

Научно-исследовательский журнал «Modern Economy Success»
<https://mes-journal.ru>

2025, № 5 / 2025, Iss. 5 <https://mes-journal.ru/archives/category/publications>

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности: 5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике (экономические науки)

УДК 331.522



^{1, 2} Гавриленко Ю.Е.,

¹ Объединенный институт ядерных исследований,

² Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова

Вероятностные модели оценки занятости в регионах РФ

Аннотация: настоящее исследование посвящено разработке и применению вероятностных моделей дискретного выбора для оценки уровня занятости в субъектах Российской Федерации. Актуальность работы обусловлена значительной региональной неоднородностью российского рынка труда и проблемой дисбаланса трудовых ресурсов, затрудняющей эффективное использование потенциала страны. Целью исследования является количественная оценка вероятности превышения региональным уровнем занятости общероссийского эталонного значения (63,675%) на основе ключевых социально-экономических индикаторов. В качестве основного аналитического инструмента использовалась логит-модель (бинарная логистическая регрессия), относящаяся к классу моделей дискретного выбора. Моделирование проводилось на панельных среднемесячных данных за период 2014-2024 гг., полученных из официальных источников (Росстат, ЕМИСС). Исходный набор включал двенадцать макроэкономических показателей, таких как среднемесячная заработка, стоимость потребительской корзины, объем депозитов населения, индекс промышленного производства, уровень преступности, строительство жилья и другие. Результирующая бинарная переменная формировалась на основе сравнения фактического уровня занятости с эталоном. Параметры модели оценивались методом максимального правдоподобия с использованием статистического пакета Gretl, с поэтапным исключением статистически незначимых переменных ($p\text{-value} > 0.05$).

Ключевые слова: логит-модель, дискретный выбор, занятость, рынок труда, макроэкономические показатели, регионы РФ

Для цитирования: Гавриленко Ю.Е. Вероятностные модели оценки занятости в регионах РФ // Modern Economy Success. 2025. № 5. С. 80 – 87.

Поступила в редакцию: 2 июня 2025 г.; Одобрена после рецензирования: 1 августа 2025 г.; Принята к публикации: 23 сентября 2025 г.

^{1, 2} Gavrilenko Yu.E.,

¹ Joint Institute for Nuclear Research,

² Plekhanov Russian University of Economics

Probabilistic models of estimation of employment in the regions of the Russian federation

Abstract: the present study is devoted to the development and application of probabilistic discrete choice models for assessing the employment level in the constituent entities of the Russian Federation. The relevance of the work is due to the significant regional heterogeneity of the Russian labor market and the problem of labor resource imbalances, which hinders the effective use of the country's potential. The aim of the study is to quantitatively estimate the probability that the regional employment level will exceed the all-Russian benchmark value (63.675%) based on key socio-economic indicators. As the primary analytical tool, a logit model (binary logistic regression), belonging to the class of discrete choice models, was used. Modeling was conducted on panel average-monthly data for the period 2014-2024, obtained from official sources (Rosstat, EMISS). The original dataset included twelve macroeconomic indicators, such as average monthly wages, cost of the consumer basket,

volume of household deposits, industrial production index, crime rate, housing construction, and others. The resulting binary variable was formed by comparing the actual employment level with the benchmark. Model parameters were estimated by the maximum likelihood method using the Gretl statistical package, with stepwise exclusion of statistically insignificant variables ($p\text{-value} > 0.05$).

Keywords: logit model, discrete choice, employment, labour market, macroeconomic indicators, regions of the Russian Federation

For citation: Gavrilenko Yu.E. Probabilistic models of estimation of employment in the regions of the Russian federation. Modern Economy Success. 2025. 5. P. 80 – 87.

The article was submitted: June 2, 2025; Approved after reviewing: August 1, 2025; Accepted for publication: September 23, 2025.

Введение

Современный рынок труда в России характеризуется значительной региональной неоднородностью и подвержен влиянию множества экономических, демографических и социальных факторов [1]. Одной из наиболее острых проблем остаётся несбалансированность занятости: в одних регионах наблюдается переизбыток трудовых ресурсов, тогда как в других ощущается дефицит квалифицированных кадров. Это затрудняет эффективное использование трудового потенциала страны и требует применения аналитических инструментов для диагностики и прогнозирования ситуации.

Одним из таких инструментов выступают модели дискретного выбора, в частности логистическая регрессия, которая позволяет количественно оценить вероятность того, что уровень занятости в регионе превысит заданный эталон. В настоящем исследовании рассматриваются ключевые социально-экономические показатели, влияющие на занятость в субъектах РФ, а также оценивается их вклад в формирование устойчивости регионального рынка труда [3]. Полученные результаты направлены на поддержку принятия управлеченческих решений в сфере занятости и формирование эффективной государственной и региональной политики.

Материалы и методы исследований

Представленные результаты вероятностно-статистического моделирования получены по данным из Единого хранилища данных за период с 2014 по 2024 гг [6, 10].

Основным методом исследования является логистическая регрессия [7].

Модели дискретного выбора широко используются в социальных и экономических исследованиях, особенно x_2 в x_2 экономике труда, при проведении анализа на микроуровне.

Результаты и обсуждения

Развитие методов статистического и эконометрического анализа играет существенную роль в понимании динамики региональных рынков труда, а также в прогнозировании изменений занятости населения. Перед исследователями встают задачи, связанные с выявлением закономерностей распределения занятости, оценкой факторов, влияющих на формирование структуры рынка труда, и анализом перспектив развития отдельных территорий. Теоретическое осмысление этих вопросов помогает выстраивать долгосрочные стратегии занятости и определять социально-экономические приоритеты развития регионов. На практике же вероятностные модели оказывают прямое влияние на формирование государственной политики, связанной с регулированием безработицы и содействием трудуустройству. Учитывая, что статистические показатели могут варьироваться от региона к региону, возникает необходимость в создании универсальных методологических подходов, которые адекватно отражали бы специфику каждого субъекта РФ.

Вероятностные методы находят применение в оценке рисков безработицы, прогнозировании структурных изменений в экономике и анализе миграционных потоков, связанных с трудуустройством. Важно отметить, что применяемые модели должны корректно учитывать неравномерность социально-экономического развития регионов и специфику отраслевого состава местных экономик. Закономерности, сформированные на базе одной территории, могут слабо работать в другой, поэтому в современных исследованиях делается упор на комплексные, адаптивные, многомерные вероятностные модели занятости, ориентированные на анализ большого массива эмпирических данных. Значимость этого подхода возрастает в условиях постоянно меняющихся экономических реалий, когда конкуренто-

способность регионов во многом определяется способностью оперативно реагировать на изменения в структуре занятости населения. В результате целостное понимание рынка труда формируется благодаря соединению теоретических предпосылок, статистических методов и качественного анализа.

Для оценки отдельных характеристик занятости, таких как продолжительность поисков работы, качество предлагаемых вакансий и уровень заработной платы, часто привлекаются вероятностные модели. Они помогают определить распределение вероятностей нахождения работы в тот или иной период, а также выявить риск длительной безработицы и ее последствия. Важным направлением является изучение индивидуальных и макроэкономических факторов, влияющих на процесс трудоустройства [3]. Сочетание регрессионного анализа, Байесовского подхода и методов теории вероятностей обеспечивает глубокое понимание механизмов формирования занятости. Например, при помощи логит и пробит-моделей исследователи могут оценить вероятность трудоустройства в зависимости от уровня образования, стажа, развития конкретной отрасли и состояния всей экономики. Однако одномерные модели далеко не всегда отражают всю сложность протекающих процессов, поэтому возникает задача их усложнения и расширения до многомерных вероятностных конструкций, учитывающих взаимосвязи между регионами и зависимость различных факторов во времени.

Традиционно одним из ключевых направлений является изучение влияния макроэкономических показателей, таких как валовой региональный продукт, уровень инвестиций в производство и состояние инфраструктуры, которые прямо или косвенно определяют спрос на рабочую силу. Нельзя игнорировать и роль отраслевой структуры экономики, поскольку именно она задает специфику занятости в конкретном регионе. Вероятностные модели позволяют сопоставлять ситуацию на рынке труда при разных сценариях экономического развития. В условиях неопределенности и риска, когда решение о переориентации ресурсов или модернизации предприятий несет в себе значительные потенциальные возможности, особенно важно уметь определить вероятность возникновения дефицита кадров или, напротив, их избытка. Это помогает местным властям и инвестиционным компаниям принимать взвешенные решения, ориентированные на поддержку устойчивого роста занятости населения. Применяемые подходы

стараются учитывать как микрорейтинги хозяйствующих субъектов, так и общие тенденции в мировой экономике. Такой мультиуровневый анализ открывает перспективы для выяснения скрытых корреляций и оценок вероятностной динамики занятости, что становится основой для доказательной социальной политики.

Рассмотрим оценку риска снижения уровня занятости в регионе РФ от общероссийского уровня занятости.

Основными источниками информации служат: Федеральная служба государственной статистики (Росстат), ЕМИСС [6, 10].

В качестве исходных данных были использованы панельные среднемесячные данные уровня занятости по регионам РФ в период 2014-2024 гг. и основные макроэкономические показатели: x_1 – Среднемесячная номинальная начисленная заработка плата работников организаций, руб.; x_2 – Стоимость фиксированного набора потребительских товаров и услуг, руб.; x_3 – Депозиты (вклады) физических лиц, млн руб.; x_4 – Кредиторская задолженность организаций по крупным и средним организациям, млн руб.; x_5 – Удельный вес прибыльных предприятий и организаций в общем количестве, %; x_6 – Индекс физического объема платных услуг населению, %; x_7 – Индексы потребительских цен на товары и услуги, %; x_8 – Индекс промышленного производства, %; x_9 – Индексы цен (тарифов) на грузовые перевозки, %; x_{10} – Численность умерших, чел.; x_{11} – Зарегистрировано преступлений, шт.; x_{12} – Строительство жилых домов, тыс. кв. метров общей площади [2].

Для построения логит-модели приведем результативные переменные к бинарному виду. Рассчитаем эталонное значение, на основании которого результативная переменная будет принимать значения 0 или 1, следующим образом: найдем медиану по данным по месяцам для каждого региона, вычислим медиану медианных значений [8]. Таким образом, эталонное значение уровня занятости по регионам РФ составляет 63,675% к численности населения в возрасте 15-72 года. Если i -е значение уровня занятости (y_{it}) выше эталонного, то значение результативной переменной равно 1, иначе – 0 [14]:

$$y_{it} = \begin{cases} 1, & y_{it} \geq y_i^{\text{эталон}} \\ 0, & y_{it} < y_i^{\text{эталон}} \end{cases} \quad (1)$$

В результате получаем матрицу панельных данных, содержащую исходные значения факторов и бинарные значения результативных переменных. На основе данной матрицы построим логит-модели. С помощью статистического пакета

Gretl получили параметры логит-модели для первого случая [14]. Из результатов моделирования следует, что такие переменные как x_4 – Кредиторская задолженность организаций по крупным и средним организациям, млн руб.; x_8 – Индекс промышленного производства, % оказались статистически незначимыми. Об этом свидетельствуют их значения $p\text{-value}$, превышающие 5% уровень значимости.

Продолжим построение логит-модели до тех пор, пока все переменные не окажутся значимыми. Проведем данную процедуру в несколько этапов: на каждом этапе из модели устраняется та переменная, у которой наибольшее значение $p\text{-value}$. В данном случае на втором этапе

$$z = -2,556 + 0,0001x_1 - 0,0002x_2 + 0,000001x_3 + 0,0114x_5 + 0,0048x_6 + \\ 0,0134x_7 - 0,0036x_9 + 0,00001x_{10} - 0,00002x_{11} + 0,0024x_{12}$$

Вероятность того, что уровень занятости в регионах РФ будет выше эталонного значения, равна 0,602.

Рассмотрим предельные эффекты от воздействия объясняющих переменных на зависимую переменную (угловые коэффициенты). Для переменной Стоимость фиксированного набора потребительских товаров и услуг получили угловой коэффициент, равный 0,0002. Это означает, что при увеличении данного фактора на 1% и при условии сохранения всех остальных переменных на уровне их средних значений вероятность увеличения уровня занятости в регионах РФ снизится на 0,0002 процента. Аналогично проанализируем другие угловые коэффициенты, дающие обратный эффект: рост индекса цен на грузовые перевозки снижает вероятность роста уровня занятости от эталонного значения на 0,0036 процента; каждое новое преступление на 100 000 человек снижает вероятность роста уровня занятости от эталонного значения на 0,00002 процента. Проинтерпретируем угловые коэффициенты, дающие прямой эффект: при увеличении заработной платы работников на 1% и при условии сохранения всех остальных переменных на уровне их средних значений вероятность роста уровня занятости в регионах РФ увеличится на 0,0001 процента, каждый дополнительный депозит физических лиц повышает вероятность на 0,000001 процента; увеличение удельного веса прибыльных предприятий и организаций – на 0,0114 процента; увеличение индекса физического объема платных услуг населению – на 0,0048 процента; увеличение индекса потребительских цен на товары и услуги – на 0,0134 процента; увеличение численности умерших – на 0,00001

построения логит-модели удалим переменную x_4 , затем исключим переменную x_8 .

В итоге получим значимую модель с десятью объясняющими переменными (см. рисунок 1).

Согласно полученным оценкам логит-модели, вероятность того, что уровень занятости по регионам РФ превысит общероссийский уровень (\hat{y}_l), имеет вид:

$$\hat{y}_l = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (2)$$

где

процента; увеличение строительства жилых домов – на 0,0024 процента.

Проверим качество полученной модели с использованием матрицы неточностей [4]. Согласно элементам матрицы неточностей, приведенной на рис. 1, можно сделать выводы для каждого из возможных случаев сопоставления результатов прогнозирования с фактически наблюдаемыми значениями зависимой переменной.

Однако важно помнить, что результаты вероятностного моделирования зависят от качества и полноты статистической информации, на основе которой строятся анализируемые модели. Если исходные данные содержат ошибки, не отражают текущих тенденций или имеют существенную временную задержку, то прогнозы и оценки могут оказаться далекими от реальности. С другой стороны, сама методология вероятностного подхода делает систему исследований более гибкой при наличии шумов и неполноты данных. При корректном применении методов пропорционального и вероятностного взвешивания возможно учесть ряд неопределенностей и добиться более точной интерпретации полученных результатов [14]. Поэтому сбор, мониторинг и актуализация данных по уровням занятости и безработицы в регионах РФ входят в число главных условий корректного статистического анализа. В совокупности этот путь позволяет найти оптимальное соотношение между теоретическими изысканиями и реальными практическими потребностями в управлении и прогнозировании.

Модель 2: Логит, использованы наблюдения 1-10320					
Зависимая переменная: у1					
Стандартные ошибки рассчитаны на основе Гессиана					
	Коэффициент	Ст. ошибка	z	P-значение	
const	-2,55601	0,460230	-5,554	2,80e-08	***
x1	6,54202e-05	2,75199e-06	23,77	6,51e-125	***
x2	-0,000159933	1,27314e-05	-12,56	3,41e-36	***
x3	5,02393e-07	9,96839e-08	5,040	4,66e-07	***
x5	0,0114024	0,00324131	3,518	0,0004	***
x6	0,00478521	0,00170816	2,801	0,0051	***
x7	0,0133744	0,00381825	3,503	0,0005	***
x9	-0,00361115	0,00152161	-2,373	0,0176	**
x10	1,18369e-05	5,55473e-06	2,131	0,0331	**
x11	-1,65456e-05	4,78363e-06	-3,459	0,0005	***
x12	0,00240519	0,000293023	8,208	2,25e-16	***
Среднее зав. перемен	0,529942	Ст. откл. зав. перемен	0,499127		
R-квадрат Макфаддена	0,132654	Испр. R-квадрат	0,131112		
Лог. правдоподобие	-6188,308	Крит. Акаике	12398,62		
Крит. Шварца	12478,28	Крит. Хеннана-Куинна	12425,54		
Количество 'корректно предсказанных' случаев = 6697 (64,9%)					
f(beta'x) для среднего значения независимых переменных = 0,240					
Критерий отношения правдоподобия: Хи-квадрат(10) = 1892,91 [0,0000]					
Предсказанные					
0 1					
Наблюдаемые 0 3485 1366					
1 2257 3212					

Рис. 1. Результаты моделирования логит-модели с десятью объясняющими переменными.
Fig. 1. Results of modeling a logit model with ten explanatory variables.

Рассмотрим различные исходы.

1. Фактически наблюданное значение для i -го наблюдения $y_i = 1$ и предсказанное по логит-модели $\hat{y}_i = 1$. Таких совпадений 3485.

2. Фактически наблюданное значение для i -го наблюдения $y_i = 0$ и предсказанное по логит-модели $\hat{y}_i = 0$. Таких совпадений 3212.

3. Фактически наблюданное значение для i -го наблюдения $y_i = 1$ и предсказанное по логит-модели $\hat{y}_i = 0$. Таких совпадений 1366.

4. Фактически наблюданное значение для i -го наблюдения $y_i = 0$ и предсказанное по логит-модели $\hat{y}_i = 1$. Таких совпадений 2257.

Таким образом, можно обобщить, что по результатам оценивания логит-модели количество фактически совпавших значений с имеющимися наблюдениями – 64,9% от общего числа данных.

Проанализируем устойчивость вероятности относительного факторов полученной модели. Поэтапно будем снижать каждый фактор в отдельности на 10%, рассчитывать вероятность

превышения эталонного значения и сравнивать с вероятностью в средней точке. Расчетные значения факторов приведены в табл. 1.

Таким образом, если численность умерших уменьшится на 10%, вероятность того, что уровень занятости будет выше эталонного значения, уменьшается на 0,6%. Обратный эффект показал фактор зарегистрировано преступлений: если данный фактор снизится на 10%, то вероятность того, что уровень занятости будет выше эталонного значения, увеличивается на 1,1%.

Проанализировав таблицу, можно сделать вывод о том, что наибольшее снижение вероятности достигается при снижении среднемесячной номинальной заработной платы: если данный фактор снизится на 10%, то вероятность того, что уровень занятости будет выше эталонного значения, уменьшится на 6,8%. Наибольшее увеличение вероятности достигается при снижении на 10% стоимости фиксированного набора потребительских товаров и услуг: в данном случае вероятность того, что уровень занятости будет выше общероссийского уровня занятости, увеличится на 5,9%.

Таблица 1

Последовательность расчета вероятностей для различных значений факторов модели дискретного выбора.
Table 1

Sequence of calculating probabilities for different values of factors of the discrete choice model.

Переменная	Среднее значение x_i	Вероятность при среднем уровне факторов	Вероятность при уменьшении фактора на 10% и неизменности остальных факторов	Изменение вероятности
Депозиты (вклады) физических лиц, млн руб.	677 425,42	0,602	0,594	-0,008
Среднемесячная nominalная начисленная заработка работников организаций, руб.	42 633,6255	0,602	0,534	-0,068
Стоимость фиксированного набора потребительских товаров и услуг, руб.	15 885,6903	0,602	0,661	0,059
Удельный вес прибыльных предприятий и организаций в общем количестве, %,	65,8185	0,602	0,584	-0,018
Индекс физического объема платных услуг населению, %	100,0605	0,602	0,591	-0,011
Индексы потребительских цен на товары и услуги, %	106,8626	0,602	0,568	-0,04
Индексы цен (тарифов) на грузовые перевозки, %	104,531	0,602	0,611	0,009
Численность умерших, чел.	24 491,9316	0,602	0,596	-0,006
Зарегистрировано преступлений, шт.	25 985,7517	0,602	0,613	0,011
Строительство жилых домов, тыс. кв. метров общей площади	100,6083	0,602	0,597	-0,005

Выходы

Современные вероятностные модели активно используют машинное обучение и обработку больших данных. Объем информации, доступный для анализа, существенно вырос за последние годы, а возможности компьютерной техники позволяют решать задачи, которые ранее были слишком трудоемки с точки зрения вычислительных ресурсов. В сочетании с математическими методами, изучающими случайные процессы, эти технологии помогают реализовывать идеи кластеризации регионов по схожим экономическим признакам и выявлять паттерны формирования занятости в разных условиях [1]. Машинное обучение дает возможность не только строить прогнозы, но и выявлять потенциально неожиданные корреляции, которые могут ускользнуть от классических эконометрических подходов. Модели

классификации, регрессии, деревья принятия решений и нейронные сети востребованы при формировании распределения вероятностей занятости, особенно если учесть большое число социальных, демографических и экономических факторов. Обращение к большим данным предполагает постоянное обновление и уточнение параметров моделей, чтобы они сохраняли адекватность в меняющихся условиях рынка.

Одно из концептуальных направлений исследований занятости в регионах – оценка влияния государственных программ на мотивацию к поиску работы, стажировки и переобучение. В ряде случаев государство реализует меры поддержки, направленные на стимулирование занятости тех или иных категорий населения: молодежи, людей предпенсионного возраста, инвалидов. Вероятностные модели дают ответ на вопрос о том, какова вероятность успеха

подобных мер в конкретном регионе [7]. Они позволяют оценить, будет ли вложение государственных средств эффективным и в каких условиях достигается максимальная результативность программ социальной поддержки. Для этого в модель включаются параметры, связанные с регулярностью финансирования, уровнем

доходов населения и экономической географией локального рынка труда. Систематический учет таких факторов делает программные решения более обоснованными и помогает оптимизировать процесс распределения средств на основе вероятностной оценки результативности.

Список источников

1. Алексеева М. М., Панова И.Г. Экономика труда: учебник для вузов. М.: Юрайт, 2021. 410 с.
2. Глущенко Ю.В. Пространственная экономика и региональные исследования: монография. Новосибирск: СО РАН, 2019. 312 с.
3. Глубоковская И.Г. Региональные рынки труда: проблемы и перспективы развития: монография. М.: ИНФРА-М, 2020. 256 с.
4. Гринберг Р.С., Рубинштейн А.Я., Бессонов В.А. Рынок труда: теория, практика, регулирование. М.: Наука, 2022. 352 с.
5. Гусев В.Е. Математические методы в экономике: учебник. М.: Юрайт, 2021. 398 с.
6. Единая межведомственная информационно-статистическая система (ЕМИСС) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://fedstat.ru> (дата обращения: 25.03.2025)
7. Зеленый В.М., Суслов Д.А. Методы дискретного анализа : учебное пособие. М.: Физматлит, 2020. 264 с.
8. Липситц И.В. Экономическая социология: рынок труда : учебное пособие. М.: КНОРУС, 2020. 288 с.
9. Мельникова Е.Б. Статистические методы анализа социально-экономических процессов: учеб. пособие. М.: Финансы и статистика, 2020. 320 с.
10. Росстат. Федеральная служба государственной статистики [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru> (дата обращения: 25.03.2025)
11. Train K. Discrete Choice Methods with Simulation. Cambridge: Cambridge University Press, 2009. 388 p.
12. Wooldridge J.M. Introductory Econometrics: A Modern Approach. 6th ed. Boston: Cengage Learning, 2019. 912 p.
13. Greene W.H. Econometric Analysis. – 8th ed. – Boston : Pearson Education, 2018. 1176 p.
14. Gretl: GNU Regression, Econometrics and Time-series Library [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://gretl.sourceforge.net> (дата обращения: 25.03.2025)

References

1. Alekseeva M.M., Panova I.G. Labor Economics: a textbook for universities. Moscow: Yurait, 2021. 410 p.
2. Glushchenko Yu.V. Spatial Economics and Regional Studies: a monograph. Novosibirsk: SB RAS, 2019. 312 p.
3. Glubokovskaya I.G. Regional Labor Markets: Problems and Development Prospects: a monograph. Moscow: INFRA-M, 2020. 256 p.
4. Grinberg R.S., Rubinstein A.Ya., Bessonov V.A. Labor Market: Theory, Practice, Regulation. Moscow: Nauka, 2022. 352 p.
5. Gusev V.E. Mathematical Methods in Economics: a textbook. Moscow: Yurait, 2021. 398 p.
6. Unified Interdepartmental Information and Statistical System (EMISS) [Electronic resource]. Access mode: <https://fedstat.ru> (date of access: 03.25.2025)
7. Zeleny V.M., Suslov D.A. Methods of discrete analysis: a tutorial. Moscow: Fizmatlit, 2020. 264 p.
8. Lipsits I.V. Economic sociology: labor market: a tutorial. Moscow: KNORUS, 2020. 288 p.
9. Melnikova E.B. Statistical methods for analyzing socio-economic processes: a tutorial. Moscow: Finance and Statistics, 2020. 320 p.
10. Rosstat. Federal State Statistics Service [Electronic resource]. Access mode: <https://rosstat.gov.ru> (date of access: 25.03.2025)
11. Train K. Discrete Choice Methods with Simulation. Cambridge: Cambridge University Press, 2009. 388 p.
12. Wooldridge J.M. Introductory Econometrics: A Modern Approach. 6th ed. Boston: Cengage Learning, 2019. 912 p.

13. Greene W.H. *Econometric Analysis*. – 8th ed. – Boston : Pearson Education, 2018. 1176 p.
14. Gretl: GNU Regression, Econometrics and Time-series Library [Electronic resource]. Access mode: <http://gretl.sourceforge.net> (date of access: 25.03.2025)

Информация об авторе

Гавриленко Ю.Е., инженер-программист, Объединенный институт ядерных исследований, лаборатории информационных технологий; лаборант-исследователь, Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова, научная лаборатория «Облачных технологий и аналитики Больших данных», juliagavrilenko97@yandex.ru

© Гавриленко Ю.Е., 2025