

**МОДЕЛИРОВАНИЕ МОТИВАЦИИ ТОП-МЕНЕДЖМЕНТА  
УПРАВЛЯЮЩИХ СТРУКТУР РЕГИОНОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ  
ЛОГИСТИЧЕСКОЙ РЕГРЕССИИ\*****Сергей Николаевич ЯШИН<sup>a</sup>; Егор Викторович КОШЕЛЕВ<sup>b</sup>,  
Дмитрий Андреевич СУХАНОВ<sup>c</sup>**

<sup>a</sup> доктор экономических наук, профессор,  
заведующий кафедрой менеджмента и государственного управления,  
Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет  
имени Н.И. Лобачевского (ННГУ),  
Нижний Новгород, Российская Федерация  
jashinsn@yandex.ru  
<https://orcid.org/0000-0002-7182-2808>  
SPIN-код: 4191-7293

<sup>b</sup> кандидат экономических наук, доцент кафедры менеджмента и государственного управления,  
Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет  
имени Н.И. Лобачевского (ННГУ),  
Нижний Новгород, Российская Федерация  
ekoshelev@yandex.ru  
<https://orcid.org/0000-0001-5290-7913>  
SPIN-код: 8429-5702

<sup>c</sup> кандидат экономических наук, преподаватель, НОЧУ ДПО «Биота — Плюс»,  
Нижний Новгород, Российская Федерация  
svx85@yandex.ru  
<https://orcid.org/0000-0002-4600-0108>  
SPIN-код: 4012-2672

\* Ответственный автор

**История статьи:**

Reg. № 574/2022  
Получена 15.12.2022  
Получена в  
доработанном виде  
29.12.2022  
Одобрена 19.01.2023  
Доступна онлайн  
28.02.2023

УДК 332.142.2  
JEL: C01, C55, E17,  
M12, O21

**Ключевые слова:**

мотивация  
топ-менеджмента,  
логистическая  
регрессия

**Аннотация**

**Предмет.** Моделирование мотивации топ-менеджеров управляющих структур регионов, чтобы привести в соответствие интересы населения, государства и топ-менеджеров государственных структур и инновационных предприятий.

**Цели.** Создание модели мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов.

**Методология.** Использована логистическая регрессия.

**Результаты.** Представленная модель охватывает материальную и нематериальную мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов, управляющих структур инновационных предприятий и неформальных объединений инновационно-индустриальных кластеров в регионах страны. Обоснована важность диапазонов планируемых параметров модели, которые были получены для регионов-лидеров. При этом диапазоны составляются для каждой целевой функции, то есть нематериальной, материальной мотивации и стратегического потенциала. Это говорит о гибкости модели, основанной на логистической регрессии.

**Выводы.** Результаты могут быть полезны государственным структурам для разработки рациональной системы материальной и нематериальной

\* Исследование выполнено в рамках реализации программы стратегического академического лидерства «Приоритет 2030», проект Н-426-99\_2022-2023 «Социально-экономические модели и технологии развития креативного человеческого капитала в инновационном обществе».

мотивации топ-менеджеров, а также управляющим структурам инновационно развивающихся предприятий регионов.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2022

---

**Для цитирования:** Яшин С.Н., Кошелев Е.В., Суханов Д.А. Моделирование мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов с применением логистической регрессии // *Финансы и кредит*. — 2023. — Т. 29, № 2. — С. 262 — 289.  
<https://doi.org/10.24891/fc.29.2.262>

---

Вопросы материальной и нематериальной мотивации топ-менеджмента управляющих структур региона и неформальных объединений инновационно-индустриального кластера являются ключевыми для реализации стратегических целей социально-экономического развития промышленного региона, в котором находятся кластеры. Решения топ-менеджеров во многом определяют успешность развития региона также в тактическом плане, подразумевающем достаточную гибкость в принятии управленческих решений. Выделение при этом материальной и нематериальной составляющих мотивации позволяет решать топ-менеджерам задачи разного характера — от общих государственных проблем инновационного развития региона до задач повышения уровня благосостояния населения региона вследствие внедрения технических, организационных и маркетинговых новшеств.

В современных условиях наличия и обработки большого массива данных (Big Data) приходится оптимизировать масштабные проекты в сфере управления развитием государства и его регионов. Решением подобных вопросов занимается наука о данных (Data Science). Моделирование мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов страны является одним из таких проектов.

Однако в науке о данных существует ряд проблем, которые требуют решения. Это является основным стимулом ее современного развития.

Изначально появившаяся в США наука о данных как дисциплина потенциально предлагает множество рабочих мест возможным сотрудникам, в то время как традиционные роли, основанные на информационных науках, продолжают сокращаться по мере уменьшения бюджетов в Соединенных Штатах Америки [1]. Кроме того, цель состоит в том, чтобы понять, каким образом наука о данных может извлечь выгоду из взаимно симбиотических отношений с областью науки об информации, поскольку по статистике ученые в области данных тратят слишком много времени на подготовку информации и недостаточно времени на проведение научных исследований.

Сведения из различных исследовательских программ все чаще используются директивными органами, исследователями и частным сектором для принятия решений на основе данных, связанных с изменением и изменчивостью климата. Климатические услуги становятся связующим звеном для сокращения разрыва

между климатологической наукой и ее потребителями. Глобальная рамочная программа климатических услуг (GFCS) Всемирной метеорологической организации (WMO) обеспечивает основу для развития климатических услуг и определяет оценку качества наряду с ее использованием в руководстве для пользователей в качестве одного из ключевых аспектов предоставления услуг. Это дает дополнительный стимул для обсуждения того, на каком типе качественной информации нужно сосредоточиться и как представить ее пользователям. Качество стало важным ключевым словом для тех, кто работает с данными в частном и в государственном секторах. В настоящее время значительные ресурсы выделяются на управление качеством процессов и продуктов. Управление качеством гарантирует надежность и удобство использования обслуживаемого продукта, выступая ключевым элементом для укрепления доверия между потребителями и поставщиками. Ненадежные данные могут привести в лучшем случае к негативному экономическому воздействию, а в худшем — к угрозе климатической безопасности. Постепенно взяв на себя обязательство установить такую доверительную связь, а также обеспечить достаточное руководство для пользователей, Служба Коперника по изменению климата (C3S) осуществила значительные инвестиции в развитие функции оценки и контроля качества (EQC). Эта функция предлагает однородную управляемую пользователем услугу для качества хранилища климатических данных C3S (CDS). К. Лакагина и др. [2] фокусируют внимание на компоненте EQC, предназначенном для оценки наборов данных CDS, которые включают спутниковые наблюдения и наблюдения на месте, повторный анализ, климатические прогнозы и сезонные прогнозы. Функция EQC характеризуется двухуровневой системой обзора, призванной гарантировать качество информации набора данных. Хотя необходимость оценки качества климатических данных признана, методологии, метрики, рамки оценки и способы представления всей этой информации пользователям никогда ранее не разрабатывались в рамках оперативной службы, охватывающей все основные категории наборов климатических данных. Создание базовых технических решений создает беспрецедентные проблемы и делает подход C3S EQC уникальным. Авторы описывают разработку и внедрение функции оперативного EQC, обеспечивающей общую услугу управления качеством для всех данных CDS.

Наука с открытым исходным кодом основана на открытых и свободных ресурсах, которые включают данные, метаданные, программное обеспечение и рабочие процессы. Обоснованные решения о том, использовать ли и как использовать цифровые наборы данных, зависят от понимания качества лежащей в основе информации. Вместе с тем качественная информация, которая трудно поддается проверке и зачастую является конкретной для конкретного контекста, в настоящее время не является легкодоступной для обмена в рамках различных дисциплин и между ними [3].

Научные сообщества все чаще публикуют данные для оценки, аккредитации и развития опубликованных исследований. Тем не менее рекомендации по обработке информации для публикации являются редкими для исследований, связанных с моделированием, что ограничивает удобство использования архивных сведений. В руководящих принципах рекомендуется архивировать входные данные модели и тестировать данные, используемые в конечных прогонах моделирования, а также связанные с ними коды, сценарии рабочего процесса и метаданные в общедоступных репозиториях [4].

Ряд решений обозначенных проблем заслуживают отдельного внимания. Так, например, М.Г. Фольгадо и В. Санз [5] проиллюстрировали использование методов Data Science для анализа сложной коммуникации между людьми. В частности, они рассмотрели твиты лидеров политических партий как динамичное посредничество в политических программах и идеях. Ученые также изучили временную эволюцию их содержания как реакцию на конкретные события. Они проанализировали уровни позитивных и негативных настроений в твитах, используя новые инструменты, адаптированные к социальным сетям. Кроме того, авторы обучили полностью подключенную нейронную сеть (FCNN) распознавать политическую принадлежность твита.

Одним из достаточно качественных методов обработки большого массива данных является логистическая регрессия. Например, статья Дж. Пенг, К. Ли и Г. Ингерсолла [6] демонстрирует предпочтительную схему применения логистических методов с иллюстрацией логистической регрессии, применяемой к набору данных при проверке исследовательской гипотезы. Также предлагаются рекомендации для соответствующих форматов отчетности результатов логистической регрессии и минимального отношения наблюдения к предиктору.

В исследовании Е. Боатенга и Д. Абая [7] изучалась и рассматривалась модель логистической регрессии (LR), многопараметрический метод моделирования взаимосвязи между несколькими независимыми переменными и категориально зависимой переменной с акцентом на медицинские исследования. Авторы рекомендуют исследователям быть более строгими и уделять больше внимания руководящим принципам, касающимся использования и отчетности моделей LR.

Логистическая регрессия также успешно применяется в исследованиях проблем образования и медицины. Проблема с успеваемостью студентов в первый год обучения была предметом многих исследований. М. Рамосако, М. Хасани и А. Дами [8] использовали возможность, которую предлагает бинарная модель логистической регрессии. Они рассмотрели вопросы представления и анализа результатов исследования успеваемости студентов Влерского университета путем установления более общей оценки. Предполагалось, что результаты учащихся зависят от пола, типа частной или государственной школы, их местоположения и т.д. Подход логистической регрессии применялся для изучения результатов студентов после

первого семестра в соответствии с упомянутыми переменными. Анализ состоял из изучения влияния этих независимых факторов на успеваемость студентов в первый год обучения.

В статье К. Абдулгандера [9] метод бинарного логистического регрессионного анализа (BLRA) был применен для построения лучшей модели для данных о гепатите с использованием наилучшей регрессии подмножеств и ступенчатых процедур и в зависимости от некоторых лабораторных тестов, таких как глутамат оксалаат трансминаза, глутамат пируват трансминаза, щелочная фосфатаза и общий сывороточный билирубин, которые представляют собой пояснительные переменные. Кроме того, методика используется для классификации людей на две группы, которые инфицированы и не инфицированы вирусным гепатитом. Видимая правильная классификация составила около 98%, что представляет высокую способность модели к классификации.

Если машинное обучение может автоматически идентифицировать раковые клетки, это обеспечит значительные преимущества для медицинской системы. Процесс автоматизации, вероятно, улучшит эффективность процесса обнаружения, и он также может обеспечить более высокую точность обнаружения за счет удаления внутренних субъективных человеческих факторов в процессе. Начиная с данных измерений клеток биопсии у женщин с аномальными массами молочной железы, алгоритм логистической регрессии применяется для изучения эффективности машинного обучения для выявления рака [10].

Особый интерес представляет то, насколько успешно логистическая регрессия применяется в экономике и финансах.

Категориальные данные играют значительную роль в представлении статистических двоичных переменных, и они анализируются посредством группирования переменной ответа в упорядоченные категории. Таким образом, зависимая переменная становится типом двоичной качественной переменной. Данные, относящиеся к финансовому положению стран мира, классифицируются в рамках категориальных данных. Работа З. Аль Хафайи [11] направлена на изучение экономических последствий различных факторов индивида для определения уровня богатства или бедности отобранного населения стран. Кроме того, для оценки этих уровней создана модель логистической регрессии. Результаты работы для данных WB и Matlab успешно доказали способность модели логистической регрессии манипулировать категориальными данными и прогнозировать коэффициенты соответствующих регрессионных моделей.

В статье И. Олескив и Д. Мирзоевой [12] изучено влияние денежных переводов на экономический рост на Украине. Для проведения исследования была применена логистическая регрессия. Объемы потребления, экспорта и импорта были включены в логистическую модель в качестве переменных, которые способствуют расчету

ВВП. Изменяя денежные переводы, авторы определяют их уровень, что приводит к росту ВВП. В частности, было установлено, что экономический рост будет достигнут, если денежные переводы увеличатся на 2% при прочих условиях.

В работе К. Ли и др. [13] рассматривается и прогнозируется управление финансовыми рисками организации с использованием модели логистической регрессии. Ее применение позволяет одновременно анализировать различные факторы риска как дискретные и непрерывные переменные, а также анализировать взаимодействия и смешивания внешних переменных. Этот метод подходит для широкого применения на практике, поскольку он показал исключительные результаты в данном исследовании, которые на 16,24% лучше, чем результаты обычной регрессии.

В исследовании С.С. Али и др. [14] модель логистической регрессии применялась для прогнозирования эффективности запасов. Для этой цели в качестве независимых переменных использовались различные финансовые и бухгалтерские коэффициенты, а в качестве зависимой переменной — показатели запасов («хорошие» или «плохие»). Результат показывает, что финансовые и бухгалтерские коэффициенты качественно предсказывают эффективность запасов. Это исследование показывает, что модель логистической регрессии может использоваться инвесторами, отдельными лицами, а также учреждениями или управляющими фондами для повышения их способности прогнозировать «хорошие или плохие» акции.

В работе Й. Зизи, М. Оудгоу и А. Эль Моуддена [15] выделены факторы, определяющие и прогнозирующие финансовые недостатки малых и средних предприятий (МСП). В этих условиях авторы выбрали количественный метод, основанный на выборке эффективных и неэффективных МСП марокканского банка. Основные результаты различных оптимальных моделей получены пошаговым методом оценки логистической регрессии. Эти результаты показывают в обычном экономическом контексте, что переменные, различающие эффективные и неэффективные МСП, являются основными предикторами финансовых неудач.

В настоящей работе мы будем применять логистическую регрессию для моделирования мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов страны. Данная проблема уже давно привлекает внимание различных ученых. Рациональная мотивация топ-менеджеров также важна и в крупных корпорациях, тем более, что некоторые технологии, применяемые в этом случае, можно использовать и в государственной службе.

Так, в работе И. Попадинец и др. [16] по методу линейной множественной регрессии была построена система уравнений для описания экономико-математической модели мотивации менеджмента на нефтегазовых предприятиях,

которая после повторных экспериментов обеспечивала диагностику показателей до, во время и после реализации модели мотивации менеджмента.

Концепция мотивации государственной службы привлекала значительный интерес исследователей и практиков как полезная поведенческая конструкция, которую руководители государственного сектора могут использовать для мотивации, привлечения и удержания сотрудников. В исследовании Т. Хеймдаддина и Т. Энгберса [17] используется протокол PRISMA (предпочтительные элементы отчетности для систематических обзоров и метаанализа) для систематического выявления паттернов в прошлых исследованиях для информирования исследователей и практиков. В частности, протокол призван:

- 1) дать описательный отчет о состоянии лидерства и мотивации на государственной службе;
- 2) определить закономерности причинно-следственной связи между лидерством и мотивацией на государственной службе;
- 3) понять стиль лидерства и его связь с мотивационными результатами на государственной службе;
- 4) определить любые контекстуальные факторы, сдерживающие лидерство и исследования мотивации на государственной службе.

С ростом давления и требований со стороны государственного сектора в отношении повышения эффективности, результативности и подотчетности идея мотивации государственной службы (PSM) и эффективности работы организации (ОР) стала более актуальной и критически важной. Исследование С.С. Зубаира, М.А. Хана и А.Т. Мукарама [18] предполагает, что PSM приводит к более высокому уровню организационной эффективности среди должностных лиц государственного сектора, а также исследует промежуточные эффекты альтруизма (ALT), воспринимаемого социального воздействия (PSI) и политической поддержки (PS) в данном контексте. Моделирование структурных уравнений на основе ковариации использовалось для проверки гипотетической модели. После проверки модели измерения была разработана структурная модель для проверки различных сценариев, предсказанных в гипотезах. Анализ показал, что PSM, PS и ALT имеют положительную связь с ОР, тогда как связь PSM с PS установить не удалось.

На основе социально желательной ответной теории в работе С. Сана [19] изучается теоретический механизм и граничный эффект взаимосвязи между мотивацией государственной службы и аффективной приверженностью переменам. Это исследование показало, что переговорное поведение частично опосредует взаимосвязь между мотивацией к государственной службе и аффективной приверженностью к изменениям.

В работе С.Н. Яшина, Е.В. Кошелева и Д.А. Суханова<sup>1</sup> уже проводилось исследование создания модели мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов, что позволило поставить нематериальную мотивацию топ-менеджеров в зависимость от достигнутого стратегического потенциала региона и их материальной мотивации. Для этого решалась трехцелевая задача глобальной оптимизации коэффициента естественного прироста населения с помощью многоцелевого генетического алгоритма. Опираясь на данные этой работы, применим теперь для этой же задачи логистическую регрессию. Кроме того, проведем верификацию полученной модели.

Настоящая модель охватывает материальную и нематериальную мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов, управляющих структур инновационных предприятий и неформальных объединений инновационно-индустриальных кластеров в регионах страны. При этом считаем, что неформальные объединения являются составной частью управляющих структур регионов и инновационных предприятий, поэтому отдельно их анализировать не будем.

Представим этапы реализации модели на *рис. 1*.

**Этап 1** — сбор и группировка данных для построения регрессионных моделей. В качестве целевой функции рассматриваем коэффициент естественного прироста населения на 1 000 человек ( $y$ ). Считаем, что регионы с инновационно-индустриальными кластерами в них развиваются успешно, если данный коэффициент положительный. Для логистической регрессии значения коэффициента переводит в бинарный формат. Если значение положительно, то будет 1 или True. Если же оно отрицательно, то будет 0 или False. Параметры, от которых зависит целевая функция, соответственно для нематериальной, материальной мотивации топ-менеджмента и наличия стратегического потенциала у регионов собираются минимум для 10 лет в *табл. 1*. С учетом того, что мы анализируем только те регионы, в которых имеются инновационно-индустриальные кластеры, утвержденные Правительством РФ, получаются 20 регионов из 85 возможных. В итоге для 10 лет получается матрица данных размерностью  $200 \times 10$ . В *табл. 1* показаны лишь данные для последнего тренировочного года модели, то есть 2019 г.

Первые три фактора в *табл. 1* характеризуют систему нематериального поощрения топ-менеджеров в государственных структурах, следующие три — систему их материального поощрения, а последние три — имеющийся стратегический потенциал региона, необходимый для его дальнейшего успешного развития. При этом первые три фактора отражают эффективность решения общегосударственных

---

<sup>1</sup> Яшин С.Н., Кошелев Е.В., Суханов Д.А. Моделирование мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов с использованием многоцелевого генетического алгоритма // *Финансы и кредит*. 2022. Т. 28. № 5. С. 972—999.

задач, а следующие три — эффективность решения приоритетных для населения задач. Приоритеты населения важнее, следовательно, эффективность их выполнения нужно мотивировать материально. Реализацию же общегосударственных задач мы рекомендуем мотивировать нематериально.

**Этап 2** — построение логистических регрессий нематериальной, материальной мотивации и стратегического потенциала. В общем виде уравнение логистической регрессии<sup>2</sup> выглядит так:

$$y = \frac{\exp\{b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_n x_n\}}{1 + \exp\{b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_n x_n\}}.$$

В пробит- и логит-регрессии бинарный отклик моделируется как непрерывная переменная, принимающая значения из сегмента  $[0; 1]$ <sup>3</sup>:

если  $y \in [0; 0,5]$ , то  $y = 0$ ; если  $y \in (0,5; 1]$ , то  $y = 1$ .

Логистические регрессии для нематериальной, материальной мотивации и стратегического потенциала в зависимости от соответствующих  $x_1$ ,  $x_2$  и  $x_3$  строим в программе Statistica. Согласно известной проблеме «проклятия размерности» все трем обозначенные целевые функции строим в зависимости от малого числа переменных, то есть  $x_1$ ,  $x_2$  и  $x_3$ , что позволяет снизить ошибку моделей на будущих тестовых данных [20].

**Этап 3** — верификация полученных регрессий согласно данным нового периода наблюдения. В качестве тестового нового периода принимается 2020 г. Такая верификация модели позволяет выяснить, насколько успешно построена логистическая регрессия даже без ее машинного обучения. Верификация проводится в *табл. 2*.

**Этап 4** — определении регионов-лидеров и диапазонов планируемых параметров моделей. На основе имеющихся в *табл. 1* входных данных находим те регионы, для которых факт прироста коэффициента прироста населения ( $y=1$ ) чаще совпадает с прогнозом согласно полученным логистическим регрессиям. В результате получаем диапазоны мест, занимаемых субъектами в РФ, соответствующие регионам-лидерам (*табл. 3*). В ней показаны лишь данные для последнего тренировочного года модели, то есть 2019 г.

**Этап 5** — оценка соответствия регионов планируемым параметрам моделей. На данном этапе анализируется то, соответствуют ли места, занимаемые исследуемыми субъектами в РФ, диапазону желаемых мест, которые были получены на предыдущем этапе. Если такое соответствие фактически наблюдается,

<sup>2</sup> Халафян А.А. STATISTICA 6. Статистический анализ данных: учеб. пособ. 3-е изд. М.: Бином-Пресс, 2007. 512 с.

<sup>3</sup> Там же.

то топ-менеджеров государственных структур следует поощрять нематериально или материально — в зависимости от того, в какой функции мотивации наблюдается соответствие.

Представленный алгоритм применяется отдельно для управляющих структур регионов и инновационных предприятий.

Рассмотрим процесс моделирования мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов и инновационных предприятий, применяя для этого логистическую регрессию. В завершении сделаем выводы для конкретного региона — для Нижегородской области.

Моделирование мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов. Логистические регрессии, построенные по данным *табл. 1* за 10 лет с 2010 по 2019 г. для нематериальной, материальной мотивации топ-менеджмента и стратегического потенциала региона получены в программе Statistica и представлены на *рис. 2–4*. Уравнения регрессий:

- для нематериальной мотивации (*рис. 2*):

$$y = \frac{\exp\{0,296939 - 0,03000692 x_1 - 0,006788157 x_2 + 0,01531825 x_3\}}{1 + \exp\{0,296939 - 0,03000692 x_1 - 0,006788157 x_2 + 0,01531825 x_3\}};$$

- для материальной мотивации (*рис. 3*):

$$y = \frac{\exp\{-3,441376 - 0,02086545 x_1 + 0,08356386 x_2 - 0,01114076 x_3\}}{1 + \exp\{-3,441376 - 0,02086545 x_1 + 0,08356386 x_2 - 0,01114076 x_3\}};$$

- для стратегического потенциала (*рис. 4*):

$$y = \frac{\exp\{0,03351345 - 0,03047912 x_1 + 0,04146308 x_2 - 0,03085751 x_3\}}{1 + \exp\{0,03351345 - 0,03047912 x_1 + 0,04146308 x_2 - 0,03085751 x_3\}}.$$

В результате реализации модели получены следующие выводы.

1. Верификация модели в основном удачная — 70% удачного прогноза для нематериальной и материальной мотивации (см. подчеркнутый шрифт в *табл. 2*). Для стратегического потенциала лишь 45% удачного прогноза, что объясняется высокой вероятностью ошибки свободного члена в уравнении логистической регрессии — 0,92 (см. *рис. 4*).
2. По диапазону параметров нематериальной, материальной мотивации и стратегического потенциала Нижегородская область имеет хорошие показатели только параметров материальной мотивации в 2019 и 2020 гг. (см. подчеркнутый шрифт в *табл. 2* и *3*).

3. По уравнению логистической регрессии нематериальной мотивации места по параметрам ВРП и инвестиций должны повышаться, а по затратам на НИР понижаться. Это не выполняется для Нижегородской области (табл. 2 и 3). Следовательно, нет шансов в будущем улучшить параметры нематериальной мотивации. Для параметров стратегического потенциала по уравнению логистической регрессии места по параметрам поступления налогов и численности студентов должны повышаться, а по уровню занятости понижаться. Это не выполняется для Нижегородской области (табл. 2 и 3). Следовательно, нет шансов в будущем улучшить параметры стратегического потенциала.
4. Согласно выводу п. 2 топ-менеджеров государственных структур Нижегородской области по результатам 2019 и 2020 гг. следует поощрять только материально.

Моделирование мотивации топ-менеджмента управляющих структур инновационных предприятий регионов. Логистическая регрессия была построена по данным о за 10 лет с 2010 по 2019 г. на основе параметров нематериальной ( $x_1$ ), материальной мотивации ( $x_2$ ) топ-менеджмента и стратегического потенциала региона ( $x_3$ ). В качестве таковых принимались параметры «выдано патентов на изобретения» ( $x_1$ ), «разработанные передовые производственные технологии» ( $x_2$ ) и «уровень инновационной активности организаций» ( $x_3$ ). Уравнение регрессии:

$$y = \frac{\exp\{0,6046861 - 0,04929069 x_1 + 0,05561235 x_2 - 0,04639098 x_3\}}{1 + \exp\{0,6046861 - 0,04929069 x_1 + 0,05561235 x_2 - 0,04639098 x_3\}}$$

Связывание трех обозначенных параметров в одной логистической регрессии улучшает ее качество.

В результате реализации модели получены следующие выводы.

1. Верификация модели удачная — 60% удачного прогноза.
2. По диапазону параметров нематериальной, материальной мотивации и стратегического потенциала Нижегородская область имеет хорошие показатели в 2019 и 2020 гг., то есть регион попадает в диапазон регионов-лидеров — к Москве, Татарстану и Томской области.
3. По уравнению логистической регрессии места для параметров нематериальной мотивации и стратегического потенциала должны быть выше, а по параметру материальной мотивации — ниже. Это выполняется для Нижегородской области в 2019 г. и не выполняется в 2020 г.
4. Согласно выводу п. 2 топ-менеджеров инновационных предприятий Нижегородской области по результатам 2019 и 2020 гг. следует поощрять как материально, так и нематериально.

Анализ этих же данных с использованием многоцелевого алгоритма, который был проведен в работе С.Н. Яшина, Е.В. Кошелева и Д.А. Суханова<sup>4</sup>, привел к выводу, что максимальный прирост населения будет наблюдаться в случае ориентации на стратегический потенциал. Коэффициент естественного прироста населения на 1 000 человек в этом случае будет равен 20,5. При этом значения шести параметров должны быть равны 1, а остальных трех — 75.

Здесь же мы выяснили, что важны диапазоны планируемых параметров модели, которые были получены для регионов-лидеров. При этом данные диапазоны составляются для каждой целевой функции, то есть нематериальной, материальной мотивации и стратегического потенциала. Это говорит о большей гибкости модели, основанной на логистической регрессии.

В заключение зафиксироваем ключевые выводы по результатам исследования.

1. Одним из достаточно качественных методов обработки большого массива данных является логистическая регрессия.
2. По этой причине логистическую регрессию можно применять для моделирования мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов и управляющих структур инновационных предприятий регионов страны.
3. Реализация модели для управляющих структур регионов позволила сделать вывод о том, что топ-менеджеров государственных структур Нижегородской области по результатам 2019 и 2020 гг. следует поощрять только материально.
4. Реализация модели для управляющих структур инновационных предприятий регионов позволила сделать вывод о том, что топ-менеджеров инновационных предприятий Нижегородской области по результатам 2019 и 2020 гг. следует поощрять как материально, так и нематериально.

Полученные результаты могут быть полезны государственным структурам для разработки рациональной системы материальной и нематериальной мотивации своих топ-менеджеров, а также управляющим структурам инновационно развивающихся предприятий регионов.

---

<sup>4</sup> Яшин С.Н., Кошелев Е.В., Суханов Д.А. Указ. соч.

**Таблица 1**

Данные для построения логистических регрессий для управляющих структур регионов, 2019 г.

**Table 1**

Data for logistic regression model construction for regional management bodies for 2019

Регион	Место, занимаемое субъектом в РФ					
	Нематериальная мотивация			Материальная мотивация		
	ВРП на душу населения	Инвестиции в основной капитал на душу населения	Внутренние затраты на НИР	Средне-душевые денежные доходы (в месяц)	Общая площадь жилых помещений на душу населения	Удельный вес авто-дорог с твердым покрытием
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_1$	$x_2$	$x_3$
1. Калужская область	27	31	20	27	10	65
2. Московская область	16	19	3	9	1	23
3. Москва	6	10	1	4	82	1
4. Архангельская область	33	47	48	19	28	66
5. Ленинградская область	17	11	18	24	17	26
6. Санкт-Петербург	9	23	2	10	47	2
7. Республика Башкортостан	44	50	16	32	46	10
8. Республика Мордовия	63	65	56	81	30	76
9. Республика Татарстан	15	14	11	16	37	34
10. Пермский край	24	28	10	31	65	50
11. Нижегородская область	34	41	4	20	33	49
12. Самарская область	29	42	9	35	35	82
13. Ульяновская область	60	70	15	70	23	46
14. Свердловская область	22	33	5	14	45	29
15. Республика Алтай	76	78	40	69	63	53
16. Красноярский край	10	17	6	26	55	19
17. Кемеровская область	47	27	45	63	57	22
18. Новосибирская область	35	45	7	33	50	44
19. Томская область	23	43	12	41	62	52
20. Хабаровский край	20	24	38	13	67	11

Продолжение таблицы

Регион	Место, занимаемое субъектом в РФ Стратегический потенциал			Коэффициент естественного прироста населения на 1000 чел.	
	Поступление налогов на душу населения	Уровень занятости	Численность студентов на 10 000 чел. населения		
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$y$	$\pm$
1. Калужская область	25	20	59	-5,7	0
2. Московская область	22	8	80	-2,5	0
3. Москва	6	6	2	1,2	1
4. Архангельская область	34	70	68	-4,4	0
5. Ленинградская область	16	24	82	-5,3	0
6. Санкт-Петербург	10	7	1	-0,1	0
7. Республика Башкортостан	30	67	38	-1,8	0
8. Республика Мордовия	57	19	13	-5,7	0
9. Республика Татарстан	12	17	6	-0,1	0
10. Пермский край	20	71	51	-3	0
11. Нижегородская область	31	16	29	-5,6	0
12. Самарская область	17	21	21	-3,9	0
13. Ульяновская область	38	60	22	-5	0
14. Свердловская область	32	43	26	-2,6	0
15. Республика Алтай	68	61	47	3,5	1
16. Красноярский край	9	22	39	-1,7	0
17. Кемеровская область	54	63	65	-5,2	0
18. Новосибирская область	40	33	8	-2	0
19. Томская область	13	39	3	-1,4	0
20. Хабаровский край	28	15	12	-2,4	0

Источник: Федеральная служба государственной статистики. URL: <https://www.gks.ru>Source: The Federal State Statistics Service data. URL: <https://www.gks.ru> (In Russ.)

Таблица 2

Верификация полученных логистических регрессий для управляющих структур регионов, 2020 г.

Table 2

Verification of logistic regression obtained for regional management bodies for 2020

Регион	Прогноз			Место, занимаемое субъектом в РФ		
	Нематериальная мотивация	Материальная мотивация	Стратегический потенциал	Нематериальная мотивация		
				ВРП на душу населения	Инвестиции в основной капитал на душу населения	Внутренние затраты на НИР
				$x_1$	$x_2$	$x_3$
1. Калужская область	<u>0,454</u>	<u>0,025</u>	<u>0,186</u>	22	28	24
2. Московская область	<u>0,446</u>	<u>0,023</u>	<u>0,065</u>	13	23	2
3. Москва	0,527	0,968	0,509	5	8	1
4. Архангельская область	0,596	<u>0,102</u>	<u>0,433</u>	12	37	46
5. Ленинградская область	0,517	<u>0,058</u>	<u>0,148</u>	15	10	19
6. Санкт-Петербург	<u>0,49</u>	0,548	0,52	8	21	3
7. Республика Башкортостан	<u>0,261</u>	<u>0,36</u>	0,641	43	45	17
8. Республика Мордовия	<u>0,232</u>	<u>0,024</u>	0,502	61	70	53
9. Республика Татарстан	<u>0,475</u>	<u>0,238</u>	0,501	14	19	10
10. Пермский край	<u>0,375</u>	0,671	0,571	25	33	11
11. Нижегородская область	<u>0,31</u>	<u>0,146</u>	<u>0,225</u>	33 [5; 6]	25 [10; 15]	4 [1; 1]
12. Самарская область	<u>0,314</u>	<u>0,101</u>	<u>0,45</u>	31	49	12
13. Ульяновская область	<u>0,165</u>	<u>0,028</u>	<u>0,722</u>	57	64	15
14. Свердловская область	<u>0,374</u>	<u>0,426</u>	<u>0,528</u>	19	47	5
15. Республика Алтай	0,24	<u>0,686</u>	0,222	73	69	79
16. Красноярский край	0,505	0,609	<u>0,412</u>	9	17	7
17. Кемеровская область	<u>0,309</u>	<u>0,446</u>	<u>0,235</u>	51	34	43
18. Новосибирская область	<u>0,269</u>	<u>0,374</u>	0,603	37	41	6
19. Томская область	<u>0,334</u>	0,517	0,839	30	42	13
20. Хабаровский край	0,575	0,856	<u>0,3</u>	16	14	38

Продолжение таблицы

Регион	Место, занимаемое субъектом в РФ						Коэффициент естественного прироста населения на 1 000 чел.	
	Материальная мотивация			Стратегический потенциал				
	Средне-душевые денежные доходы (в месяц)	Общая площадь жилых помещений на душу населения	Удельный вес авто-дорог с твердым покрытием	Поступление налогов на душу населения	Уровень занятости	Численность студентов на 10 000 чел. населения	y	±
$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_1$	$x_2$	$x_3$			
1. Калужская область	26	12	63	19	17	53	-8,3	0
2. Московская область	10	2	23	21	10	80	-4,2	0
3. Москва	4	83	1	6	6	2	-2	0
4. Архангельская область	20	29	66	38	72	69	-6,7	0
5. Ленинградская область	22	17	28	11	26	82	-7,8	0
6. Санкт-Петербург	9	46	2	7	7	1	-3,3	0
7. Республика Башкортостан	33	44	11	31	62	35	-4,8	0
8. Республика Мордовия	81	27	76	53	48	13	-9,7	0
9. Республика Татарстан	18	36	32	13	14	7	-3,3	0
10. Пермский край	34	65	51	22	58	48	-5,7	0
11. Нижегородская область	21 [2; 80]	32 [76; 82]	50 [1; 51]	30 [8; 12]	13 [41; 79]	29 [2; 3]	-8,6	0
12. Самарская область	36	35	82	16	18	16	-7,9	0
13. Ульяновская область	67	22	48	37	65	21	-8,5	0
14. Свердловская область	14	45	29	32	44	25	-5,5	0
15. Республика Алтай	78	76	45	64	74	78	2	1
16. Красноярский край	24	55	19	8	27	41	-4,2	0
17. Кемеровская область	62	57	22	61	64	65	-7,7	0
18. Новосибирская область	29	48	43	35	41	8	-5	0
19. Томская область	42	59	49	20	56	3	-4,1	0
20. Хабаровский край	13	67	9	27	9	14	-5	0

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 3

Результаты логистических регрессий для управляющих структур регионов, 2019 г.

Table 3

The logistic regression results for regional management bodies for 2019

Регион	Прогноз			Место, занимаемое субъектом в РФ		
	Нематериальная мотивация	Материальная мотивация	Стратегический потенциал	Нематериальная мотивация		
				ВРП на душу населения	Инвестиции в основной капитал на душу населения	Внутренние затраты на НИР
				$x_1$	$x_2$	$x_3$
1. Калужская область	0,4	0,02	0,15	27	31	20
2. Московская область	0,43	0,02	0,06	16	19	3
<b>3. Москва</b>	<b>0,52</b>	<b>0,96</b>	<b>0,51</b>	<b>6</b>	<b>10</b>	<b>1</b>
4. Архангельская область	0,43	0,1	0,45	33	47	48
5. Ленинградская область	0,5	0,06	0,12	17	11	18
6. Санкт-Петербург	0,48	0,56	0,5	9	23	2
7. Республика Башкортостан	0,25	0,41	0,67	44	50	16
8. Республика Мордовия	0,24	0,03	0,21	63	65	56
9. Республика Татарстан	0,48	0,26	0,55	15	14	11
10. Пермский край	0,39	0,69	0,69	24	28	10
11. Нижегородская область	0,28	0,16	0,24	34 [5; 6]	41 [10; 15]	4 [1; 1]
12. Самарская область	0,33	0,1	0,43	29	42	9
13. Ульяновская область	0,15	0,03	0,66	60	70	15
14. Свердловская область	0,38	0,43	0,51	22	33	5
15. Республика Алтай	0,13	0,45	0,28	76	78	40
16. Красноярский край	0,49	0,6	0,37	10	17	6
17. Кемеровская область	0,35	0,44	0,27	47	27	45
18. Новосибирская область	0,28	0,39	0,48	35	45	7
19. Томская область	0,38	0,58	0,76	23	43	12
20. Хабаровский край	0,53	0,85	0,36	20	24	38
Диапазон по Москве	—	—	—	[5; 6]	[10; 15]	[1; 1]
Диапазон по Москве, Алтаю	—	—	—	—	—	—
Диапазон по Томской обл.	—	—	—	—	—	—

Продолжение таблицы

Регион	Место, занимаемое субъектом в РФ						Коэффициент естественного прироста населения на 1 000 чел.	
	Материальная мотивация			Стратегический потенциал				
	Средне-душевые денежные доходы (в месяц)	Общая площадь жилых помещений на душу населения	Удельный вес авто-дорог с твердым покрытием	Поступление налогов на душу населения	Уровень занятости	Численность студентов на 10 000 чел. населения	y	±
$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_1$	$x_2$	$x_3$			
1. Калужская область	27	10	65	25	20	59	-5,7	0
2. Московская область	9	1	23	22	8	80	-2,5	0
3. Москва	4	82	1	6	6	2	1,2	1
4. Архангельская область	19	28	66	34	70	68	-4,4	0
5. Ленинградская область	24	17	26	16	24	82	-5,3	0
6. Санкт-Петербург	10	47	2	10	7	1	-0,1	0
7. Республика Башкортостан	32	46	10	30	67	38	-1,8	0
8. Республика Мордовия	81	30	76	57	19	13	-5,7	0
9. Республика Татарстан	16	37	34	12	17	6	-0,1	0
10. Пермский край	31	65	50	20	71	51	-3	0
11. Нижегородская область	20 [2; 80]	33 [76; 82]	49 [1; 51]	31 [8; 12]	16 [41; 79]	29 [2; 3]	-5,6	0
12. Самарская область	35	35	82	17	21	21	-3,9	0
13. Ульяновская область	70	23	46	38	60	22	-5	0
14. Свердловская область	14	45	29	32	43	26	-2,6	0
15. Республика Алтай	69	63	53	68	61	47	3,5	1
16. Красноярский край	26	55	19	9	22	39	-1,7	0
17. Кемеровская область	63	57	22	54	63	65	-5,2	0
18. Новосибирская область	33	50	44	40	33	8	-2	0
19. Томская область	41	62	52	13	39	3	-1,4	0
20. Хабаровский край	13	67	11	28	15	12	-2,4	0
Диапазон по Москве	—	—	—	—	—	—	—	—
Диапазон по Москве, Алтаю	[2; 80]	[76; 82]	[1; 51]	—	—	—	—	—
Диапазон по Томской обл.	—	—	—	[8; 12]	[41; 79]	[2; 3]	—	—

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Рисунок 1****Этапы реализации модели мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов****Figure 1****Stages of modeling of the motivation of key executives of regional management bodies**

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Рисунок 2****Логистическая регрессия нематериальной мотивации****Figure 2****Logistic regression of non-financial motivation**

Model: Logistic regression (logit) N of 0's: 123 1's: 77 (Regions\_3.sta)  
 Dep. var: SUCCESS Loss: Max likelihood (MS-err. scaled to 1)  
 Final loss: 128,10798216 Chi?( 3)=10,368 p=,01570  
 Modeled probability that Var2 = FAILURE

N=200	Const.B0	Var1	Var2	Var3
<b>Estimate</b>	0,296939	-0,03000692	-0,006788157	0,01531825
Standard Error	0,3522111	0,01596815	0,01499786	0,01044736
t(196)	0,8430712	-1,879173	-0,4526084	1,466231
p-value	0,4002163	0,061705	0,6513314	0,1441878
-95%CL	-0,397671	-0,06149837	-0,03636606	-0,005285423
+95%CL	0,9915491	0,001484527	0,02278974	0,03592192
Wald's Chi-square	0,710769	3,531292	0,2048543	2,149835
p-value	0,399195	0,0602299	0,6508338	0,1425951
Odds ratio (unit ch)	1,345733	0,9704388	0,9932348	1,015436
-95%CL	0,671883	0,9403545	0,9642872	0,9947285
+95%CL	2,695406	1,001486	1,023051	1,036575
Odds ratio (range)		0,1152677	0,6133943	3,405732
-95%CL		0,01193974	0,07292264	0,6551875
+95%CL		1.112807	5.159612	17.70335

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Рисунок 3**  
**Логистическая регрессия материальной мотивации**

**Figure 3**  
**Logistic regression of financial motivation**

Model: Logistic regression (logit) N of 0's: 123 1's: 77 (Regions_3.sta)				
Dep. var: SUCCESS Loss: Max likelihood (MS-err. scaled to 1)				
Final loss: 92,142492120 Chi?( 3)=82,299 p=,00000				
Modeled probability that Var5 = FAILURE				
N=200	Const.B0	Var4	Var5	Var6
<b>Estimate</b>	-3,441376	-0,02086545	0,08356386	-0,01114076
Standard Error	0,7921057	0,01008465	0,01401042	0,009384776
t(196)	-4,344592	-2,069032	5,964406	-1,18711
p-value	0,00002237697	0,03985509	0,00000001127605	0,2366211
-95%CL	-5,003521	-0,0407538	0,05593332	-0,02964886
+95%CL	-1,879232	-0,0009771079	0,1111944	0,007367345
Wald's Chi-square	18,87548	4,280893	35,57414	1,40923
p-value	0,00001399638	0,0385511	0,000000002480995	0,2351931
Odds ratio (unit ch)	0,03202058	0,9793507	1,087155	0,988921
-95%CL	0,006714266	0,9600655	1,057527	0,9707863
+95%CL	0,1527073	0,9990234	1,117612	1,007395
Odds ratio (range)		0,192363	870,1556	0,4055944
-95%CL		0,03997304	92,81413	0,09057672
+95%CL		0,9257125	8157,926	1,816216

*Источник:* авторская разработка

*Source:* Authoring

**Рисунок 4****Логистическая регрессия стратегического потенциала****Figure 4****Logistic regression of strategic potential**

Model: Logistic regression (logit) N of 0's: 123 1's: 77 (Regions_3.sta) Dep. var: SUCCESS Loss: Max likelihood (MS-err. scaled to 1) Final loss: 113,38447739 Chi?( 3)=39,815 p=,00000 Modeled probability that Var8 = FAILURE				
N=200	Const.B0	Var7	Var8	Var9
<b>Estimate</b>	0,03351345	-0,03047912	0,04146308	-0,03085751
Standard Error	0,3364885	0,01204518	0,009959018	0,007961715
t(196)	0,09959762	-2,5304	4,16337	-3,875737
p-value	0,9207656	0,01217949	0,00004694738	0,0001449351
-95%CL	-0,6300894	-0,05423392	0,02182249	-0,04655914
+95%CL	0,6971163	-0,006724325	0,06110367	-0,01515589
Wald's Chi-square	0,009919685	6,402923	17,33365	15,02134
p-value	0,9206644	0,01139801	0,00003144046	0,0001065144
Odds ratio (unit ch)	1,034081	0,9699807	1,042335	0,9696137
-95%CL	0,5325442	0,9472105	1,022062	0,9545081
+95%CL	2,007954	0,9932982	1,063009	0,9849584
Odds ratio (range)		0,101679	23,36394	0,07721408
-95%CL		0,01711938	5,251475	0,02097533
+95%CL		0,6039135	103,9467	0,2842394

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Список литературы**

1. *Durr A.K.W.* A Text Analysis of Data-Science Career Opportunities and US iSchool Curriculum. *Journal of Education for Library and Information Science*, 2020, vol. 61, iss. 2, pp. 270–293. URL: <https://doi.org/10.3138/jelis.2018-0067>
2. *Lacagnina C., Doblaz-Reyes F., Larnicol G. et al.* Quality Management Framework for Climate Datasets. *Data Science Journal*, 2022, vol. 21, iss. 1, p. 10. URL: <http://doi.org/10.5334/dsj-2022-010>
3. *Peng G., Lacagnina C., Downs R.R. et al.* Global Community Guidelines for Documenting, Sharing, and Reusing Quality Information of Individual Digital Datasets. *Data Science Journal*, 2022, vol. 21, iss. 1, p. 8. URL: <http://doi.org/10.5334/dsj-2022-008>
4. *Simmonds M.B., Riley W.J., Agarwal D.A. et al.* Guidelines for Publicly Archiving Terrestrial Model Data to Enhance Usability, Intercomparison, and Synthesis. *Data Science Journal*, 2022, vol. 21, iss. 1, p. 3. URL: <http://doi.org/10.5334/dsj-2022-003>
5. *Folgado M.G., Sanz V.* Exploring the Political Pulse of a Country Using Data Science Tools. *Journal of Computational Social Science*, 2022, vol. 5, pp. 987–1000. URL: <https://doi.org/10.1007/s42001-021-00157-1>
6. *Peng C.-Y.J., Lee K.L., Ingersoll G.M.* An Introduction to Logistic Regression Analysis and Reporting. *The Journal of Educational Research*, 2002, vol. 96, iss. 1, pp. 3–14. URL: <https://doi.org/10.1080/00220670209598786>
7. *Boateng E.Y., Abaye D.A.* A Review of the Logistic Regression Model with Emphasis on Medical Research. *Journal of Data Analysis and Information Processing*, 2019, vol. 7, no. 4, pp. 190–207. URL: <https://doi.org/10.4236/jdaip.2019.74012>
8. *Ramosacaj M., Hasani V., Dumi A.* Application of Logistic Regression in the Study of Students' Performance Level (Case Study of Vlora University). *Journal of Educational and Social Research*, 2015, vol. 5, no. 3, p. 239. URL: <https://doi.org/10.5901/jesr.2015.v5n3p239>
9. *Abdulqader Q.* Applying the Binary Logistic Regression Analysis on the Medical Data. *Science Journal of University of Zakho*, 2017, vol. 5, iss. 4, p. 330. URL: <https://doi.org/10.25271/2017.5.4.388>
10. *Liu L.* Research on Logistic Regression Algorithm of Breast Cancer Diagnose Data by Machine Learning. *2018 International Conference on Robots & Intelligent System (ICRIS)*, Changsha, China, 2018, pp. 157–160. URL: <https://doi.org/10.1109/ICRIS.2018.00049>

11. Neamah M.W. et al. Utilizing the Logistic Regression Model in Analyzing the Categorical Data of Economic Effects. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*, 2021, vol. 12, no. 4, pp. 638–646. URL: <https://doi.org/10.17762/turcomat.v12i4.547>
12. Oleskiv I., Mirzoieva D. Logistic Regression as Instrument for Analyzing Influence of Remittances on Economic Growth. *SMEU*, 2020, vol. 2, no. 2, pp. 127–132. URL: <https://doi.org/10.23939/smeu2020.02.127>
13. Li X., Yan S., Lu J., Ding Y. Prediction and Analysis of Corporate Financial Risk Assessment Using Logistic Regression Algorithm in Multiple Uncertainty Environment. *Journal of Environmental and Public Health*, 2022, vol. 2022, article ID 2733923. URL: <https://doi.org/10.1155/2022/2733923>
14. Ali S.S., Mubeen M., Lal I., Hussain A. Prediction of Stock Performance by Using Logistic Regression Model: Evidence from Pakistan Stock Exchange (PSX). *Asian Journal of Empirical Research*, 2018, vol. 8, no. 7, pp. 247–258. URL: <https://doi.org/10.18488/journal.1007/2018.8.7/1007.7.247.258>
15. Zizi Y., Oudgou M., El Moudden A. Determinants and Predictors of SMEs' Financial Failure: A Logistic Regression Approach. *Risks*, 2020, vol. 8, iss. 4, pp. 1–21. URL: <https://doi.org/10.3390/risks8040107>
16. Popadinets I., Andrusiv U., Galtsova O. et al. Management of Motivation of Managers' Work at the Enterprises of Ukraine: Innovative Aspects. *Management Systems in Production Engineering*, 2021, vol. 29, iss. 2, pp. 120–131. URL: <https://doi.org/10.2478/mspe-2021-0016>
17. Hameduddin T., Engbers T. Leadership and Public Service Motivation: A Systematic Synthesis. *International Public Management Journal*, 2022, vol. 25, iss. 1, pp. 86–119. URL: <https://doi.org/10.1080/10967494.2021.1884150>
18. Zubair S.S., Khan M.A., Mukaram A.T. Public Service Motivation and Organizational Performance: Catalyzing Effects of Altruism, Perceived Social Impact and Political Support. *PLoS One*, 2021, vol. 16, iss. 12. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0260559>
19. Sun S. The Relationship Between Public Service Motivation and Affective Commitment in the Public Sector Change: A Moderated Mediation Model. *Frontiers in Psychology*, 2021, vol. 12. URL: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.631948>
20. Grus J. *Data Science from Scratch: First Principles with Python*, 2nd ed. O'Reilly Media, Inc., 2019, 406 p.

### **Информация о конфликте интересов**

Мы, авторы данной статьи, со всей ответственностью заявляем о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

## MODELING OF MOTIVATION OF KEY EXECUTIVES OF REGIONAL MANAGEMENT BODIES USING LOGISTIC REGRESSION

Sergei N. YASHIN <sup>a,\*</sup>,  
Egor V. KOSHELEV <sup>b</sup>,  
Dmitrii A. SUKHANOV <sup>c</sup>

<sup>a</sup> National Research Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod (UNN),  
Nizhny Novgorod, Russian Federation  
jashinsn@yandex.ru  
<https://orcid.org/0000-0002-7182-2808>

<sup>b</sup> National Research Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod (UNN),  
Nizhny Novgorod, Russian Federation  
ekoshelev@yandex.ru  
<https://orcid.org/0000-0001-5290-7913>

<sup>c</sup> Non-State Educational Private Institution for Advanced Vocational Education Biota – Plus,  
Nizhny Novgorod, Russian Federation  
svx85@yandex.ru  
<https://orcid.org/0000-0002-4600-0108>

\* Corresponding author

### Article history:

Article No. 574/2022  
Received 15 Dec 2022  
Received in revised form  
29 December 2022  
Accepted 19 January 2023  
Available online  
28 February 2023

**JEL classification:** C01,  
C55, E17, M12, O21

**Keywords:** motivation,  
senior leadership, logistic  
regression

### Abstract

**Subject.** This article deals with modeling of the motivation of top managers of regional management bodies to bring into line the interests of the population, the State, and key executives of government agencies and innovation enterprises.

**Objectives.** The article aims to create a model of motivation of key executives of government institutions of the regions.

**Methods.** For the study, we used logistic regression.

**Results.** The article substantiates the importance of the ranges of planned parameters of the model, which were obtained for the leader regions. These ranges are to be compiled for each objective function, that is, intangible incentives, financial incentives, and strategic potential. This indicates greater flexibility of the model based on logistic regression.

**Relevance.** The results obtained can be useful to government agencies to develop a rational system of financial and non-financial incentives of their senior leadership, as well as management structures of developing innovation-based companies in the regions.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2022

**Please cite this article as:** Yashin S.N., Koshelev E.V., Sukhanov D.A. Modeling of Motivation of Key Executives of Regional Management Bodies Using Logistic Regression. *Finance and Credit*, 2023, vol. 29, iss. 2, pp. 262–289.  
<https://doi.org/10.24891/fc.29.2.262>

## Acknowledgments

The study was carried out within the framework of the implementation of the Federal academic leadership program Priority 2030, project H-426-99\_2022-2023, *Socio-Economic Models and Technologies for the Development of Creative Human Capital in an Innovative Society*.

## References

1. Durr A.K.W. A Text Analysis of Data-Science Career Opportunities and US iSchool Curriculum. *Journal of Education for Library and Information Science*, 2020, vol. 61, iss. 2, pp. 270–293. URL: <https://doi.org/10.3138/jelis.2018-0067>
2. Lacagnina C., Doblaz-Reyes F., Larnicol G. et al. Quality Management Framework for Climate Datasets. *Data Science Journal*, 2022, vol. 21, iss. 1, p. 10. URL: <http://doi.org/10.5334/dsj-2022-010>
3. Peng G., Lacagnina C., Downs R.R. et al. Global Community Guidelines for Documenting, Sharing, and Reusing Quality Information of Individual Digital Datasets. *Data Science Journal*, 2022, vol. 21, iss. 1, p. 8. URL: <http://doi.org/10.5334/dsj-2022-008>
4. Simmonds M.B., Riley W.J., Agarwal D.A. et al. Guidelines for Publicly Archiving Terrestrial Model Data to Enhance Usability, Intercomparison, and Synthesis. *Data Science Journal*, 2022, vol. 21, iss. 1, p. 3. URL: <http://doi.org/10.5334/dsj-2022-003>
5. Folgado M.G., Sanz V. Exploring the Political Pulse of a Country Using Data Science Tools. *Journal of Computational Social Science*, 2022, vol. 5, pp. 987–1000. URL: <https://doi.org/10.1007/s42001-021-00157-1>
6. Peng C.-Y.J., Lee K.L., Ingersoll G.M. An Introduction to Logistic Regression Analysis and Reporting. *The Journal of Educational Research*, 2002, vol. 96, iss. 1, pp. 3–14. URL: <https://doi.org/10.1080/00220670209598786>
7. Boateng E.Y., Abaye D.A. A Review of the Logistic Regression Model with Emphasis on Medical Research. *Journal of Data Analysis and Information Processing*, 2019, vol. 7, no. 4, pp. 190–207. URL: <https://doi.org/10.4236/jdaip.2019.74012>
8. Ramosacaj M., Hasani V., Dumi A. Application of Logistic Regression in the Study of Students' Performance Level (Case Study of Vlora University). *Journal of Educational and Social Research*, 2015, vol. 5, no. 3, p. 239. URL: <https://doi.org/10.5901/jesr.2015.v5n3p239>
9. Abdulqader Q. Applying the Binary Logistic Regression Analysis on the Medical Data. *Science Journal of University of Zakho*, 2017, vol. 5, iss. 4, p. 330. URL: <https://doi.org/10.25271/2017.5.4.388>

10. Liu L. Research on Logistic Regression Algorithm of Breast Cancer Diagnose Data by Machine Learning. *2018 International Conference on Robots & Intelligent System (ICRIS)*, Changsha, China, 2018, pp. 157–160.  
URL: <https://doi.org/10.1109/ICRIS.2018.00049>
11. Neamah M.W. et al. Utilizing the Logistic Regression Model in Analyzing the Categorical Data of Economic Effects. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*, 2021, vol. 12, no. 4, pp. 638–646.  
URL: <https://doi.org/10.17762/turcomat.v12i4.547>
12. Oleskiv I., Mirzoieva D. Logistic Regression as Instrument for Analyzing Influence of Remittances on Economic Growth. *SMEU*, 2020, vol. 2, no. 2, pp. 127–132.  
URL: <https://doi.org/10.23939/smeu2020.02.127>
13. Li X., Yan S., Lu J., Ding Y. Prediction and Analysis of Corporate Financial Risk Assessment Using Logistic Regression Algorithm in Multiple Uncertainty Environment. *Journal of Environmental and Public Health*, 2022, vol. 2022, article ID 2733923. URL: <https://doi.org/10.1155/2022/2733923>
14. Ali S.S., Mubeen M., Lal I., Hussain A. Prediction of Stock Performance by Using Logistic Regression Model: Evidence from Pakistan Stock Exchange (PSX). *Asian Journal of Empirical Research*, 2018, vol. 8, no. 7, pp. 247–258.  
URL: <https://doi.org/10.18488/journal.1007/2018.8.7/1007.7.247.258>
15. Zizi Y., Oudgou M., El Moudden A. Determinants and Predictors of SMEs' Financial Failure: A Logistic Regression Approach. *Risks*, 2020, vol. 8, iss. 4, pp. 1–21.  
URL: <https://doi.org/10.3390/risks8040107>
16. Popadinets I., Andrusiv U., Galtsova O. et al. Management of Motivation of Managers' Work at the Enterprises of Ukraine: Innovative Aspects. *Management Systems in Production Engineering*, 2021, vol. 29, iss. 2, pp. 120–131.  
URL: <https://doi.org/10.2478/mspe-2021-0016>
17. Hameduddin T., Engbers T. Leadership and Public Service Motivation: A Systematic Synthesis. *International Public Management Journal*, 2022, vol. 25, iss. 1, pp. 86–119.  
URL: <https://doi.org/10.1080/10967494.2021.1884150>
18. Zubair S.S., Khan M.A., Mukaram A.T. Public Service Motivation and Organizational Performance: Catalyzing Effects of Altruism, Perceived Social Impact and Political Support. *PLoS One*, 2021, vol. 16, iss. 12.  
URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0260559>
19. Sun S. The Relationship Between Public Service Motivation and Affective Commitment in the Public Sector Change: A Moderated Mediation Model. *Frontiers in Psychology*, 2021, vol. 12. URL: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.631948>

20. Grus J. *Data Science from Scratch: First Principles with Python*, 2nd ed. O'Reilly Media, Inc., 2019, 406 p.

### **Conflict-of-interest notification**

We, the authors of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.