

Оценка финансовой обеспеченности ИТ-инфраструктуры регионов России на основе сегментации и регрессионного моделирования

С.И. Носков, А.П. Медведев, С.П. Середкин

Иркутский государственный университет путей сообщения

Аннотация: Эффективным инструментом оценки и планирования объемов бюджетных ассигнований является регрессионный анализ, позволяющий выявить статистические зависимости между социально-экономическими показателями. В настоящей работе на основе открытых статистических данных по 80 субъектам Российской Федерации проведен анализ распределения объемов финансирования ИТ-инфраструктуры за 2025 год. В качестве независимой переменной использована численность населения региона, в качестве зависимой — запланированный объем финансирования. Предложенный подход на основе кластерно-регрессионной модели показал себя достаточно эффективным инструментом для адресной диагностики состояния и планирования финансирования цифровой инфраструктуры. Полученные результаты позволяют перейти от унифицированной к дифференцированной региональной политике в сфере цифровизации, что в перспективе может повысить эффективность бюджетных расходов и будет способствовать сокращению цифрового неравенства.

Ключевые слова: ИТ-инфраструктура, критерии адекватности, кластерная регрессионная модель, финансирование, прогнозирование, регрессионный анализ, бюджетное планирование.

Введение

Формирование обоснованных бюджетных ассигнований на развитие информационно-технологической инфраструктуры является критически важной задачей в условиях цифровой трансформации. Универсальный подход, игнорирующий внутреннюю неоднородность регионов, приводит к неэффективному распределению средств. Целью данного исследования является разработка и апробация двухэтапной методологии (кластеризация и регрессионный анализ) для оценки и прогнозирования финансирования ИТ-инфраструктуры регионов РФ, позволяющей выявить типичные профили финансирования и построить для них адекватные прогнозные модели.

В рамках настоящего исследования используется подход, в основе которого лежит кластерная линейная регрессия (КЛР). Данный метод предполагает, что множество наблюдений не является однородным и может быть разделено на некоторое количество кластеров, каждому из которых

соответствует своя линейная регрессионная зависимость. Формально это можно описать как подход к моделированию данных, основанный на использовании набора линейных функций, каждая из которых определена на отдельном подмножестве (кластере, сегменте) исходных данных. Этот метод является эффективным инструментом в ситуациях, когда зависимость между переменными неоднородна по всему пространству наблюдений и может быть адекватно описана различными линейными закономерностями для различных групп объектов.

Исторически метод кластерно-линейной регрессии получил развитие в работах Helmuth Späth, где была представлена процедура кластеризации для регрессионных задач [1]. В последние десятилетия данный подход активно развивается, охватывая различные аспекты построения, исследования и практического применения. Основная идея КЛР заключается в том, что данные предварительно разбиваются на однородные группы (кластеры), для каждой из которых строится своя линейная регрессионная модель. Одной из сопутствующих задач при этом является определение оптимального числа самих кластеров, избегая при этом чрезмерного дробления. Такой подход позволяет преодолеть ограничения традиционной единой линейной регрессии, которая часто оказывается неадекватной при наличии в данных скрытой структуры или различных режимов поведения зависимой переменной.

В современной научной литературе методология кластерной линейной регрессии занимает устойчивое положение в рамках прикладного регрессионного анализа, при этом активно исследуются различные аспекты её построения, алгоритмической реализации и практического применения. Так, в работе [2] авторы утверждают, что при выполнении определенных условий подход на основе КЛР существенно превосходит все другие хорошо известные алгоритмы машинного обучения. В статье [3] авторы приводят пример адаптации уже известных методов исследования к кластеризованным наборам

данных. Отдельного внимания заслуживает вопрос анализа наличия кластеризованных данных в линейной регрессии. Так, на примере моделированных данных клинических исследований [4] авторы доказывают, что в ряде случаев именно этот факт может стать причиной ошибочных выводов.

Кластерный анализ получил широкое распространение в российской исследовательской практике и активно применяется для изучения территориальной дифференциации — как на уровне всех субъектов Российской Федерации, так и в рамках отдельных федеральных округов. К таким работам, например, относятся [5,6] где авторы на основе кластерного подхода проводят анализ инновационной активности и потенциала [7] регионов России. Одной из актуальных проблем управления крупными распределенными структурами является неравномерность кадровой обеспеченности территориальных подразделений, ведущая к дисбалансу между операционной нагрузкой и имеющимися человеческими ресурсами. Кластерный анализ выступает эффективным инструментом диагностики данной ситуации, обеспечивая не просто констатацию факта нехватки или избытка персонала, а выявление типологических групп с общими характеристиками. Это формирует научно обоснованную базу для принятия управленческих решений в области найма, ротации и развития кадров. Практическое применение данного подхода продемонстрировано в работе [8], где авторами на основании статистики по 81 территориальному органу Социального фонда России применен регрессионный подход для нормирования кадровой обеспеченности структур, ответственных за информационную безопасность. Ключевыми регрессорами выступили географическая площадь и численность населения. Полученная регрессионная зависимость легла в основу процедуры кластеризации, в результате которой

все регионы были разделены на два типа: с отклонением кадрового обеспечения в сторону недостаточности и в сторону избыточности.

Отдельный интерес представляют результаты, связанные с алгоритмами кластеризации. Примерами таких работ служат: [9] (представлен РС-алгоритм, основанный на алгоритме кластеризации К-гармонических средних), [10] (описан алгоритм кластеризации на основе роевого интеллекта), [11] (приведен обзор алгоритмов кластеризации на основе разделов, применяемых к смешанным данным для интеллектуального анализа образовательных данных) и [12] (рассмотрены алгоритмы построения обобщенной кластерной линейной регрессии).

Методология и данные. В основе настоящего исследования лежат данные о запланированном финансировании ИТ-инфраструктуры на 2025 год (у, млрд. руб.) и численности населения (х, млн. чел.) для 80 регионов [13]. Пример входных данных приведен в таблице 1.

Таблица №1

Пример данных для исследования

Планируемый бюджет региона на информационные технологии (ИТ) в 2025г., млрд. руб. (у)	Численность населения региона на 01.01.2025г, млн. чел. (х)
3,2308	1,481098
0,1522	1,132475
0,973	1,29593
2,0815	2,25961
0,3835	0,897869
1,4472	1,064747
0,3054	0,560758

Методология исследования состояла из двух одновременно реализуемых этапов.

1. Кластерный анализ. Основываясь на предположении о структурной неоднородности исходной совокупности наблюдений, которая обусловлена различиями в уровне социально-экономического развития, отраслевой структуре, географических особенностях и иных характеристиках объектов (регионов), применение единой регрессионной модели для всей выборки признаётся некорректным. В таких случаях эмпирические связи между зависимой и независимыми переменными целесообразно моделировать в рамках кластерно-регрессионного подхода, предполагающего разбиение множества наблюдений на r однородных сегментов (кластеров). Исходя из этого, будем строить кластерную линейную регрессию вида:

$$y_k = \alpha_0^j + \sum_{i=1}^m \alpha_i^j x_{ki} + \varepsilon_k^j, j = \overline{1, r}, k \in P^j, \quad (7)$$

где m – количество независимых переменных, k – количество наблюдений, $\alpha_0^j, \alpha_i^j, j = \overline{1, r}, i = \overline{0, m}$ – подлежащие оцениванию параметры, $\varepsilon_k^j, j = \overline{1, r}, k \in P^j$ – ошибки аппроксимации, P^j – множество наблюдений (субъектов), отнесенных к j – му кластеру, $|P^j|$ – число элементов в множестве P^j , j – индекс кластера. Предположим, что число кластеров r в рамках текущей задачи заранее известно и задано. Представленная модель относится к классу кластерных регрессионных моделей, которые используются в случае, когда вся совокупность наблюдений неоднородна и может быть разбита на r однородных сегментов (кластеров), внутри которых связи между зависимой и независимыми переменными описываются частной линейной моделью. При этом каждому кластеру соответствует «своя» частная регрессионная модель.

Для группировки регионов в некоторые однородные группы (см., в частности [14]) воспользуемся алгоритмом построения кластерных линейных

регрессий, приведенным в [15] и основанном на сведении этой задачи к задаче линейно-булева программирования (ЛБП):

$$\alpha_0^j + \sum_{i=1}^m \alpha_i^j x_{ki} - M\sigma_{kj} + u_k \geq y_k - M, \\ j = \overline{1, r}, k = \overline{1, n}, \quad (1)$$

$$\alpha_0^j + \sum_{i=1}^m \alpha_i^j x_{ki} + M\sigma_{kj} - u_k \geq y_k + M, \\ j = \overline{1, r}, k = \overline{1, n}, \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^r \sigma_{kj} = 1, k = \overline{1, n}, \quad (3)$$

$$\sigma_{kj} \in \{0, 1\}, j = \overline{1, r}, k = \overline{1, n}, \quad (4)$$

$$u_k \geq 0, k = \overline{1, n}, \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^n u_k \rightarrow \min. \quad (6)$$

Здесь M – заданное большое положительное число.

Для решения указанной задачи ЛБП был использован программный комплекс идентификации параметров кластерной линейной регрессии [16], основанный на библиотеке-решателе Google Or-Tools [17]. После решения задачи линейно-булева программирования (1) – (6), состав множеств $P^j, j = \overline{1, r}$ формируется по правилу: $\sigma_{kj} = 1 \Rightarrow k \in P^j$.

2. Оценка качества КЛР определяется, в частности, на основе анализа средней процентной ошибки в каждом кластере:

$$\tilde{E}_j = \frac{E_j}{\sum_{k \in P^j} y_k} 100\%, \quad (7)$$

где $E_j = \sum_{k \in P^j} |\varepsilon_k|$ – сумма модулей ошибок аппроксимации, а также обобщенной средней ошибки \tilde{E} :

$$\tilde{E} = \frac{E}{\sum_{k=1}^n y_k} 100\%, E = \sum_{k=1}^n |\varepsilon_k|. \quad (8)$$

Основные результаты:

1. Выбор оптимального числа кластеров. Анализ показал, что переход от единой модели (1 кластер) к двум, трем, четырем и пяти кластерам

последовательно снижает обобщенную среднюю ошибку \tilde{E} всей КЛР с 74.4% до 18%, 12%, 9% и 6.7% соответственно (табл. 2). Дальнейшее увеличение числа кластеров приводит к их чрезмерной фрагментации без существенного выигрыша в точности. Таким образом, значение $r = 5$ было признано наиболее рациональным.

2. Частные регрессионные модели и их интерпретация. Приведем для полученного 5-кластерного распределения наблюдений соответствующие им частные модели, а также данные о средней доле сельского населения в регионах каждого кластера и дадим некоторую экономическую интерпретацию:

- кластер 1 ($|P^1| = 21, y = 0.99x - 0.17, \tilde{E}_1 = 12,6\%$):

Регионы: Воронежская область, Костромская область, Курская область, Смоленская область, Ярославская область, Краснодарский край, Республика Дагестан, Карачаево-Черкесская Республика, Республика Мордовия, Республика Чувашия, Кировская область, Пензенская область, Самарская область, Курганская область, Свердловская область, Республика Хакасия, Красноярский край, Кемеровская область, Томская область, Республика Бурятия, Еврейский автономный округ.

Это регионы со средней (или чуть выше средней) долей сельского населения [13], где финансирование ИТ напрямую обусловлено общей численностью населения в регионе, однако доминирующим фактором спроса является городское население.

- кластер 2 ($|P^2| = 22, y = 1,39x + 0,41, \tilde{E}_2 = 22,7\%$):

Регионы: Белгородская область, Калужская область, Липецкая область, Рязанская область, Тульская область, Республика Коми, Архангельская область и Ненецкий Автономный Округ, Вологодская область, Калининградская область, Мурманская область, г. Севастополь, Республика

Удмуртия, Пермский край, Нижегородская область, Тюменская область, Республика Саха (Якутия), Камчатский край, Приморский край, Хабаровский край, Магаданская область, Сахалинская область, Чукотский Автономный Округ.

Сельское население в регионах этого кластера составляет в среднем 15–25% (при этом много северных, отдалённых регионов с низкой долей сельского населения).

Здесь объем финансирования растёт быстрее численности населения (коэффициент 1.39). Это регионы с низкой или средней долей сельского населения, но с высокими затратами на ИТ из-за удалённости, сложной инфраструктуры, наличия ресурсных проектов или военно-стратегического значения.

- кластер 3 ($|P^3| = 16, y = 0,04x + 0,25, \tilde{E}_3 = 33,6\%$):

Регионы: Брянская область Ивановская область, Тамбовская область, Тверская область, Республика Карелия, Псковская область, Астраханская область, Республика Ингушетия, Кабардино-Балкарская Республика, Республика Северная Осетия-Алания, Чеченская Республика, Ставропольский край, Саратовская область, Ульяновская область, Республика Алтай, Забайкальский край.

Доля сельского населения в регионах этого кластера в среднем составляет от 30% до 50%.

Как видно из модели, финансирование почти не зависит от численности населения (коэффициент равен 0,04). Это регионы с относительно высокой долей сельского населения, где ИТ-финансирование минимально и фиксировано. Сюда могут относиться дотационные регионы или регионы, где направление цифровизации не является приоритетным.

- кластер 4 ($|P^4| = 6, y = 8,8x - 18,08, \tilde{E}_4 = 0,58\%$):

Регионы: Москва и Московская область, Санкт-Петербург и Ленинградская область, Волгоградская область, Алтайский край, Иркутская область, Новосибирская область.

В этот кластер вошли мегаполисы и крупные центры с очень высоким финансированием на жителя. Здесь ИТ-финансирование очевидно связано с агломерационным эффектом: концентрация ИТ-компаний, цифровых услуг, науки.

- кластер 5 ($|P^5| = 15, y = 0,25x + 0,33, \tilde{E}_5 = 25\%$):

Регионы: Владимирская область, Орловская область, Новгородская область, Республика Адыгея, Республика Калмыкия, Республика Крым, Ростовская область, Республика Башкортостан, Республика Марий Эл, Республика Татарстан, Оренбургская область, Челябинская область, Республика Тыва, Омская область, Амурская область.

Сельское население составляет в среднем 20 – 40%.

Финансирование растёт медленнее населения (коэффициент 0,25). Относительно высокая ошибка внутри указанного сегмента говорит о том, что для этих регионов финансирование слабо объясняется лишь численностью жителей и требует учета дополнительных факторов (например, отраслевой структуры, географической протяженности).

Таблица №2

Распределения множеств наблюдений в кластерах

Количество кластеров	Сегменты	Номера наблюдений	Средняя ошибка для кластера, %	Средняя ошибка по модели в целом, %
1	2	3	4	5
1	1 (80 набл.)	1-80	74,4%	74,4%
2	1 (73 набл.)	3,4,5,6,7,8,9,11,12,13,14,15,17,18,19, 20,21,22,24,25,26,27,28,29,30,31,32, 33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44, 45,47,48,49,50,51,52,53,54,55,56,57, 58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69, 70,71,72,73,75,76,77,78,79,80	50,8%	18%
	2 (7 набл.)	1,2,10,16,23,46,74	3,1%	
3	1 (5 набл.)	10,23,32,48,67	1,3%	12%
	2 (27 набл.)	1,4,6,9,19,22,24,28,29,30,31,35,46,49, 50,53,57,58,64,65,66,71,73,74, 75,76,79	30%	
	3 (48 набл.)	2,3,5,7,8,11,12,13,14,15,16,17,18,20, 21,25,26,27,33,34,36,37,38,39,40,41, 42,43,44,45,47,51,52,54,55,56,59,60, 61,62,63,68,69,70,72,77,78, 80	51,4%	

1	2	3	4	5
4	1 (7 набл.)	10,23,32,48,63,65,67	1,3%	9%
	2 (21 набл.)	1,6,9,16,19,20,21,22,24,33,41,42,45,46,47,59,71,73,74,75,79	27,40%	
	3 (7 набл.)	29,40,50,53,54,58,66	19,60%	
	4 (45 набл.)	2,3,4,5,7,8,11,12,13,14,15,17,18,25,26,27,28,30,31,34,35,36,37,38,39,43,44,49,51,52,55,56,57,60,61,62,64,68,69,70,72,76,77,78,80	31,50%	
5	1 (21 набл.)	4,7,8,13,17,30,35,38,44,47,49,52,53,56,57,62,64,66,69,70,76	12,60%	6,7%
	2 (22 набл.)	1,6,9,12,16,19,20,21,22,24,34,46,48,50,58,71,73,74,75,78,79,80	22,70%	
	3 (16 набл.)	2,5,14,15,18,26,31,36,37,39,40,41,54,55,60,72	33,60%	
	4 (6 набл.)	10,23,32,63,65,67	0,58%	
	5 (15 набл.)	3,11,25,27,28,29,33,42,43,45,51,59,61,68,77	25%	

В рамках анализа выделенных кластеров и построенных для них регрессионных моделей представляет значительный интерес исследование взаимосвязи между характером финансирования ИТ и социально-демографической структурой региона. Ключевым фактором, объясняющим различия в выявленных паттернах финансирования, выступает доля сельского населения. Этот показатель является не только демографической характеристикой, но и косвенным индикатором уровня урбанизации, структуры экономики, плотности расселения и, как следствие,

дифференцированной потребности в затратах на создание и поддержание цифровой инфраструктуры.

Интерпретация полученных кластерно-регрессионных моделей позволяет выявить устойчивую закономерность: характер зависимости финансирования ИТ от численности населения в значительной степени обусловлен долей сельского населения в регионе. Это влияние проявляется следующим образом:

- чем выше доля сельского населения, тем слабее зависимость финансирования ИТ от общей численности (кластер 3 — почти нет зависимости);
- чем ниже доля сельского населения, тем в большей степени рост финансирования ИТ вызывается ростом населения (кластер 4 — мегаполисы, кластер 2 — северные и отдалённые регионы).
- кластер 1 представляет собой пример баланса: средняя доля сельского населения и пропорциональное финансирование ИТ-сферы.
- кластер 5 указывает на некоторую неоднородность - возможно, здесь велика диспропорция в развитии городской и сельской цифровизации.

Полученные результаты позволяют перейти к адресной региональной политике в сфере цифровизации:

Для кластера 1 целесообразно тиражирование успешных практик сбалансированного бюджетного планирования.

Для кластера 2 необходима поддержка точек роста цифровой экономики вне столичных агломераций.

Для кластера 3 требуются специальные меры (целевые федеральные программы, гранты) для преодоления цифрового разрыва и стимулирования вложений в ИТ.

Кластер 4 может быть использован как центр компетенций для трансфера технологий и кадров в другие регионы.

Для кластера 5 необходим углубленный анализ драйверов финансирования с привлечением более широкого набора социально-экономических показателей.

Выводы

Предложенный в работе двухэтапный подход, основанный на одновременном применении кластеризации и анализе результатов регрессионного моделирования, позволил выявить внутреннюю неоднородность регионов России в части финансирования ИТ-инфраструктуры и построить для них адекватные модели.

Анализ точности моделей при различном числе кластеров показал, что переход от единой регрессионной модели с одним кластером к 5-кластерной последовательно снижает среднюю процентную ошибку аппроксимации с 74,4% до 6,7%. Увеличение числа кластеров до 2, 3 и 4 также улучшает точность, но именно 5-кластерная модель демонстрирует наиболее рациональный баланс между: минимальной общей ошибкой (6,7% против 9% для 4 кластеров и 12% для 3 кластеров), смысловой интерпретируемостью – каждый кластер имеет четкую социально-экономическую и демографическую специфику, управленческой релевантностью – выделенные группы регионов соответствуют реалистичным типам бюджетной политики в сфере цифровизации. Дальнейшее увеличение числа кластеров приводит к их чрезмерной фрагментации без существенного выигрыша в точности, а также усложняет выработку адресных управленческих решений.

Таким образом, предложенный кластерно-регрессионный подход доказывает свою эффективность как инструмент для диагностики, прогнозирования и дифференцированного планирования бюджетных расходов на примере ИТ-инфраструктуры. Его внедрение в практику бюджетного процесса может способствовать повышению эффективности

государственных расходов и сокращению межрегионального цифрового неравенства в России.

Полученные результаты позволяют сформировать несколько перспективных направлений для дальнейших исследований. В первую очередь, логичным развитием работы является переход от модели с фиксированным числом кластеров к задаче автокластеризации, а также включение в модель дополнительных регрессоров (например, валового регионального продукта, уровня развития телекоммуникаций) для повышения её интерпретационной силы, особенно для кластеров с высокой средней ошибкой. Такой подход может устранить элемент субъективности при выборе числа кластеров и повысить адаптивность модели к структуре данных, выявляя естественную группировку регионов по паттернам финансирования информационных технологий.

Литература

1. Späth H. Algorithmus 39. Klassenweise lineare Regression // Computing, 1979, Vol.22, pp. 367-373.
2. Ari B., H.Altay Güvenir Clustered linear regression // Knowledge-Based Systems, 2002, Vol. 15, Iss. 3, pp.169-175. URL: doi.org/10.1016/S0950-7051(01)00154-X (дата обращения: 20.01.2026).
3. Li J., Valliant R. Linear regression diagnostics in cluster samples // Journal of Official Statistics, 2015, Vol.31, Iss. 1, pp. 61-75. URL: doi.org/10.1515/jos-2015-0003 (дата обращения: 26.01.2026).
4. Ntani G., Inskip H., Osmond C., Coggon D. Consequences of ignoring clustering in linear regression // BMC Medical Research Methodology, 2021, Vol. 21, pp. 1-13. URL: doi.org/10.1186/s12874-021-01333-7 (date assessed 26.01.2026).

5. Шамрай-Курбатова Л.В., Леденева М.В. Кластерный анализ субъектов РФ по уровню инновационной активности // Бизнес. Образование. Право. 2021, №1. С. 88-97.
 6. Дмитриев Ю., Фраймович Д., Мищенко З. Кластерный анализ инновационной деятельности в регионах Центрального федерального округа // Вестник Института экономики Российской академии наук. 2013. № 3. С. 79—87.
 7. Шматко А. Д., Губин С. В. Кластерный анализ инновационного потенциала субъектов РФ // Управленческое консультирование. 2020. № 3. С. 61-72.
 8. Носков С.И., Медведев А.П. Анализ укомплектованности подразделений по защите информации в субъектах Российской Федерации на основе регрессионного моделирования // Инженерный вестник Дона, 2024, №12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2024/9716 (дата обращения: 26.01.2026).
 9. Zhang B. Regression clustering // Third IEEE International Conference on Data Mining, 2003. URL: doi.org/10.1109/ICDM.2003.1250952 (date assessed: 26.01.2026).
 10. Peng Jin , Yun-Long Zhu; Kun-Yuan Hu A Clustering Algorithm for Data Mining Based on Swarm Intelligence // 2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2007. URL: doi.org/10.1109/ICMLC.2007.4370252 (date assessed: 23.01.2026).
 11. Dutt A.; Ismail M.A.; Herawan T.; Hashem I.A. Partition-Based Clustering Algorithms Applied to Mixed Data for Educational Data Mining: A Survey From 1971 to 2024 // IEEE Access, 2024, Vol.12. URL: doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3496929 (date assessed: 26.01.2026).
-

12. Park Y.W., Jiang Y., Klabjan D., Williams L. Algorithms for Generalized Clusterwise Linear Regression // INFORMS Journal on Computing, 2017, Vol. 29, No. 2, pp. 197-346.

13. Официальный сайт информационного агентства cnews.ru. URL: cnews.ru/tables/724830bbc86f65d320beb7bb31a1ed4f250a28c2.

14. Bertsimas D., Shioda R. Classification and Regression via Integer Optimization // Operations Research, 2007, Vol. 55, №2, pp. 252–271.

15. Носков С.И., Беляев С.В. Оценка непротиворечивости кластерной линейной регрессионной модели // Вестник технологического университета, 2025, Т.28, №2, С. 88-91. URL: doi.org/10.55421/1998-7072_2025_28_2_88 (дата обращения 26.01.2026).

16. Носков С.И., Медведев А.П. Программа идентификации параметров кластерной линейной регрессии методом наименьших модулей. // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2025669112. Правообладатель: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Иркутский государственный университет путей сообщения», Бюллетень №8, 2025, С.1-13; заявлено 07.07.2025; опубликовано 23.07.2025; заявка № 2025666996.

17. Носков С.И., Медведев А.П., Средкин С.П. Сравнительный анализ производительности библиотек LPSolve, Microsoft Solver Foundation и Google OR-Tools на примере задачи линейно-булева программирования большой размерности // Инженерный вестник Дона, 2025, №11. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2025/10557 (дата обращения 26.01.2026).

References

1. Späth H. Computing, 1979, Vol.22, pp. 367-373.
 2. Ari B., H.Altay Güvenir Knowledge-Based Systems, 2002, Vol. 15, Iss. 3, pp.169-175. URL: [doi.org/10.1016/S0950-7051\(01\)00154-X](https://doi.org/10.1016/S0950-7051(01)00154-X) (accessed: 20.01.2026).
 3. Li J., Valliant R. Journal of Official Statistics, 2015, Vol.31, Iss. 1, pp. 61-75. URL: doi.org/10.1515/jos-2015-0003 (accessed: 26.01.2026).
 4. Ntani G., Inskip H., Osmond C., Coggon D. BMC Medical Research Methodology, 2021, Vol. 21, pp. 1-13. URL: doi.org/10.1186/s12874-021-01333-7 (accessed: 26.01.2026).
 5. Shamraj-Kurbatova L.V., Ledeneva M.V. Biznes. Obrazovanie. Pravo. 2021, №1. pp. 88-97.
 6. Dmitriyev YU., Fraymovich D., Mishchenko Z. Vestnik Instituta e`konomiki Rossijskoj akademii nauk. 2013. № 3. pp. 79-87.
 7. Shmatko A. D., Gubin S. V. Upravlencheskoe konsul`tirovanie. 2020. № 3. pp. 61-72.
 8. Noskov S.I., Medvedev A.P. Inzhenernyj vestnik Dona, 2024, №12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2024/9716 (accessed: 26.01.2026).
 9. Zhang B. Third IEEE International Conference on Data Mining, 2003. URL: doi.org/10.1109/ICDM.2003.1250952 (accessed: 26.01.2026).
 10. Peng Jin, Yun-Long Zhu; Kun-Yuan Hu A 2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2007. URL: doi.org/10.1109/ICMLC.2007.4370252 (accessed: 23.01.2026).
 11. Dutt A.; Ismail M.A.; Herawan T.; Hashem I.A. IEEE Access, 2024, Vol.12. URL: doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3496929 (accessed: 26.01.2026).
 12. Park Y.W., Jiang Y., Klabjan D., Williams L. INFORMS Journal on Computing, 2017, Vol. 29, No. 2, pp. 197-346.
-

13. Oficial`ny`j sajt informatsionnogo agentstva cnews.ru. [The official website of the information agency cnews.ru]. URL: cnews.ru/tables/724830bbc86f65d320beb7bb31a1ed4f250a28c2.

14. Bertsimas D., Shioda R. Operations Research, 2007, Vol. 55, №2, pp. 252–271.

15. Noskov S.I., Belyaev S.V. Vestnik texnologicheskogo universiteta, 2025, T.28, №2, pp. 88-91. URL: doi.org/10.55421/1998-7072_2025_28_2_88 (accessed: 26.01.2026).

16. Noskov S.I., Medvedev A.P. Programma identifikatsii parametrov klasternoy lineynoy regressii metodom naimen`shikh moduley [Program for identifying parameters of cluster linear regression using the least absolute deviations method]. Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii programmy dlja JeVM №2025669112. Pravoobladatel': Federal'noe gosudarstvennoe bjudzhetnoe obrazovatel'noe uchrezhdenie vysshego obrazovaniya «Irkutskij gosudarstvennyj universitet putej soobshheniya». Bulletin №8, 2025, pp.1-13; zajavleno 07.07.2025; opublikovano 23.07.2025; zajavka № 2025666996.

17. Noskov S.I., Medvedev A.P., Seredkin S.P. Inzhenernyj vestnik Dona, 2025, №11. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2025/10557 (accessed: 26.01.2026).

Дата поступления: 13.01.2026

Дата публикации: 3.03.2026