16]) и моделирование с использованием структурных уравнений с применением статистического языка программирования *R* согласно рекомендациям Калифорнийского университета (<https://stats.oarc.ucla.edu/r/seminars/rsem/>).

Результаты исследования

Кластерный анализ. Были использованы следующие относительные показатели социально-экономического развития регионов за 2024 г. (в процентах по сравнению с 2023 г.): инвестиции в основной капитал, строительство жилых домов, индекс потребительских цен, реальные денежные доходы населения, потребность работодателей в работниках, индекс цен на первичном рынке жилья, индекс цен на вторичном рынке жилья.

На рис. 1 представлены результаты иерархического кластерного анализа с использованием обозначенных семи показателей в виде кластерной диаграммы. По оси *y* отмечена условная высота, по оси *x* — условные номера регионов Российской Федерации. Результаты получены с использованием библиотеки *cluster* статистического языка программирования *R*. В табл. 1 представлены шесть кластеров и составляющие их регионы.

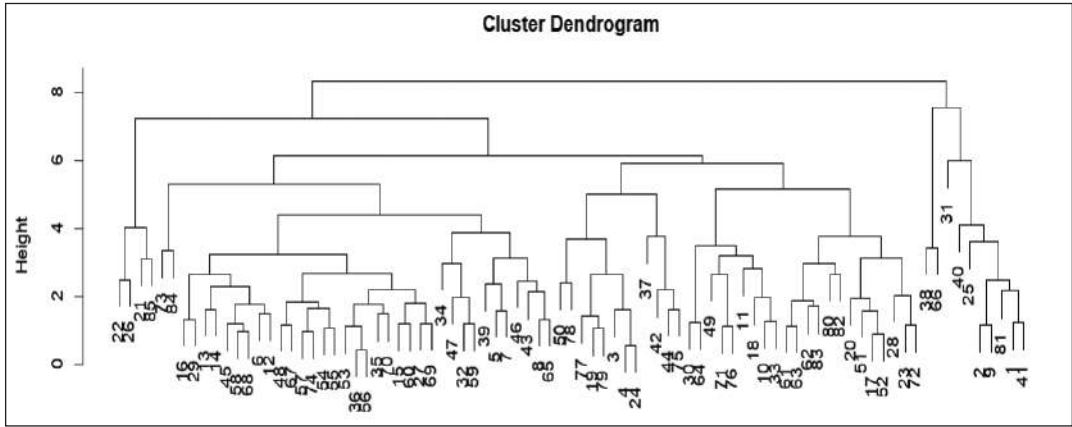


Рис. 1. Кластерная дендрограмма, соответствующая разделению регионов Российской Федерации на шесть кластеров по показателям индексов развития за 2024 г. по сравнению с 2023 г.

Таблица 1

Нумерация и состав кластеров из регионов Российской Федерации по методу иерархической классификации

Номер кластера	Номер региона	Регион
1	21, 85, 22, 26	Ненецкий и Чукотский автономные округа, Архангельская и Мурманская области
2	73, 84	Омская область, Еврейская автономная область
3	29, 2, 27, 5, 6, 7, 8, 35, 36, 34, 58, 12, 13, 14, 15, 16, 53, 54, 57, 55, 56, 59, 60, 70, 73, 67, 65, 68, 69, 39, 43, 45, 46, 47, 48	г. Санкт-Петербург, Республика Крым, Новгородская, Ивановская, Калужская, Костромская, Курская, Волгоградская, Ростовская, Астраханская, Ульяновская, Рязанская, Смоленская, Тамбовская, Тверская, Тульская, Нижегородская, Оренбургская, Саратовская, Пензенская, Самарская, Курганская, Свердловская, Иркутская, Томская области, Хакасия, Республика Алтай, Алтайский и Красноярский края, Ингушетия, Чеченская Республика, Башкирия, Марий Эл, Мордовия, Татарстан
4	3, 4, 24, 19, 42, 44, 50, 75, 77, 79, 78, 37	Владимирская, Воронежская, Калининградская области, Карелия, Северная Осетия — Алания, Ставропольский край, Чувашия, Бурятия, Забайкальский, Приморский и Камчатский края, г. Севастополь
5	18, 10, 11, 17, 23, 52, 28, 71, 72, 64, 82, 83, 63, 20, 49, 76, 30, 51, 33, 80, 61, 62	Москва и Московская область, Орловская, Ярославская, Вологодская, Кировская, Псковская, Кемеровская, Новосибирская, Челябинская, Магаданская, Сахалинская, Тюменская области, Коми, Удмуртия, Якутия, Адыгея, Пермский край, Краснодарский край, Хабаровский край, Югра, Ямало-Ненецкий автономный округ
6	1, 2, 9, 25, 81, 31, 38, 40, 41, 66	Белгородская, Брянская, Липецкая, Ленинградская, Амурская области, Калмыкия, Дагестан, Кабардино-Балкария, Карачаево-Черкессия, Республика Тыва

Проанализируем результаты иерархического кластерного анализа (когда количество кластеров определяется при выполнении анализа, а не самим исследователем). В первом кластере представлены самые малозаселенные регионы — Ненецкий и Чукотский автономные округа и Архангельская и Мурманская области. Возможно, это не случайно. Второй кластер состоит из Омской области и Еврейской автономной области. Интересно отметить, что в обоих этих регионах наблюдалось увеличение жилищного строительства в 2024 г. по сравнению с 2023 г. (индексы 117 и 152). Остальные кластеры содержат регионы из разных федеральных округов, хотя в каждом из этих кластеров есть и регионы-соседи.

Факторный анализ. Моделирование структурными уравнениями охватывает широкий спектр линейных моделей, а именно: линейную регрессию, многомерную регрессию, анализ траекторий, подтверждающий факторный анализ и структурную регрессию. Показатели индекса цен на первичном рынке жилья и индекса цен на вторичном рынке жилья между собой умеренно коррелируют (коэффициент корреляции равен 0,3), поэтому при использовании факторного анализа использовали при обработке данных шести, а не семи показателей. Факторный анализ используется для ответа на вопрос, насколько общая дисперсия является общей между элементами.

Однофакторная модель. Факторный анализ — это многомерная модель, в которой на каждый субъект приходится

столько же результатов, сколько и элементов. В линейной регрессии для каждого субъекта существует только один исход. Наиболее фундаментальной моделью в подтверждающем факторном анализе является однофакторная модель, которая предполагает, что ковариация между элементами обусловлена одним общим фактором. Рассмотрим шесть показателей и один фактор. Схема модели имеет вид, представленный на рис. 2.

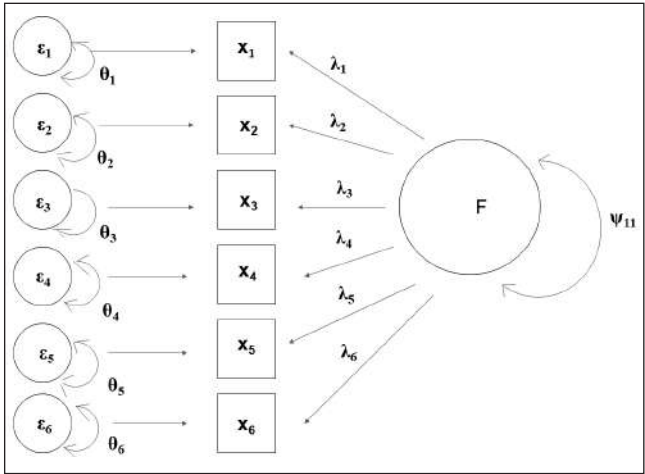


Рис. 2. Схема однофакторного подтверждающего анализа с шестью позициями

Переменные $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$ — это инвестиции в основной капитал, строительство жилых домов, индекс потребительских цен, индекс цен на первичном рынке жилья, реальные денежные доходы населения, потребность работодателей в работниках соответственно. Параметры λ_i ($i = 1, \dots, 6$) — нагрузки, которые можно интерпретировать как корреляцию элемента с фактором F , ε_i ($i = 1, \dots, 6$) — остатки факторной модели, то, что остается после учета фактора, θ_i ($i = 1, \dots, 6$) — дисперсии (ковариации) остатков.

Основными индикаторами качества факторной модели являются хи-квадрат — это статистика хи-квадрат, которую получаем из статистики максимального правдоподобия, индекс сравнительного соответствия CFI , зна-

чения которого могут варьироваться от 0 до 1 (значения больше 0,90 указывают на хорошее соответствие), индекс Такера—Льюиса TLI , который также находится в диапазоне от 0 до 1 (значения больше 0,90 указывают на хорошее соответствие), среднеквадратичная ошибка аппроксимации $RMSEA$ (если эта ошибка меньше 0,05, то соответствие модели данным хорошее). Для анализируемых данных были получены следующие значения индикаторов качества: хи-квадрат = 9,1, $CFI = 0,993$, $TLI = 0,988$, $RMSEA = 0,011$. Как видим, модель статистически значимая. Осталось проанализировать корреляцию фактора с переменными. В табл. 2 представлены значения полученных при моделировании параметров.

Таблица 2

Значения параметров однофакторной модели

λ	θ	λ	θ	λ	θ
$\lambda_1 = 0,232$	$\theta_1 = 0,934$	$\lambda_3 = -0,349$	$\theta_3 = 0,866$	$\lambda_5 = -0,334$	$\theta_5 = 0,877$
$\lambda_2 = -0,072$	$\theta_2 = 0,983$	$\lambda_4 = -0,873$	$\theta_4 = 0,226$	$\lambda_6 = 0,014$	$\theta_6 = 0,988$

Заметим, что в данной модели $\psi_{11} = 1$. Для всех дисперсий, кроме x_4 , величина $p\text{-value} = 0$. Переменная x_4 — индекс цен на первичном рынке жилья. Если под фактором мы понимаем некий интегральный социально-экономический показатель, определяющий величину роста экономики в регионах, то интересно отметить, что положительно на этот фактор влияют только два показателя; инвестиции в основной капитал и потребность работодателя в работниках: $\lambda_1 = 0,232$ и $\lambda_6 = 0,014$.

Двухфакторная модель. Рассмотрим шесть показателей и два фактора. Схема модели имеет вид, представленный на рис. 3.

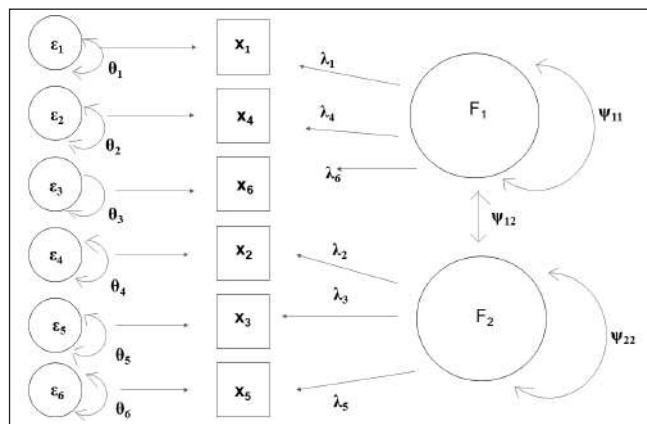


Рис. 3. Схема двухфакторного подтверждающего анализа с шестью позициями

Как и в случае однофакторного анализа, моделирование в случае предположения о существовании двух скрытых факторов, влияющих на экономический региональный рост, было выполнено с использованием программы *lavaan*, имеющейся в библиотеке программ языка *R*. Для двухфакторного анализа зафиксировали две группы показателей: в первую вошли инвестиции в основной капитал, индекс цен на первичном рынке жилья, потребность работодателей в работниках, во вторую — строительство жилых домов, индекс потребительских цен и реальные денежные доходы населения. Оказалось, что два латентных фактора имеют отрицательную ковариацию — $\psi_{12} = -2,34$. Для анализируемых данных были получены следующие значения индикаторов качества: хи-квадрат = 7,88, $CFI = 1,0$, $TLI = 1,0$, $RMSEA = 0,0$. Как видим, модель статистически значимая. Осталось проанализировать корреляцию двух скрытых факторов с исследуемыми переменными. В табл. 3 представлены значения полученных при моделировании параметров.

Заметим, что в данной модели $\psi_{11} = 1$, $\psi_{22} = 1$. Кроме того, индекс Такера—Льюиса равен 1,015, но т. к. он получился чуть больше 1, его округлили в соответствии с рекомендацией Калифорнийского университета до 1. Интересно отметить, что наличие второго скрытого фактора изменило направление связи исследуемых признаков и фактора: влияние строительства жилых домов, индекса потребительских цен и реальных доходов населения на этот фактор — положительное (табл. 3).

Таблица 3

Значения параметров двухфакторной модели

λ	θ	λ	θ	λ	θ
$\lambda_1 = 0,27$	$\theta_1 = 0,915$	$\lambda_6 = -0,07$	$\theta_6 = 0,983$	$\lambda_3 = 0,203$	$\theta_3 = 0,947$
$\lambda_4 = -0,618$	$\theta_4 = 0,606$	$\lambda_2 = 0,068$	$\theta_2 = 0,984$	$\lambda_5 = 0,199$	$\theta_5 = 0,948$

Заключение

Наше исследование показало, что использование двух методов — кластерного и факторного анализа — позволяет получить непротиворечивые результаты, а именно: показатель строительство жилых домов оказался существенным как при получении кластеров из регионов со схожим уровнем развития, так и по влиянию на скрытый фактор.

Подтверждающий факторный анализ отличается от исследовательского факторного анализа тем, что предварительно определяется факторная структура модели, потом проверяется структура и адекватность разработанной модели. Общее количество параметров в модели подтверждающего факторного анализа находится по формуле: $p(p + 1) / 2$, — где p — количество изучаемых признаков.

В нашей работе $p = 6$, поэтому число степеней свободы модели равно 15. Отметим, что нами было составлено много других многофакторных линейных моделей с разной комбинацией исследуемых показателей на факторы, но индикаторы качества других моделей были хуже, чем представленных в работе.

Анализ вторичных данных с помощью методов подтверждающего факторного анализа и других методов описательной статистики позволяет выявить значительные различия в различных регионах и подчеркивает необходимость разработки целенаправленной социально-экономической региональной политики.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Бенц Д. С. Позиционирование российских регионов в рейтингах долгосрочного и среднесрочного экономического роста // Вестник Челябинского государственного университета. 2024. № 6(488). С. 84—96. DOI: 10.47475/1994-2796-2024-488-6-84-96.
2. Тикунов В. С., Черешня О. Ю. Индекс экономического развития регионов Российской Федерации // Вестник Московского Университета. Серия 5, География. 2015. № 6. С. 41—46.
3. Степанов В. С., Бобков В. Н., Шамаева Е. Ф., Одинцова Е. В. Построение модели, связывающей индикатор уровня жизни населения с комплексом показателей социально-экономической политики в регионах России // Уровень жизни населения регионов России. 2022. Т. 18. № 4. С. 450—465. DOI: 10.19181/lsprr.2022.18.4.3.
4. Степанов В. С. Прогноз распространенности онкозаболеваний среди жителей Московского региона на основе модели регрессии // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2024. Т. 12. № 3. DOI: 10.26102/2310-6018/2024.46.3.023.
5. Матвиевский С. С., Борисова Л. Р. Кластеризация стран Азиатско-Тихоокеанского региона по значениям инклюзивного экономического роста // Вестник университета. 2023. № 1. С. 112—121. DOI: 10.26425/1816-4277-2024-1-112-121.
6. Борисова Л. Р. Сравнительный анализ регионов Российской Федерации методами машинного обучения по набору показателей электронных услуг и сервисов // Цифровая социология. 2024. Т. 7. № 4. С. 33—43. DOI: 10.26425/2658-347X-2024-7-4-33-43.
7. Кисляков А. Н., Поляков С. В. Иерархические методы кластеризации в задаче поиска аномальных наблюдений на основе групп с нарушенной симметрией // Управленческое консультирование. 2020. № 5. С. 116—127. DOI: 10.22394/1726-1139-2020-5-116-127.
8. Кузнецова А. В., Борисова Л. Р., Кремер Н. Ш., Фридман М. Н. Сравнительный анализ дотационных регионов Российской Федерации методами машинного обучения по широкому набору показателей основных фондов // Бизнес. Образование. Право. 2025. № 1(70). С. 20—28. DOI: 10.25683/VOLBI.2025.70.1.182.
9. Кузнецова А. В., Борисова Л. Р., Хадарцев В. М. Применение многопараметрических методов Data science для классификации субъектов Российской Федерации по признаку дотационности // Управление. 2024. Т. 12. № 3. С. 58—73. DOI: 10.26425/2309-3633-2024-12-3-58-73.
10. Гареев М. Использование методов машинного обучения для прогнозирования инвестиций в России // Деньги и кредит. 2020. № 1. С. 35—56. DOI: 10.31477/rjmf.202001.35.
11. Investments in fixed assets in Russia: analysis and forecast / O. Chistic, O. Ovchinnikov, A. Volgin et al. // E3S Web of Conferences. 2023. Vol. 389. Art. 09016. DOI: 10.1051/e3sconf/202338909016.
12. Зеленков Ю. А., Цветков В. А., Солнцев И. В. Сравнительная оценка эффективности развития спорта на региональном уровне на основе метода DEA // Экономика региона. 2017. Т. 13. Вып. 4. С. 1184—1198. DOI: 10.17059/2017-4-17.
13. Use of Data Envelopment Analysis (DEA) to assess management alternatives in the presence of multiple objectives / S. Pascoe, T. Canard, N. A. Dowling et al. // Marine Policy. 2023. Vol. 188. Art. 105444. DOI: 10.1016/j.marpol.2022.105444.
14. Sathyanarayana S., Mohanasundaram T. Fit Indices in Structural Equation Modeling and Confirmatory Factor Analysis: Reporting Guidelines // Asian Journal of Economics, Business and Accounting. 2024. Vol. 24. Iss. 7. Pp. 561—577. DOI: 10.9734/ajeba/2024/v24i71430.
15. Structural equation modeling and confirmatory factor analysis of the use of social networks in education / S. Abraham, B. A. Mir, H. Suhara et al. // International Journal of Educational Technologies in Higher Education. 2019. Vol. 16. Art. 32. DOI: 10.1186/s41239-019-0157-y.
16. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. An Introduction to Statistical Learning with application in R. New York, NY : Springer, 2021. XV, 607 p. DOI: 10.1007/978-1-0716-1418-1.

REFERENCES

1. Benz D. S. Positioning of Russian regions in long-term and medium-term economic growth ratings. *Vestnik Chelyabinskogo gosudarstvennogo universiteta* = *Bulletin of Chelyabinsk State University*. 2024;6(488):84—96. (In Russ.) DOI: 10.47475/1994-2796-2024-488-6-84-96.
2. Tikunov V. S., Chereschnya O. Yu. Economic index for the regions of the Russian Federation. *Vestnik Moskovskogo universiteta. Seriya 5, Geografiya* = *Lomonosov Geography Journal*. 2015;6:41—47. (In Russ.)
3. Stepanov V. S., Bobkov V. N., Shamaeva E. F., Odintsova E. V. Building a Model Linking the Indicator of the Standard of Living of the Population with a Set of Indicators of Socio-Economic Policy in the Regions of Russia. *Uroven' zhizni naseleniya regionov Rossii* = *Living Standards of the Population in the Regions of Russia*. 2022;18(4):450—465. (In Russ.) DOI: 10.19181/lsprr.2022.18.4.3.
4. Stepanov V. S. The forecast of the prevalence of cancer among residents of the Moscow region based on a regression model. *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii* = *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(3). (In Russ.) DOI: 10.26102/2310-6018/2024.46.3.023.

5. Matveevskii S. S., Borisova L. R. Clustering the countries of the Asia-Pacific by values of inclusive economic growth. *Vestnik Universiteta*. 2024;1:112—121. (In Russ.) DOI: 10.26425/1816-4277-2024-1-112-121.
6. Borisova L. A. Comparative analysis of the Russian regions using machine learning methods for a set of indicators of electronic services. *Tsifrovaya sotsiologiya = Digital Sociology*. 2024;7(4):33—43. (In Russ.) DOI: 10.26425/2658-347X-2024-7-4-33-43.
7. Kislyakov A. N., Polyakov S. V. Hierarchical clustering methods in a task to find abnormal observations based on groups with broken symmetry. *Upravlencheskoe konsul'tirovanie = Administrative Consulting*. 2020;5:116—127. (In Russ.) DOI: 10.22394/1726-1139-2020-5-116-127.
8. Kuznetsova A. V., Borisova L. R., Kremer N. S., Fridman M. N. Comparative analysis of sub-sized regions of the Russian Federation using machine learning methods for a wide range of indicators of fixed assets. *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law*. 2025;1(70):20—28. (In Russ.) DOI: 10.25683/VOLBI.2025.70.1182.
9. Kuznetsova A. V., Borisova L. R., Khadartsev V. M. Application of multiparametric methods of data science for the classification of Russian subjects on the basis of subsidisation. *Upravlenie = Management (Russia)*. 2024;12(3):58—73. (In Russ.) DOI: 10.26425/2309-3633-2024-12-3-58-73.
10. Gareev M. Use of Machine Learning Methods to Forecast Investment in Russia. *Den'gi i kredit = Russian Journal of Money & Finance*. 2020;1:35—56. (In Russ.) DOI: 10.31477/rjmf.202001.35.
11. Chistic O., Ovchinnikov O., Volgin A. et al. Investments in fixed assets in Russia: analysis and forecast. *E3S Web of Conferences*. 2023;389:09016. DOI: 10.1051/e3sconf/202338909016.
12. Zelenkov Yu. A., Tsvetkov V. A., Solntsev I. V. Comparative Assessment the of Effectiveness of Sports Development in the Russian Regions on the Basis of DEA Method. *Ekonomika regiona = Economy of Region*. 2017;13(4):1184—1198. (In Russ.) DOI: 10.17059/2017-4-17.
13. Pascoe S., Canard T., Dowling N. A. et al. Use of Data Envelopment Analysis (DEA) to assess management alternatives in the presence of multiple objectives. *Marine Policy*. 2023;188:105444. DOI: 10.1016/j.marpol.2022.105444.
14. Sathyanarayana S., Mohanasundaram T. Fit Indices in Structural Equation Modeling and Confirmatory Factor Analysis: Reporting Guidelines. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*. 2024;24(7):561—577. DOI: 10.9734/ajeba/2024/v24i71430.
15. Abraham S., Mir B. A., Suhara H. et al. Structural equation modeling and confirmatory factor analysis of the use of social networks in education. *International Journal of Educational Technologies in Higher Education*. 2019;16:32. DOI: 10.1186/s41239-019-0157-y.
16. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. An Introduction to Statistical Learning with application in R. New York, NY, Springer, 2021. XV + 607 p. DOI: 10.1007/978-1-0716-1418-1.

Статья поступила в редакцию 28.07.2025; одобрена после рецензирования 24.08.2025; принята к публикации 25.08.2025.
The article was submitted 28.07.2025; approved after reviewing 24.08.2025; accepted for publication 25.08.2025.