

**МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОЦЕНКА МАТЕРИАЛЬНОЙ И НЕМАТЕРИАЛЬНОЙ
МОТИВАЦИИ ТОП-МЕНЕДЖМЕНТА УПРАВЛЯЮЩИХ СТРУКТУР
РЕГИОНОВ И ОКРУГОВ*****Сергей Николаевич ЯШИН^а, Егор Викторович КОШЕЛЕВ^б,
Сергей Александрович БОРИСОВ^с**

^а 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

^б 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

^с кандидат экономических наук, доцент кафедры менеджмента и государственного управления,
Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет имени Н.И. Лобачевского (ННГУ), Нижний Новгород, Российская Федерация
ser211188@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0002-6829-0230>
SPIN-код: 9422-4591

* Ответственный автор

История статьи:

Рег. № 427/2020
Получена 23.07.2020
Получена в доработанном виде 06.08.2020
Одобрена 20.08.2020
Доступна онлайн 29.10.2020

УДК 332.142.2**JEL:** C63, E17, O21, O36**Ключевые слова:**

мотивация
топ-менеджмента,
многоцелевой
генетический алгоритм

Аннотация

Предмет. Взаимосвязь материальной и нематериальной мотивации топ-менеджеров в целях разработки рациональной системы их поощрения.

Цели. Создание модели оценки материальной и нематериальной мотивации топ-менеджеров регионов и округов.

Методология. Используется метод многоцелевого генетического алгоритма, который позволяет получить Парето-фронт для двухцелевой функции естественного прироста населения.

Результаты. Согласно полученной модели максимальный прирост населения в отдельном регионе Приволжского федерального округа в случае ориентации на нематериальную мотивацию топ-менеджмента получается при минимальных внутренних затратах на НИР. В случае ориентации на материальную мотивацию максимальный прирост населения будет наблюдаться при наибольшей площади жилых помещений на душу населения и наибольшем удельном весе автодорог с твердым покрытием.

Выводы. Полученные результаты могут быть полезны государственным структурам в целях разработки рациональной системы материальной и нематериальной мотивации своих топ-менеджеров.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2020

* Статья подготовлена при финансовой поддержке РФФИ. Грант № 19-010-00932.

Для цитирования: Яшин С.Н., Кошелев Е.В., Борисов С.А. Моделирование и оценка материальной и нематериальной мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов и округов // *Финансы и кредит*. — 2020. — Т. 26, № 10. — С. 2170 — 2192.
<https://doi.org/10.24891/fc.26.10.2170>

В условиях внедрения технологий имитационного моделирования и искусственного интеллекта в систему государственного управления становится важным разрабатывать и внедрять комплексные модели эволюции региональных инновационных систем и инновационной инфраструктуры.

В данном контексте приобретают особую актуальность методы и модели мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов и округов с учетом внешних и внутренних связей. Решение данной практической проблемы усложняется тем, что в настоящее время недостаточно детально исследованы вопросы мотивации топ-менеджмента государственных структур. Напротив, задача конструктивной мотивации топ-менеджеров частных корпораций изучена более подробно. Здесь можно привести результаты, которые могут быть полезны для выбора некоторых ориентиров мотивации топ-менеджмента государственных структур.

Так, в работе С.Н. Яшина, Е.В. Кошелева и А.В. Купцова¹ предлагается применять фактический показатель модифицированной экономической добавленной стоимости вместо обычной экономической добавленной стоимости. Это позволяет привести в соответствие приоритеты топ-менеджеров и собственников (акционеров) в отношении того, какой инвестиционный проект из набора имеющихся альтернатив следует реализовывать.

Для решения проблемы настоящей статьи также следует привести в соответствие интересы топ-менеджеров государственных структур и населения.

В монографии С.Н. Яшина и др. [1] представлена теория материальной и нематериальной мотивации топ-менеджеров компаний на основе эталонных функций полезности. Также разработана модель приведения нематериальной мотивации к материальной, рассмотренная в контексте управления инновациями в фирме.

Мы также будем исследовать взаимосвязь материальной и нематериальной мотивации топ-менеджеров государственных структур для разработки рациональной системы их поощрения.

Наконец, М.А. Лимитовский [2] создал модель, по которой определяется доля топ-менеджера — инсайдера в доходах фирмы и которая при этом перевешивает потерю альтернативных доходов (диверсант) и вместе с тем не создает деструктивной мотивации (регент). В результате был получен важный вывод о том, что

¹ Яшин С.Н., Кошелев Е.В., Купцов А.В. Применение метода экономической добавленной стоимости для мотивации топ-менеджеров корпорации // *Финансы и кредит*. 2018. Т. 24. № 1. С. 52—64.
 URL: <https://doi.org/10.24891/fc.24.1.52>

рациональный инсайдер, не несущий материальной ответственности за принятие неэффективных проектов, не может быть конструктивно мотивирован.

В отличие от позиции М.А. Лимитовского мы не будем рассматривать систему наказаний топ-менеджеров государственных структур, но при этом более детально изучим систему их поощрения (премирования) с позиции материальной и нематериальной мотивации, используя для этого многоцелевой генетический алгоритм (MGA) как один из эволюционных подходов, применяемых в имитационном моделировании.

Естественным становится вопрос, почему в настоящей работе для исследования выбирается именно многоцелевой генетический алгоритм. Обсудим это подробнее.

Современные достижения в области развития информационных технологий в динамических средах представляют собой углубленное обсуждение революции в области информационных технологий в таких областях, как государственное управление, игры, социальные сети и облачные вычисления [3].

Эволюционные алгоритмы являются относительно новыми, но очень мощными методами, используемыми для поиска решений многих реальных проблем поиска и оптимизации. Многие из этих проблем имеют многочисленные цели, что приводит к необходимости получения набора оптимальных решений, известных как эффективные решения. Было обнаружено, что использование эволюционных алгоритмов является высокоэффективным способом поиска множества эффективных решений в одном прогоне моделирования [4].

Эволюционное программирование используется также как методика обучения общей нейронной сети. Этот подход может дать более быстрые, более эффективные, но при этом надежные процедуры обучения, которые учитывают произвольные межсоединения и нейроны, обладающие дополнительными возможностями обработки [5–7].

Решение многоцелевых задач — это развивающееся усилие, а информатика и другие смежные дисциплины породили множество мощных детерминированных и стохастических методов для решения этих масштабных задач оптимизации. Эволюционные алгоритмы являются одним из таких общих стохастических подходов, который оказался успешным и широко применимым в решении как одноцелевых, так и многоцелевых задач [8].

Многоцелевая оптимизация связана с решением задач, имеющих не только один, но и несколько, часто противоречащих друг другу критериев. Такие проблемы могут возникнуть практически во всех областях науки, техники и бизнеса, и потребность в эффективных и надежных методах решения возрастает. Задача является сложной из-за того, что вместо единого оптимального решения многоцелевая оптимизация приводит к ряду решений с различными компромиссами между критериями, также

известными как оптимальные или эффективные решения Парето. Следовательно, для предоставления дополнительной информации о предпочтениях и определения наиболее удовлетворительного решения требуется лицо, принимающее решение (ЛПР). В зависимости от используемой парадигмы такая информация может вводиться до, во время или после процесса оптимизации. Очевидно, что исследования и приложения в области многоцелевой оптимизации предполагают экспертные знания в области оптимизации, а также поддержки принятия решений (Ю. Бранке и др. [9]).

Рассмотрим, в чем заключаются основные идеи подхода MGA.

Ученые А. Мессак, А. Исмаил-Яхья, и К.А. Мэттсон [10] предложили метод нормального ограничения (NC) для генерации набора равномерно разнесенных решений на границе Парето для задач многоцелевой оптимизации. Поскольку немногие способы предлагают эту желательную характеристику, данный метод может иметь широкое практическое применение при выборе оптимального решения в многоцелевых условиях. Конкретный вклад этой работы является двойным. Во-первых, в ней представлена новая формулировка метода NC, которая включает критическое линейное отображение целей проектирования. Это отображение имеет желательное свойство, заключающееся в том, что результирующая производительность способа полностью не зависит от масштаба целей проектирования. При этом масштабирование проблем может создавать огромные трудности. Во-вторых, представлено понятие фильтра Парето и разработан его алгоритм. Как следует из его названия, фильтр Парето — это алгоритм, который сохраняет только глобальные точки Парето, учитывая множество точек в целевом пространстве. Как поясняется в работе, фильтр Парето полезен при применении NC и других методов.

Оптимизация является одной из наиболее важных и сложных частей любого инженерного проекта. В реальном дизайне необходимо учитывать многоцелевую оптимизацию с ограничениями. Оптимальное решение в этом случае не является уникальным, поскольку цели могут противоречить друг другу. Поэтому следует рассмотреть комплекс оптимальных решений, который формирует границу Парето. Существует много алгоритмов для генерации набора Парето. Однако лишь немногие из них потенциально способны обеспечить равномерно распределенный набор решений [11].

Это свойство особенно важно в реальном дизайне, поскольку ЛПР обычно может анализировать только очень ограниченное количество решений. Основная цель статьи Т. Эрфани и С.В. Утюжникова [11] — разработать и дать подробное описание алгоритма, способного генерировать равномерно распределенный набор Парето в общей формулировке. Подход основан на сокращении области поиска для генерации оптимального решения Парето в выбранной области на границе Парето. Эффективность алгоритма демонстрируется рядом сложных тестовых случаев.

Подобные достижения позволили применять подход MGA в разных областях знаний.

Так, в статье К. Сим и Дж. Ким [12] авторы находят эволюционно стабильную стратегию (ESS) как решение задачи мультиобъектной оптимизации (МОП), используя коэволюционный алгоритм, основанный на эволюционной теории игр. Применяя вновь разработанные коэволюционные алгоритмы к нескольким МОП, авторы подтвердили, что эволюционная теория игр может быть воплощена коэволюционным алгоритмом, и этот коэволюционный алгоритм может найти оптимальные равновесные точки в качестве решений для МОП. К. Сим и Дж. Ким также показали производительность оптимизации совместного эволюционного алгоритма, основанного на эволюционной теории игр, применяя эту модель к нескольким МОП и сравнивая решения с решениями предыдущих эволюционных моделей оптимизации.

Исследователи С.М.Р. Рафей, А. Амирахмади и Г. Грива [13] разработали простой, но оптимальный контроллер PID для преобразователя Boost, чтобы получить набор лучших характеристик, которые являются хорошим переходом, а также устойчивые отклики и стабильность переключения. Это делается с помощью многоцелевого подхода оптимизации под названием «алгоритм силы Парето», который основан на концепции оптимальности Парето, используемой в литературе теории игр. В первом сценарии оптимизирован режим запуска преобразователя. Время установки и превышение принимается за две целевые функции, в то время как усиления контроллера PID (K_p , K_i и K_d) являются конструктивными переменными. Программа генерирует набор оптимальных усиления под названием «набор Парето», соответствующий фронту Парето, который представляет собой набор оптимальных результатов для целевых функций. Можно легко выбрать любой из результатов на основе его функций и собственного инженерного представления. Тогда максимальный и минимальный полосы жесткого ограничителя в цикле рассматриваются как дополнительные переменные, которые значительно улучшают отклик. В другой конструкции помимо длительного режима запуска сигнала динамическая характеристика преобразователя также оптимизирована. Наконец, в оптимальном запуске определена новая целевая функция, обеспечивающая стабильность переключения и отказ от хаоса, и концепция имеет весьма важное значение. Обширное моделирование и некоторые экспериментальные результаты доказывают превосходство предлагаемой методики проектирования для достижения широкого набора желаемых технических целей.

Ученые А. Бемпорад и Д. Муноз де ла Пена [14] предложили новую схему прогностического контроля модели (МРС), основанную на многоцелевой оптимизации. В каждый момент времени выборки управляющее действие МРС выбирается из набора оптимальных решений Парето на основе изменяющегося во времени зависящего от состояния критерия решения. По сравнению со стандартными одноцелевыми составами МРС такой критерий позволяет учитывать

несколько, часто непримиримых, спецификаций управления, таких как высокая полоса пропускания (быстрота замкнутого цикла), когда вектор состояния находится далеко от равновесия и низкая полоса пропускания (хорошие свойства подавления шума) вблизи равновесия. После повторной обработки задачи оптимизации, связанной с мультиобъективным MPC-контроллером, в виде многопараметрической мультиобъективной линейной или квадратичной программы, авторы показали, что можно вычислить каждое оптимальное решение Парето как явную кусочно-аффинную функцию вектора состояния и вектора весов, которые должны быть присвоены различным целям, чтобы получить это конкретное оптимальное решение Парето. Кроме того, авторы предоставили условия для выбора оптимальных решений Парето, чтобы контур управления MPC был асимптотически стабильным, и показали эффективность подхода в примерах моделирования.

Исследователи Дж.О.Х. Сэндин, А.А. Алонсо и Дж.Р. Банга [15] описали эффективный и надежный метод мультикритериальной оптимизации, который может быть успешно применен к крупным динамическим системам, подобным тем, которые возникают при моделировании термической обработки пищевых продуктов. Кроме того, их возможности по улучшению разработки и эксплуатации этих процессов были подчеркнуты в отдельных тематических исследованиях, где проанализированы выработанные решения Парето. Наконец, авторы продемонстрировали их преимущества по сравнению с другими недавно предложенными стратегиями.

Ученые С.Р. Мотта, А.М.Б. Сильвана и Л.Р.М. Пауло [16] протестировали несколько хорошо известных процедур для решения задач многоцелевой оптимизации (MOP) и предложили новую модифицированную процедуру, которая при применении к существующему методу нормального пересечения границ (NBI) и методу нормального ограничения (NC) для более чем двух целей преодолевает некоторые из их недостатков. Для трех и четырех объективных приложений, проанализированных в работе, предлагаемая схема представляет наилучшую производительность как по качеству, так и по эффективности для получения набора правильных точек Парето по сравнению с проанализированными существующими подходами.

Авторы Ф. Доминго-Перес и др. [17] применили систему поддержки принятия решений, которая основана на эволюционной многоцелевой оптимизации для развертывания датчиков в системе локализации внутри помещений. Их методы направлены на то, чтобы предоставить специалисту, работающему менеджером ресурсов сенсора, полный набор эффективных решений Парето проблемы размещения сенсора. В анализе авторы использовали пять скалярных показателей производительности в качестве целевых функций, полученных из ковариационной матрицы оценки, а именно, трассировку, детерминанту, максимальное собственное значение, отношение максимального и минимального собственных значений и

неопределенность в данном направлении. Авторы запустили многоцелевой генетический алгоритм для оптимизации этих целей и получения фронтов Парето. Статья содержит подробное объяснение каждого аспекта системы и применение предлагаемой системы поддержки принятия решений к системе позиционирования в инфракрасном диапазоне внутри помещений. Окончательные результаты показывают различные альтернативы размещения в соответствии с целями, и можно четко увидеть компромисс между различными показателями точности. Этот подход соответствует современному уровню техники в том, что авторы указали на проблемы оптимизации одного показателя точности и предложили использовать систему поддержки принятия решений, которая предоставляет менеджеру ресурсов полный обзор набора эффективных решений Парето с учетом нескольких метрик точности. Поскольку менеджер будет знать все оптимальные решения Парето до принятия решения об окончательной схеме размещения датчика, этот метод предоставляет больше информации, чем работа с одной функцией взвешенных целей. Кроме того, можно использовать эту систему для оптимизации целей, получаемых из довольно сложных функций.

В работе Х.А. Нгаена и др. [18] представлена разработка по включению алгоритмов многоцелевой оптимизации в научные рабочие процессы. Авторы продемонстрировали эффективность этих возможностей, формулируя трехобъективную задачу оптимизации аэродинамики. Целью было улучшить аэродинамические особенности типичного 2D профиля крыла, рассматривающего также пластинчато-бурное местоположение перехода для более точной оценки полного сопротивления. Авторы использовали два различных эвристических алгоритма оптимизации и сравнили их результаты.

При всей привлекательности подхода MGA нельзя забывать о том, что зачастую существует проблема определения многоцелевой функции, которую необходимо оптимизировать на некоторых интервалах параметров. В этом случае А. Абакаров, Ю. Сушков и Р.Х. Масчерони [19] предлагают использовать множественный нелинейный регрессионный анализ для набора экспериментальных данных, чтобы получить конкретные многоцелевые функции. Мы в нашем исследовании будем действовать аналогично.

Наконец, результаты, полученные с помощью MGA, необходимо дополнительно проверять. Для этого, на наш взгляд, удачно подойдет метод поиска по шаблону (Pattern Search). Прямой поиск (поиск по шаблону) — это метод решения задач оптимизации, не требующий никакой информации о градиенте целевой функции. В отличие от более традиционных методов оптимизации, которые используют информацию о градиенте или более высоких производных для поиска оптимальной точки, алгоритм прямого поиска ищет множество точек вокруг текущей точки, ищущей точку, где значение целевой функции ниже значения в текущей точке. Прямой поиск можно использовать для решения проблем, для которых целевая функция не является дифференцируемой или даже не является непрерывной

(А.Р. Конн, Н.И.М. Гоулд, Ф.Л. Тойнт [20, 21], Т.Г. Колда, Р.М. Льюис, В. Торкзон [22]).

Моделирование и оценку материальной и нематериальной мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов и округов с учетом внешних и внутренних связей, используя для этого подход MGA, будем проводить в несколько этапов (рис. 1).

Этап 1 — сбор данных о социально-экономическом развитии регионов федерального округа. Эффективное межкластерное взаимодействие внутри одного федерального округа принимает экономико-финансовый, информационный и логистический характер. Для регионов с инновационно-индустриальными кластерами это будут внешние связи, а для округа — внутренние. Также следует учитывать внешние связи округа с остальными территориями России и другими странами. Эффективность таких связей позволяет определить система оценки социально-экономического развития регионов России с помощью мест, занимаемых данными субъектами в РФ, по ряду факторов, к числу которых мы относим:

- 1) валовой региональный продукт (ВРП) на душу населения (x_1);
- 2) инвестиции в основной капитала на душу населения (x_2);
- 3) внутренние затраты на научно-исследовательские разработки (НИР) (x_3);
- 4) среднедушевые денежные доходы населения (в месяц) (x_1);
- 5) общую площадь жилых помещений на душу населения (x_2);
- 6) удельный вес автодорог с твердым покрытием (x_3).

Данные факторы непосредственно влияют на естественный прирост населения (y) в регионах федерального округа.

Первые три из перечисленных факторов позволяют разработать систему нематериального поощрения топ-менеджмента в государственных структурах регионов округа, а остальные три — систему материального поощрения. То есть, таким образом, мы утверждаем, что первые три фактора характеризуют эффективность решения общегосударственных задач, а остальные три — эффективность решения задач, приоритетных для населения. Поскольку приоритеты населения важнее, эффективность их выполнения следует мотивировать материально. Реализацию общегосударственных задач тогда предлагается мотивировать нематериально.

Таким образом, определяются две цели в подходе MGA, то есть материальная и нематериальная мотивация топ-менеджмента управляющих структур регионов и округов. Похожие по своей экономической природе факторы, от которых зависит

естественный прирост населения, обозначим одинаковыми переменными x_i ($i=1,3$). Это позволяет сформировать одну систему координат для многоцелевой (двухцелевой) функции прироста населения регионов округа (y).

Этап 2 — построение регрессий для многоцелевой функции прироста населения регионов округа. На данном этапе для материальной и нематериальной мотивации топ-менеджмента можно построить соответствующие нелинейные регрессии, например, в программе Statistica, которые будут использоваться затем в процессе глобальной оптимизации двухцелевой функции прироста населения.

Этап 3 — оптимизация регрессий на заданных интервалах с помощью поиска по шаблону. Места, занимаемые субъектами (регионами) в РФ, по шести приведенным ранее факторам позволяют получить интервалы по всем x_i ($i=1,3$), на которых будет оптимизироваться двухцелевая функция y . Поиск ее глобальных наибольших значений для каждой из двух регрессий с помощью поиска по шаблону дает возможность проверить будущие крайние значения Парето-фронта, который будет получен с использованием MGA.

Этап 4 — оптимизация целевой функции с помощью многоцелевого генетического алгоритма. Подход MGA позволяет получить Парето-фронт для двухцелевой функции, все решения которого одинаково оптимальны. Он показывает набор наилучших y , а также значения факторов x_i ($i=1,3$) для всех полученных y .

Этап 5 — применение Парето-фронта для материальной и нематериальной мотивации топ-менеджмента. Если выбирать любую точку Парето-фронта, можно найти в ней доли материальной и нематериальной мотивации топ-менеджеров. Они определяются близостью к крайним точкам Парето-фронта, в которых максимальна лишь одна из двух регрессий (мотиваций).

Вывод о фактическом поощрении (премировании) топ-менеджеров делается следующим образом. Для обеих регрессий оцениваются плановые значения естественного прироста населения (y) в каждом регионе, исходя из значений x_1 , x_2 , x_3 . Затем они сравниваются с фактическими значениями y . Если фактический прирост населения положительный, то оценивается его близость к тому или иному плановому значению и соответственно выбираются доли нематериального и материального поощрения (премирования).

Рассмотрим процесс моделирования и оценки материальной и нематериальной мотивации топ-менеджмента управляющих структур регионов и округов, используя для этого подход MGA, на примере Приволжского федерального округа (ПФО).

Согласно перечню, утвержденному Правительством РФ, в России действуют 25 пилотных инновационных территориальных кластеров по регионам Российской Федерации. Тогда будем рассматривать в ПФО только те регионы (области или республики), в которых расположены кластеры из данного перечня.

Этап 1 — сбор данных о социально-экономическом развитии регионов федерального округа. Используя показатели «Статистического обозрения» Федеральной службы государственной статистики, сгруппируем необходимые для анализа данные за 10 лет в *табл. 1*.

Этап 2 — построение регрессий для многоцелевой функции прироста населения регионов округа. С использованием данных *табл. 1* в программе Statistica получены две наиболее достоверные модели множественной нелинейной регрессии:

– нематериальная мотивация:

$$y = -218,221 - 198,754 x_1 - 877,781 x_2 + 2\,212,374 x_3 + 12,888 x_2^2 - 45,879 x_3^2 - 0,001 x_2^4 + 0,005 x_3^4 \dots R^2 = 0,76;$$

– материальная мотивация:

$$y = 139\,588,7 + 2\,202 x_2 - 34\,383 \sqrt{x_2} - 521,1 \sqrt{x_3} \dots R^2 = 0,66.$$

Этап 3 — оптимизация регрессий на заданных интервалах с помощью поиска по шаблону. Согласно данным *табл. 1* интервалы мест, занимаемых субъектами в РФ, получают следующие:

$$x_1 \in [1; 81], x_2 \in [1; 74], x_3 \in [1; 82].$$

Оптимизация регрессий в программе Matlab на заданных интервалах с помощью поиска по шаблону дает результаты:

– для нематериальной мотивации:

$$y_{\max} = 97\,703 \text{ чел. при } (x_1, x_2, x_3) = (1; 1; 82);$$

– для материальной мотивации:

$$y_{\max} = 106\,887 \text{ чел. при } (x_1, x_2, x_3) = (1; 1; 1).$$

Этап 4 — оптимизация целевой функции с помощью многоцелевого генетического алгоритма. Подход MGA позволяет получить в программе Matlab Парето-фронт для двухцелевой функции, который представлен на *рис. 2 и 3*.

Этап 5 — применение Парето-фронта для материальной и нематериальной мотивации топ-менеджмента. Анализ полученного Парето-фронта позволяет сделать следующие выводы.

1. Максимальный прирост населения в отдельном регионе ПФО в случае ориентации на нематериальную мотивацию топ-менеджмента получается при минимальных внутренних затратах на НИР (x_3). Это говорит о том, что они

выгодны топ-менеджерам, а не населению. Население интересуется удовлетворением насущных потребностей в виде денежных доходов, площади жилья и качества автодорог.

2. В случае ориентации на материальную мотивацию максимальный прирост населения будет наблюдаться при наибольшей площади жилых помещений на душу населения (x_2) и наибольшем удельном весе автодорог с твердым покрытием (x_3). Следовательно, для прироста населения важна инфраструктура, то есть увеличение площади жилья и качества автодорог. Такова приоритетная цель в премировании топ-менеджеров государственных структур.
3. На *рис. 2 и 3* наблюдается возможность качественного скачка прироста населения (функция f_2) в случае повышения затрат на автодороги. При этом отдельный регион в таких условиях может резко перейти с 60-го на 19-е место, занимаемое субъектом в РФ.

В заключение сформулируем наиболее важные выводы.

1. Необходимо привести в соответствие интересы топ-менеджеров государственных структур и населения. Для этого важно исследовать взаимосвязь материальной и нематериальной мотивации топ-менеджеров для разработки рациональной системы их поощрения.
2. Эффективное межкластерное взаимодействие внутри одного федерального округа принимает экономико-финансовый, информационный и логистический характер. Эффективность таких связей позволяет определить система оценки социально-экономического развития регионов России с помощью мест, занимаемых данными субъектами в РФ, по ряду факторов, которые непосредственно влияют на естественный прирост населения в регионах округа. Одна группа факторов позволяет разработать систему нематериального поощрения топ-менеджмента в государственных структурах регионов округа, а другая — систему материального поощрения. То есть первая группа характеризует эффективность решения общегосударственных задач, а вторая — эффективность решения задач, приоритетных для населения. Поскольку приоритеты населения важнее, эффективность их выполнения следует мотивировать материально. Реализацию общегосударственных задач тогда предлагается мотивировать нематериально.
3. Многоцелевой генетический алгоритм позволяет получить Парето-фронт для двухцелевой функции естественного прироста населения, все решения которого одинаково оптимальны. Если выбирать любую точку Парето-фронта, можно найти в ней доли материальной и нематериальной мотивации топ-менеджеров. Они определяются близостью к крайним точкам Парето-фронта, в которых максимальна лишь одна из двух регрессий (мотиваций).

4. Вывод о фактическом поощрении (премировании) топ-менеджеров делается следующим образом. Для регрессий материальной и нематериальной мотивации оцениваются плановые значения естественного прироста населения в каждом регионе исходя из значений факторов социально-экономического развития регионов России. Если фактический прирост населения положительный, то оценивается его близость к тому или иному плановому значению и соответственно выбираются доли нематериального и материального поощрения (премирования).

Полученные результаты могут быть полезны государственным структурам в целях разработки рациональной системы материальной и нематериальной мотивации своих топ-менеджеров.

Таблица 1
Данные для построения регрессионных моделей

Table 1
Data for building regression models

Регион	Место, занимаемое субъектом в РФ						Естественный прирост населения (чел.)
	Нематериальная мотивация			Материальная мотивация			
	ВРП на душу населения	Инвестиции в основной капитал на душу населения	Внутренние затраты на НИР	Среднедушевые ден. доходы (в месяц)	Общая площадь жилых помещений на душу населения	Удельный вес автодорог с твердым покрытием	
	x ₁	x ₂	x ₃	x ₁	x ₂	x ₃	y
2018 год							
Нижегородская область	39	44	4	20	33	49	-15 917
Республика Мордовия	62	60	55	80	29	76	-4 094
Ульяновская область	60	58	15	70	25	44	-5 413
Самарская область	27	43	12	35	37	82	-9 927
Пермский край	23	35	11	34	64	50	-5 224
Удмуртская Республика	44	59	36	59	71	68	-1 670
Республика Татарстан	15	13	9	18	40	34	1 600
Республика Башкортостан	46	56	16	31	46	9	-3 429
2017 год							
Нижегородская область	37	45	4	20	32	49	-13 556
Республика Мордовия	62	46	59	80	29	77	-4 008
Ульяновская область	59	47	13	62	27	45	-4 944
Самарская область	27	39	11	35	36	81	-9 284
Пермский край	23	27	10	26	66	52	-2 946
Удмуртская Республика	41	64	43	56	72	69	-258
Республика Татарстан	16	11	8	17	38	35	4 240
Республика Башкортостан	45	52	16	27	47	9	-1 072
2016 год							
Нижегородская область	41	46	4	20	33	48	-11 420
Республика Мордовия	63	47	56	81	29	76	-3 457
Ульяновская область	62	60	17	62	28	45	-3 997
Самарская область	28	33	12	36	38	81	-4 277
Пермский край	23	27	9	26	66	50	889
Удмуртская Республика	40	56	52	52	72	69	1 822
Республика Татарстан	16	10	11	16	36	37	10 643
Республика Башкортостан	43	28	16	28	48	10	3 298
2015 год							
Нижегородская область	35	40	4	21	28	45	-10 714
Республика Мордовия	62	46	56	80	26	76	-3 567
Ульяновская область	60	38	16	56	28	43	-3 734
Самарская область	25	25	7	27	41	78	-4 687
Пермский край	23	30	11	18	65	56	1 383
Удмуртская Республика	42	61	52	48	70	69	2 662
Республика Татарстан	14	10	12	17	36	38	10 416
Республика Башкортостан	36	34	17	26	49	12	5 089
2014 год							
Нижегородская область	36	28	4	21	29	46	-12 846
Республика Мордовия	64	41	55	79	24	78	-3 434
Ульяновская область	61	45	15	53	35	33	-3 397
Самарская область	25	24	9	24	44	79	-5 402
Пермский край	23	36	12	19	66	51	2 070
Удмуртская Республика	41	56	51	54	70	71	2 651
Республика Татарстан	14	9	10	16	39	39	9 732

Республика Башкортостан	26	38	16	25	49	12	6 949
2013 год							
Нижегородская область	37	26	4	24	28	44	-13 457
Республика Мордовия	69	39	52	80	27	77	-3 855
Ульяновская область	58	48	15	60	33	27	-3 523
Самарская область	26	27	6	16	45	75	-6 594
Пермский край	21	34	9	18	58	46	1 584
Удмуртская Республика	42	66	46	58	70	68	2 776
Республика Татарстан	15	12	10	17	38	40	10 218
Республика Башкортостан	30	40	16	26	49	9	5 895
2012 год							
Нижегородская область	33	29	4	23	30	46	-13 890
Республика Мордовия	60	41	56	79	27	79	-3 691
Ульяновская область	53	48	14	63	39	19	-3 551
Самарская область	26	40	5	17	51	57	-5 641
Пермский край	18	42	12	20	63	45	1 569
Удмуртская Республика	39	74	53	62	72	73	3 718
Республика Татарстан	12	17	10	18	43	41	9 023
Республика Башкортостан	31	47	16	26	54	10	5 617
2011 год							
Нижегородская область	32	32	4	27	31	40	17 869
Республика Мордовия	61	42	57	78	29	77	-4 414
Ульяновская область	57	50	14	65	39	17	-5 101
Самарская область	27	36	7	17	49	49	-9 516
Пермский край	20	48	12	19	62	38	-1 765
Удмуртская Республика	42	63	52	61	72	76	1 495
Республика Татарстан	15	19	11	20	43	57	3 752
Республика Башкортостан	35	56	16	23	58	28	1 374
2010 год							
Нижегородская область	33	31	4	27	33	48	-22 942
Республика Мордовия	60	41	54	74	34	53	-5 211
Ульяновская область	57	55	17	64	39	20	-6 690
Самарская область	25	46	6	17	51	55	-11 809
Пермский край	17	34	9	18	61	45	-3 153
Удмуртская Республика	41	69	57	70	72	76	622
Республика Татарстан	14	18	13	20	45	63	-762
Республика Башкортостан	37	57	20	22	62	31	2 686
2009 год							
Нижегородская область	30	23	4	28	30	56	-22 094
Республика Мордовия	60	44	49	75	28	57	-4 896
Ульяновская область	59	49	17	67	36	18	-5 734
Самарская область	20	54	6	17	42	59	-10 713
Пермский край	19	31	8	18	62	51	-4 511
Удмуртская Республика	40	69	53	63	73	63	869
Республика Татарстан	12	17	13	22	44	71	-1 415
Республика Башкортостан	28	55	20	21	58	35	2 305

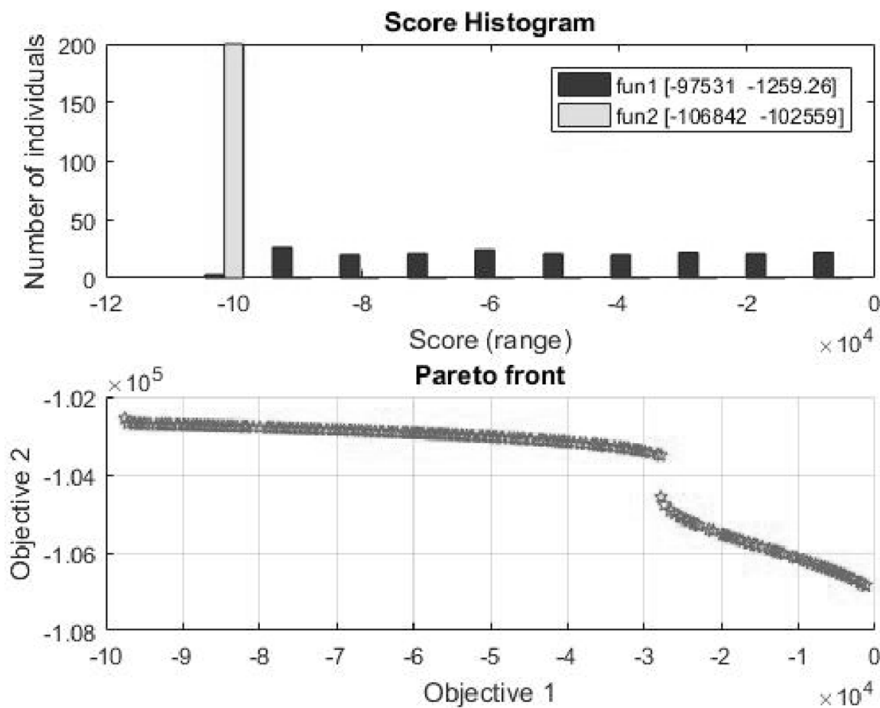
Источник: Федеральная служба государственной статистики. URL: <https://www.gks.ru>

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

Рисунок 1**Моделирование и оценка материальной и нематериальной мотивации топ-менеджмента****Figure 1****Modeling and assessment of tangible and intangible incentives of top executives**

Источники: авторская разработка

Source: Authoring

Рисунок 2**Парето-фронт нематериальной (fun 1) и материальной (fun 2) мотивации****Figure 2****Pareto frontier of intangible (fun 1) and tangible (fun 2) incentives**

Источники: авторская разработка

Source: Authoring

Рисунок 3**Координаты точек Парето-фронта для нематериальной (f1) и материальной (f2) мотивации****Figure 3****Coordinates of Pareto frontier points for intangible (f1) and tangible (f2) incentives**

Pareto front - function values and decision variables					
Index	f1	f2	x1	x2	x3 ▲
1	-884,631	-106 886,6	1	1	1
2	-884,631	-106 886,6	1	1	1
9	-5 194,583	-106 482,637	1,027	1	3,133
15	-16 448,459	-105 743,429	1,058	1	10,119
10	-20 405,595	-105 482,619	1,026	1,001	13,521
13	-25 131,439	-105 071,709	1,051	1,002	19,512
14	-31 725,35	-103 330,308	1,095	1,001	60,609
18	-33 475,959	-103 300,486	1,074	1	62,064
8	-40 088,508	-103 154,033	1,167	1,001	66,189
6	-44 272,34	-103 096,418	1,054	1,001	68,159
16	-48 558,622	-103 042,443	1,121	1,001	69,908
7	-52 721,125	-102 998,532	1,056	1	71,398
19	-54 869,141	-102 966,639	1,071	1,001	72,111
12	-61 164,736	-102 915,002	1,139	1,001	74,017
5	-65 533,9	-102 872,558	1,127	1,001	75,206
4	-68 286,507	-102 858,452	1,126	1,001	75,91
3	-73 711,96	-102 819,218	1,132	1,001	77,213
17	-84 847,32	-102 750,339	1,145	1,001	79,603
21	-88 993,297	-102 734,071	1,148	1	80,414
11	-92 610,426	-102 700,475	1,206	1,001	81,094
20	-97 622,505	-102 587,594	1,376	1,007	82

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Список литературы

1. Яшин С.Н., Кошелев Е.В., Купцов А.В., Подшибякин Д.В. Инвестиционное планирование модернизации оборудования производственной компании: монография. Н. Новгород: Печатная Мастерская РАДОНЕЖ, 2015. 201 с.
URL: http://www.iee.unn.ru/wp-content/uploads/sites/9/2014/09/IPMO_Kadr.pdf
2. Лимитовский М.А. Репутация, квалификация и мотивация как драйверы ценности // Российский журнал менеджмента. 2009. Т. 7. № 2. С. 51 – 68.
URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/reputatsiya-kvalifikatsiya-i-motivatsiya-kak-drayvery-tsennosti>
3. Khosrow-Pour M. Contemporary Advancements in Information Technology Development in Dynamic Environments. U.S.A., IGI Global, 2014, 410 p.
4. Kalyanmoy D. Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms. New York, John Wiley & Sons, Inc., 2009, 544 p.
5. Baeck T., Fogel D.B., Michalewicz Z. Evolutionary Computations 2: Advanced Algorithms and Operators. CRC Press, 2000, 308 p.
6. Fogel D.B., Fogel L.J., Porto V.W. Evolving Neural Networks. *Biological Cybernetics*, 1990, vol. 63, pp. 487–493. URL: <https://doi.org/10.1007/BF00199581>
7. Fogel D.B. Evolutionary Computation: Towards a New Philosophy of Machine Intelligence. New York, IEEE Press, 1995, 272 p.
8. Coello Coello C.A., Lamont G.B., van Veldhuizen D.A. Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems. Springer Science & Business Media, 2007, 800 p.
9. Branke J., Kalyanmoy D., Miettinen K., Slowinski R. (Eds). Multiobjective Optimization: Interactive and Evolutionary Approaches. Springer Science & Business Media, 2008, 470 p.
10. Messac A., Ismail-Yahaya A., Mattson C.A. The Normalized Normal Constraint Method for Generating the Pareto Frontier. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2003, vol. 25, pp. 86–98.
URL: <https://doi.org/10.1007/s00158-002-0276-1>
11. Erfani T., Utyuzhnikov S.V. Directed Search Domain: A Method for Even Generation of the Pareto Frontier in Multiobjective Optimization. *Engineering Optimization*, 2011, vol. 43, iss. 5, pp. 467–484.
URL: <https://doi.org/10.1080/0305215X.2010.497185>

12. Sim K.-B., Kim J.-Y. Solution of Multiobjective Optimization Problems: Coevolutionary Algorithm Based on Evolutionary Game Theory. *Artificial Life and Robotics*, 2004, vol. 8, pp. 174–185. URL: <https://doi.org/10.1007/s10015-004-0308-6>
13. Rafiei S.M.R., Amirahmadi A., Griva G. Chaos Rejection and Optimal Dynamic Response for Boost Converter Using SPEA Multi-objective Optimization Approach. 2009 35th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics, Porto, 2009, pp. 3315–3322. URL: <https://doi.org/10.1109/IECON.2009.5415056>
14. Bemporad A., Muñoz de la Peña D. Multiobjective Model Predictive Control. *Automatica*, 2009, vol. 45, iss. 12, pp. 2823–2830. URL: <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2009.09.032>
15. Sendín J.O.H., Alonso A.A., Banga J.R. Efficient and Robust Multi-objective Optimization of Food Processing: A Novel Approach with Application to Thermal Sterilization. *Journal of Food Engineering*, 2010, vol. 98, iss. 3, pp. 317–324. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2010.01.007>
16. Motta R. de S., Afonso S.M.B., Lyra P.R.M. A Modified NBI and NC Method for the Solution of N-Multiobjective Optimization Problems. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2012, vol. 46, pp. 239–259. URL: <https://doi.org/10.1007/s00158-011-0729-5>
17. Domingo-Perez F., Lazaro-Galilea J.L., Wieser A. et al. Sensor Placement Determination for Range-Difference Positioning Using Evolutionary Multi-objective Optimization. *Expert Systems with Applications*, 2016, vol. 47, pp. 95–105. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.11.008>
18. Nguyen H.A., van Iperen Z., Raghunath S. et al. Multi-objective Optimisation in Scientific Workflow. *Procedia Computer Science*, 2017, vol. 108, pp. 1443–1452. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.05.213>
19. Abakarov A., Sushkov Yu., Mascheroni R.H. Multi-criteria Optimization and Decision-Making Approach for Improving of Food Engineering Processes. *International Journal of Food Studies*, 2012, vol. 2, no. 1, pp. 1–21. URL: <https://doi.org/10.7455/ijfs/2.1.2013.a1>
20. Conn A.R., Gould N.I.M., Toint Ph.L. A Globally Convergent Augmented Lagrangian Algorithm for Optimization with General Constraints and Simple Bounds. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1991, vol. 28, no. 2, pp. 545–572. URL: <https://doi.org/10.1137/0728030>
21. Conn A.R., Gould N.I.M., Toint Ph.L. A Globally Convergent Lagrangian Barrier Algorithm for Optimization with General Inequality Constraints and Simple Bounds.

Mathematics of Computation, 1997, vol. 66, no. 217, pp. 261–288.

URL: <https://doi.org/10.1090/S0025-5718-97-00777-1>

22. Kolda T.G., Lewis R.M., Torczon V. A Generating Set Direct Search Augmented Lagrangian Algorithm for Optimization with a Combination of General and Linear Constraints. Technical Report SAND2006-5315. Oak Ridge, Sandia National Laboratories, August 2006, 44 p.

URL: <https://www.sandia.gov/~tgkolda/pubs/pubfiles/SAND2006-5315.pdf>

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.

TANGIBLE AND INTANGIBLE INCENTIVES OF KEY EXECUTIVES OF MANAGEMENT BODIES OF REGIONS AND DISTRICTS: MODELING AND ASSESSMENT**Sergei N. YASHIN^{a*}, Egor V. KOSHELEV^b, Sergei A. BORISOV^c**^a National Research Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod (UNN),
Nizhny Novgorod, Russian Federation
jashinsn@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0002-7182-2808>^b National Research Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod (UNN),
Nizhny Novgorod, Russian Federation
ekoshelev@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0001-5290-7913>^c National Research Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod (UNN),
Nizhny Novgorod, Russian Federation
ser211188@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0002-6829-0230>

* Corresponding author

Article history:Article No. 427/2020
Received 23 July 2020
Received in revised form
6 August 2020
Accepted 20 August 2020
Available online
29 October 2020**JEL classification:** C63,
E17, O21, O36**Keywords:** motivation,
senior management,
multi-objective genetic
algorithm**Abstract****Subject.** This article explores the relationship between financial and non-financial motivations of top executives of State administration agencies in the context of aligning the interests of board-level managers and the general public.**Objectives.** The article aims to create a model for assessing the financial and non-financial incentives of top managers of the administration bodies of regions and districts to develop a reasonable reward and recognition scheme.**Methods.** For the study, we used a multi-objective genetic algorithm.**Results.** The article presents a developed model for assessing the financial and non-financial incentives of top managers of the administration bodies of regions and districts. As well, it presents certain results of an analysis of board-level managers' incentives use through applying the model.**Relevance.** The results obtained can be useful to government agencies to develop a reasonable system of financial and non-financial incentives of the agencies' top leadership.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2020

Please cite this article as: Yashin S.N., Koshelev E.V., Borisov S.A. Tangible and Intangible Incentives of Key Executives of Management Bodies of Regions and Districts: Modeling and Assessment. *Finance and Credit*, 2020, vol. 26, iss. 10, pp. 2170–2192.<https://doi.org/10.24891/fc.26.10.2170>**Acknowledgments**

The article was supported by the Russian Foundation for Basic Research (RFBR), grant № 19-010-00932.

References

1. Yashin S.N., Koshelev E.V., Kuptsov A.V., Podshibyakin D.V. *Investitsionnoe planirovanie modernizatsii oborudovaniya proizvodstvennoi kompanii: monografiya* [Investment planning of modernization of a manufacturing company equipment: a monograph]. Nizhny Novgorod, Pechatnaya Masterskaya RADONEZH Publ., 2015, 201 p. URL: http://www.iee.unn.ru/wp-content/uploads/sites/9/2014/09/IPMO_Kadr.pdf
2. Limitovskii M.A. [Reputation, qualification and motivation as value drivers]. *Rossiiskii zhurnal menedzhmenta = Russian Management Journal*, 2009, vol. 7, no. 2, pp. 51–68. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/reputatsiya-kvalifikatsiya-i-motivatsiya-kak-drayvery-tsennosti> (In Russ.)
3. Khosrow-Pour M. Contemporary Advancements in Information Technology Development in Dynamic Environments. U.S.A., IGI Global, 2014, 410 p.
4. Kalyanmoy D. Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms. New York, John Wiley & Sons, Inc., 2009, 544 p.
5. Baeck T., Fogel D.B., Michalewicz Z. Evolutionary Computations 2: Advanced Algorithms and Operators. CRC Press, 2000, 308 p.
6. Fogel D.B., Fogel L.J., Porto V.W. Evolving Neural Networks. *Biological Cybernetics*, 1990, vol. 63, pp. 487–493. URL: <https://doi.org/10.1007/BF00199581>
7. Fogel D.B. Evolutionary Computation: Towards a New Philosophy of Machine Intelligence. New York, IEEE Press, 1995, 272 p.
8. Coello Coello C.A., Lamont G.B., van Veldhuizen D.A. Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems. Springer Science & Business Media, 2007, 800 p.
9. Branke J., Kalyanmoy D., Miettinen K., Slowinski R. (Eds). Multiobjective Optimization: Interactive and Evolutionary Approaches. Springer Science & Business Media, 2008, 470 p.
10. Messac A., Ismail-Yahaya A., Mattson C.A. The Normalized Normal Constraint Method for Generating the Pareto Frontier. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2003, vol. 25, pp. 86–98. URL: <https://doi.org/10.1007/s00158-002-0276-1>
11. Erfani T., Utyuzhnikov S.V. Directed Search Domain: A Method for Even Generation of the Pareto Frontier in Multiobjective Optimization. *Engineering Optimization*, 2011, vol. 43, iss. 5, pp. 467–484. URL: <https://doi.org/10.1080/0305215X.2010.497185>

12. Sim K.-B., Kim J.-Y. Solution of Multiobjective Optimization Problems: Coevolutionary Algorithm Based on Evolutionary Game Theory. *Artificial Life and Robotics*, 2004, vol. 8, pp. 174–185. URL: <https://doi.org/10.1007/s10015-004-0308-6>
13. Rafiei S.M.R., Amirahmadi A., Griva G. Chaos Rejection and Optimal Dynamic Response for Boost Converter Using SPEA Multi-objective Optimization Approach. 2009 35th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics, Porto, 2009, pp. 3315–3322. URL: <https://doi.org/10.1109/IECON.2009.5415056>
14. Bemporad A., Muñoz de la Peña D. Multiobjective Model Predictive Control. *Automatica*, 2009, vol. 45, iss. 12, pp. 2823–2830. URL: <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2009.09.032>
15. Sendín J.O.H., Alonso A.A., Banga J.R. Efficient and Robust Multi-objective Optimization of Food Processing: A Novel Approach with Application to Thermal Sterilization. *Journal of Food Engineering*, 2010, vol. 98, iss. 3, pp. 317–324. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2010.01.007>
16. Motta R. de S., Afonso S.M.B., Lyra P.R.M. A Modified NBI and NC Method for the Solution of N-Multiobjective Optimization Problems. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2012, vol. 46, pp. 239–259. URL: <https://doi.org/10.1007/s00158-011-0729-5>
17. Domingo-Perez F., Lazaro-Galilea J.L., Wieser A. et al. Sensor Placement Determination for Range-Difference Positioning Using Evolutionary Multi-objective Optimization. *Expert Systems with Applications*, 2016, vol. 47, pp. 95–105. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.11.008>
18. Nguyen H.A., van Iperen Z., Raghunath S. et al. Multi-objective Optimisation in Scientific Workflow. *Procedia Computer Science*, 2017, vol. 108, pp. 1443–1452. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.05.213>
19. Abakarov A., Sushkov Yu., Mascheroni R.H. Multi-criteria Optimization and Decision-Making Approach for Improving of Food Engineering Processes. *International Journal of Food Studies*, 2012, vol. 2, no. 1, pp. 1–21. URL: <https://doi.org/10.7455/ijfs/2.1.2013.a1>
20. Conn A.R., Gould N.I.M., Toint Ph.L. A Globally Convergent Augmented Lagrangian Algorithm for Optimization with General Constraints and Simple Bounds. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1991, vol. 28, no. 2, pp. 545–572. URL: <https://doi.org/10.1137/0728030>
21. Conn A.R., Gould N.I.M., Toint Ph.L. A Globally Convergent Lagrangian Barrier Algorithm for Optimization with General Inequality Constraints and Simple Bounds.

Mathematics of Computation, 1997, vol. 66, no. 217, pp. 261–288.

URL: <https://doi.org/10.1090/S0025-5718-97-00777-1>

22. Kolda T.G., Lewis R.M., Torczon V. A Generating Set Direct Search Augmented Lagrangian Algorithm for Optimization with a Combination of General and Linear Constraints. Technical Report SAND2006-5315. Oak Ridge, Sandia National Laboratories, August 2006, 44 p.

URL: <https://www.sandia.gov/~tgkolda/pubs/pubfiles/SAND2006-5315.pdf>

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.