

СТОХАСТИЧЕСКАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ ЭКОНОМИКО-ФИНАНСОВОГО, ИНФОРМАЦИОННОГО И ЛОГИСТИЧЕСКОГО МЕЖКЛАСТЕРНОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ***Сергей Николаевич ЯШИН^{a*}, Юрий Васильевич ТРИФОНОВ^b, Егор Викторович КОШЕЛЕВ^c**

^a 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

^b доктор экономических наук, профессор, заведующий кафедрой информационных технологий и инструментальных методов в экономике, Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет имени Н.И. Лобачевского (ННГУ), Нижний Новгород, Российская Федерация
kei@ef.unn.ru
<https://orcid.org/0000-0002-4745-0004>
SPIN-код: 4394-4681

^c 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

* Ответственный автор

История статьи:

Рег. № 362/2020
Получена 19.06.2020
Получена в доработанном виде 03.07.2020
Одобрена 17.07.2020
Доступна онлайн 29.09.2020

УДК 332.142.2

JEL: C63, E17, O21, O36

Ключевые слова:

стохастическая оптимизация, цифровой двойник, межкластерное взаимодействие

Аннотация

Предмет. Технологии имитационного моделирования, основанные на принципах стохастической оптимизации, планирование инвестиционного развития как отдельных инновационно-индустриальных кластеров, так и федеральных округов страны.

Цели. Исследование механизмов межкластерного взаимодействия: экономико-финансового, информационного и логистического. Создание и отладка цифрового двойника подобного взаимодействия.

Методология. Применены выбор и корректировка параметров цифрового двойника, построение и отладка его статистической модели, отладка алгоритма стохастической оптимизации двойника, метод поиска по шаблону.

Результаты. Исследованы механизмы межкластерного взаимодействия, создан цифровой двойник.

Выводы. Использование цифрового двойника механизма межкластерного взаимодействия позволит избежать преждевременных необоснованных управленческих решений государственного масштаба в отношении дальнейшего развития инновационно-индустриальных кластеров и смоделировать механизм межкластерного взаимодействия.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2020

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

Для цитирования: Яшин С.Н., Трифонов Ю.В., Кошелев Е.В. Стохастическая оптимизация экономико-финансового, информационного и логистического межкластерного взаимодействия // *Финансы и кредит*. — 2020. — Т. 26, № 9. — С. 1928 — 1950.
<https://doi.org/10.24891/fc.26.9.1928>

Современные методы управления крупными инновационными системами, такими, например, как регион или целый федеральный округ, требуют адаптации к новым технологическим вызовам, имеющим глобальный характер. Развитие и внедрение искусственного интеллекта является одной из таких задач общегосударственного масштаба. Технологии имитационного моделирования, основанные на принципах стохастической оптимизации, могут дать существенную финансовую пользу в планировании инвестиционного развития отдельных инновационно-индустриальных кластеров и федеральных округов страны, включающих в себя подобные естественные образования в сфере бизнеса и государственного управления.

В подобных условиях становится важным исследовать механизмы межкластерного взаимодействия в рамках отдельно взятого округа [1]. К числу приоритетных направлений данного взаимодействия мы относим экономико-финансовое, информационное и логистическое. Создание и отладка цифрового двойника подобного взаимодействия позволили бы решать важные стратегические задачи государства без изначально рискованных управленческих решений. Напротив, применение таких цифровых двойников дало бы возможность апробации государственных решений с помощью компьютерного моделирования, чтобы избежать будущих тяжелых последствий принятых ошибочных директив.

Стохастическая оптимизация работы обозначенных цифровых двойников позволила бы заранее отработать оптимальные решения в отношении эволюции крупных инновационных систем, к примеру, федеральных округов страны.

Стохастическая оптимизация — это целый класс алгоритмов оптимизации, которые используют случайность в процессе поиска оптимального решения. Случайность может проявляться в разных сферах. Обычно алгоритмы стохастической оптимизации используют в случае, если целевая функция сложная, многоэкстремальная, с разрывами, с помехами (шумом) и т.д.

В настоящее время существует множество различных подходов стохастической оптимизации. К примеру, О.А. Измакова [2] в своей работе описала два новых алгоритма задачи самообучения, принадлежащих классу рандомизированных алгоритмов стохастической аппроксимации. В качестве примера рассмотрена задача обучения нейронной сети Хебба—Хопфилда и предложен метод ее решения, основанный на вариационном подходе.

Ученый Л. Сакалаускас [3] рассмотрел метод нелинейной стохастической оптимизации сериями выборок Монте-Карло, предложил процедуру останова алгоритма, которая основана на проверке статистической гипотезы равенства градиента целевой функции нулю и оценке ее доверительного интервала.

Исследователь С.С. Сысоев [4] для рандомизированного алгоритма стохастической оптимизации ослабил условия состоятельности его оценок, рассмотрел порядки точности при конечном числе наблюдений, а также предложил новую схему реализации данного алгоритма на квантовых компьютерах.

Авторы А.В. Гасников, П.Е. Двуреченский и Ю.Е. Нестеров [5] предприняли попытку описать современное состояние методов проекции градиента (в том числе прямых методов и методов покомпонентного спуска) решения задач выпуклой стохастической оптимизации с неточным оракулом (неточность неслучайной природы), выдающим стохастический субградиент.

В качестве основного метода стохастической оптимизации, который будет применяться в настоящем исследовании, рассмотрим метод поиска по шаблону (Pattern Search, Direct 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 [6–8].

Данный метод изначально предложили Р. Хук и Т.А. Дживз [9] для решения численных и статистических проблем.

Ученый М.Дж.Д. Пауэлл [10] привел некоторые примеры для дифференцируемых функций трех переменных, имеющих такое свойство, что если они обрабатываются алгоритмом минимизации, который ищет вдоль направлений координат последовательно, то путь поиска стремится к замкнутому контуру. В этом цикле градиент целевой функции ограничен нулем. Он обсудил актуальность этих примеров для проблемы доказательства общих теорем сходимости для алгоритмов минимизации, которые используют направления поиска.

Исследователь У.К. Давидон [11] в своей работе, посвященной минимизации переменной метрики, предложил метод определения численно локальных минимумов дифференцируемых функций нескольких переменных. В процессе определения местоположения каждого минимума он определял матрицу, которая характеризует поведение функции относительно минимума. Для области, в которой функция квадратично зависит от переменных, требовалось не более N итераций, где N — число переменных. При подходящем выборе исходных значений и без модификации процедуры линейные ограничения могли быть наложены на переменные.

Автор К.И.М. МакКиннон [12] проанализировал поведение симплексного метода Нелдера—Мида для семейства примеров, которые вызывают сходимость метода к

нестационарной точке. Во всех примерах использовались непрерывные функции двух переменных. Семейство функций содержало строго выпуклые функции с тремя непрерывными производными. Во всех примерах способ повторно применяет этап внутреннего сжатия, при этом лучшая вершина остается фиксированной. Симплексы имеют тенденцию к прямой линии, которая ортогональна наиболее крутому направлению спуска. Показано, что такое поведение не может происходить для функций с более чем тремя непрерывными производными.

Ученый В.Дж. Торкзон [13] ввела абстрактное определение методов поиска шаблона для решения нелинейных задач оптимизации без ограничений. Ее определение объединяет важный набор методов оптимизации, которые ни вычислительные, ни явно аппроксимирующие производные. Она использовала свою характеристику методов поиска моделей для создания теории глобальной конвергенции, которая не обеспечивает реализацию понятия достаточного уменьшения. Такой анализ возможен, потому что итерации метода поиска шаблона лежат на масштабированной, преобразованной целочисленной решетке. Это позволяет ослабить классические требования по приему шага за счет более сильных условий по форме шага и все же гарантировать глобальное приближение.

Исследователи Е.Д. Долан, Р.М. Льюис и В.Дж. Торкзон [14] изучили свойства локальной сходимости методов поиска шаблонов, дополняя ранее установленные свойства глобальной сходимости для этого класса алгоритмов. Они показывали, что параметр управления длиной шага, который появляется в определении алгоритмов поиска шаблона, обеспечивает надежную асимптотическую меру статичности первого порядка. Это дает аналитическое обоснование традиционного критерия останова для методов поиска шаблонов. На основании использования этого показателя статичности первого порядка пересматриваются глобальные свойства сходимости поиска по шаблону и анализируется поведение поиска по шаблону в окрестности изолированного локального минимизатора.

Авторы Ч. Одет и Дж.Е. Дэннис [15] предложили новый анализ сходимости для класса методов поиска обобщенных шаблонов Р.М. Льюис и В.Дж. Торкзон (GPS) для оптимизации без ограничений и с линейными ограничениями. Этот анализ необходим, чтобы понять успешное поведение алгоритма согласно гипотезам, которые подтверждаются многими практическими задачами. В частности, даже если целевая функция является разрывной или расширенной, методы находят предельную точку с некоторыми минимизирующими свойствами. Простые примеры показали, что сила условий оптимальности в предельной точке зависит не только от алгоритма, но и от используемых им направлений и от гладкости целевой функции в рассматриваемой предельной точке. Вклад этого документа состоит в том, чтобы предоставить простой анализ сходимости, который дает подробные сведения о соотношении условий оптимальности к объективным свойствам гладкости и к определяющим направлениям для алгоритма.

Ученые Т.Г. Колда, Р.М. Льюис и В. Торкзон [16] в 2003 г. провели обзор методов прямого поиска, который начинается с краткого обобщения истории методов

прямого поиска и рассмотрения особых свойств задач, для которых они хорошо подходят. Затем авторы переходят к широкому классу методов, для которых обеспечивается объединяющая основа, дающая различные результаты конвергенции. Лежащие в основе принципы позволяют обобщению обрабатывать связанные ограничения и линейные ограничения. Также обсуждаются расширения задач с нелинейными ограничениями.

Исследователи Р.М. Льюис, А. Шеферд и В. Торкзон [17] изучили реализацию метода поиска без производных генерирующих наборов для линейно ограниченной минимизации без допущения неразрешимости ограничений. Гарантии сходимости для генерации методов поиска набора требуют, чтобы набор направлений поиска обладал определенными геометрическими свойствами, которые позволяют ему аппроксимировать возможную область вблизи текущей итерации. В жестком случае вычисление направлений поиска соответствует нахождению крайних лучей конуса с деформирующей вершиной у истока, что является сложной задачей. Авторы исследовали, как современные методы вычислительной геометрии позволяют решить эту проблему в связи с созданием набора поиска. Кроме того, ими изучен ряд других практических вопросов реализации алгоритма, таких как тщательное рассмотрение ограничений на равенство и желательность расширения набора направлений поиска за пределы теоретически минимального набора. Проиллюстрировано поведение реализации по нескольким задачам из набора тестов CUTEr. Она была успешной в задачах с несколькими сотнями переменных при линейных ограничениях.

Авторы Ч. Одет и Дж. Дэннис [18] рассмотрели проблему минимизации несимметричной функции при общих несимметричных ограничениях, когда нет доступных производных целевых или ограничительных функций. Они ввели сетчатый адаптивный прямой поиск (MADS) класса алгоритмов, который расширяет класс обобщенного поиска шаблонов (GPS), таким образом авторы обеспечили локальное исследование, называемое опрос, в асимптотически плотном наборе направлений в пространстве оптимизационных переменных. Это означает, что при определенной гипотезе, включая слабую квалификацию ограничения, MADS может лечить ограничения с помощью крайнего барьерного подхода, устанавливая цель до бесконечности для бесконечных точек и рассматривая проблему как неограниченную. Главным результатом сходимости GPS является определение предельных точек \hat{x} , где обобщенные производные Кларка являются неонегативными в конечном наборе направлений, называемых направлениями уточнения. Хотя в неограниченном случае неотрицательные комбинации этих направлений охватывают все пространство, тот факт, что может быть только финально много направлений уточнения GPS, ограничивает строгое обоснование барьерного подхода к финально многим линейным ограничениям для GPS. Главный результат этой работы состоит в том, что общий каркас MADS является достаточно гибким, чтобы позволить генерировать асимптотически плотный набор направлений рафинирования, вдоль которых производные Кларка являются неонегативными. Авторы предложили пример MADS, для которого

направления рафинирования являются плотными в гипертоническом конусе при \hat{x} с вероятностью 1 всякий раз, когда итерации, связанные с направлениями рафинирования сходятся к одному \hat{x} . Экземпляр MADS сравнивается с версиями GPS на некоторых тестовых проблемах. Также проиллюстрировано ограничение авторских результатов примерами.

Ученые М.А. Абрамсон и др. [19] ввели новый способ выбора направлений для сетчатого адаптивного класса прямого поиска (MADS) алгоритмов. Преимущества этого нового экземпляра OrthoMADS заключаются в том, что направления опроса выбираются детерминированно, это гарантирует, что результаты данного прогона повторяются и что они ортогональны друг другу, такая ситуация дает выпуклые конусы пропущенных направлений при каждой итерации, которые минимальны в разумной мере. Результаты сходимости для OrthoMADS следуют непосредственно из уже опубликованных для MADS, и они держатся детерминированно, а не с вероятностью один, как в случае LtMADS, то есть первого экземпляра MADS. Первоначальные численные результаты весьма хороши как для гладких, так и для негладких, а также ограниченных и неограниченных задач.

Наконец, отдельный практический интерес представляет работа А. Хендры и С. Адинугрохо [20] в области технологий энергетики и автоматизации, основной темой которой является оптимизация «Контроль за прогнозом модели» (Model Prediction Control, MPC). MPC использует множество параметров, и некоторые из них могут быть настроены автоматически с помощью числовой оптимизации. Эти параметры интересуют исследователей, так как точно настроенные параметры дают надежный и стабильный MPC. Существует множество методов и алгоритмов, которые могут быть использованы для численной оптимизации, и целью работы является предоставление эталона для некоторых методов и алгоритмов с точки зрения скорости и результата.

Представим модель стохастической оптимизации экономико-финансового, информационного и логистического межкластерного взаимодействия в рамках отдельно взятого федерального округа на *рис. 1*.

Как видно на *рис. 1*, модель основана на идее создания и отладки цифрового двойника механизма указанных видов взаимодействия. Поясним подробнее, как эти виды взаимодействия связаны между собой в данном цифровом двойнике. Для этого перейдем к описанию этапов реализации модели.

Этап 1 — выбор и корректировка необходимых параметров цифрового двойника. Эффективность межкластерного взаимодействия лучше всего отражает естественный прирост населения (y) в анализируемых регионах, в которых расположены соответствующие инновационно-индустриальные кластеры. Однако прирост населения необходимо поставить в зависимость от таких факторов модели цифрового двойника, какие отражали бы в достаточной мере направления межкластерного взаимодействия, к числу которых относятся экономико-финансовое, информационное и логистическое виды взаимодействия. К подобным

факторам мы относим среднедушевые денежные доходы населения (в месяц) (x_1), инвестиции в основной капитал (x_2) и экспорт минус импорт (x_3). Перераспределение величины данных показателей со стороны государства и бизнеса внутри конкретного федерального округа между регионами, где находятся кластеры, совершенно очевидно отражает их экономико-финансовое взаимодействие. Кроме того, перераспределение инвестиций в основной капитал естественным образом происходит из информационного взаимодействия кластеров. К тому же если среднедушевые доходы населения в одном регионе выше, чем в другом, то это приведет к миграции рабочей силы и интеллектуального капитала в лице необходимых специалистов между регионами. Следовательно, это тоже является следствием информационного взаимодействия кластеров между собой. Наконец, логистическое взаимодействие кластеров также отражает процессы миграции капитала и квалифицированных кадров между соответствующими регионами федерального округа, что, кроме всего прочего, находит отражение и в показателе экспорта минус импорт.

В результате будем анализировать функцию трех переменных $y = f(x_1, x_2, x_3)$ для планирования перераспределения перечисленных ресурсов со стороны государства во взаимодействии с бизнесом для увеличения естественного прироста населения федерального округа.

Этап 2 — построение и отладка статистической модели цифрового двойника.

Здесь мы будем использовать модель множественной нелинейной регрессии, причем такую, которая будет наиболее качественной по необходимым статистическим параметрам и не будет противоречить логике, поскольку в любом анализе необходимо руководствоваться здравым смыслом (А. Дамодоран [21]).

Этап 3 — отладка алгоритма стохастической оптимизации цифрового двойника.

Основная идея данного алгоритма заключается в том, что ищется глобальное наибольшее значение функции многих переменных на заданном сегменте при наличии стохастической неопределенности в целевой функции. В качестве целевой функции берется та регрессия, которая наиболее оправдана с позиции эконометрики и не противоречит здравому смыслу аналитика. Однако при этом могут получиться другие регрессионные зависимости, которые будут не хуже целевой функции с позиции качества статистической модели. Их следует рассматривать как элементы шума для исследуемой целевой функции.

После этого определяется примерная величина данного шума, и целевая функция оптимизируется в глобальном смысле с учетом шума. Для этого будем использовать алгоритм поиска по шаблону (Pattern Search, Direct Search). Однако его стандартные настройки могут не позволить найти глобальное наибольшее значение стохастической функции, то есть существует опасность «застрять» в локальном наибольшем значении в процессе имитационного моделирования. Для решения подобной проблемы будем использовать следующие дополнительные настройки поиска по шаблону.

Функции глобальной оптимизации включают в себя три алгоритма прямого поиска (поиска по шаблону), называемые алгоритмом поиска обобщенных шаблонов (GPS), алгоритмом поиска генерирующих наборов (GSS) и алгоритмом ячеистого адаптивного поиска (MADS). Все они представляют собой алгоритмы поиска шаблонов, которые вычисляют последовательность точек, приближающихся к оптимальной точке. На каждом шаге алгоритм ищет набор точек, называемый сеткой, вокруг текущей точки, вычисленной на предыдущем шаге алгоритма. Сетка формируется путем добавления текущей точки к скалярному множеству набора векторов, называемого массивом. Если алгоритм поиска шаблона находит точку в сетке, которая улучшает целевую функцию в текущей точке, новая точка становится текущей на следующем шаге алгоритма.

Алгоритм GPS использует векторы фиксированного направления. Алгоритм GSS идентичен алгоритму GPS, за исключением случаев, когда существуют линейные ограничения, и когда текущая точка находится вблизи границы линейного ограничения. Алгоритм MADS использует случайный выбор векторов для определения сетки.

Рассмотрим процесс создания и отладки цифрового двойника механизма межкластерного взаимодействия 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 (*табл. 1*).

Этап 1 — выбор и корректировка необходимых параметров цифрового двойника. Используя показатели «Статистического обозрения» Федеральной службы государственной статистики, сгруппируем необходимые данные о естественном приросте населения, среднедушевых доходах населения (в месяц), инвестициях в основной капитал и об экспорте минус импорт за 10 лет с 2009 по 2018 г. При этом в целях сравнимости данных скорректируем показатели, измеряемые в рублях или долларах, на инфляцию (*табл. 2*). Таким образом, получаем данные в ценах 2018 г. в *табл. 3*.

Этап 2 — построение и отладка статистической модели цифрового двойника. Используя данные для восьми регионов ПФО, аналогичные тем, что представлены в *табл. 3*, в программе Statistica получены две наиболее достоверные модели множественной нелинейной регрессии:

- регрессия 1: $y = -290,198 + 0,036 x_2 + 57,229 \sqrt{x_1} - 33,052 \sqrt{x_2}$, $R^2 = 0,6196$;
- регрессия 2: $y = 15\,283 - 148\,867\,881 \frac{1}{x_1} - 35 \sqrt{x_2}$, $R^2 = 0,6201$.

При этом сама программа Statistica отбросила переменную x_3 как незначимую.

Построим обе регрессии в программе Matlab на одном графике (рис. 2). Неестественной представляется ситуация для регрессии 2 на нижнем графике, где при максимальном доходе населения наибольший прирост населения будет при нуле инвестиций в основной капитал. Как известно, без инвестиций в основной капитал невозможно развитие инновационно-индустриальных кластеров, что в свою очередь приведет к падению производства и сокращению доходов населения в таком кластере. Тогда в качестве целевой функции принимаем регрессию 1, а регрессию 2, уравнение которой показано на рис. 2, в дальнейшем будем рассматривать как шум.

Этап 3 — отладка алгоритма стохастической оптимизации цифрового двойника. Чтобы оценить более качественно примерный диапазон шума (рис. 3), вычтем из максимального значения y шумящей функции, то есть регрессии 2, максимальное значение y целевой функции, то есть регрессии 1. Их можно найти аналитически, с помощью данных, отмеченных курсивом в табл. 3. Так, для регрессии 1 получаем, что инвестиции $x_2 = 0$ и доход населения $x_{1,\max} = 37\,914,6$ руб., тогда $y_{\max} = 10\,853,2$ чел.

Аналогично для регрессии 2: инвестиции $x_2 = 0$ и доход населения $x_{1,\max} = 37\,914,6$ руб., тогда $y_{\max} = 11\,356,6$ чел.

Тогда шум составляет разницу:

$$\Delta y = 11\,356,6 - 10\,853,2 = 503,4 \text{ (чел.)}.$$

Таким образом, имеем задачу нахождения максимального значения стохастической функции y на заданных сегментах ее аргументов: $x_1 \in [0; 37\,914,6]$ и $x_2 \in [0; 736\,854,4]$.

Наибольшее значение гладкой целевой функции, то есть регрессии 1 без шума, можно найти в программе Matlab, если использовать прямой метод внутренней точки [22]. Результат для искомого максимального прироста населения в одном регионе (y) составляет 10 853,2 чел., что отражено на рис. 4. Поскольку Matlab решает только задачи минимизации, график целевой функции перевернут и, соответственно, целевая функция берется с противоположным знаком. Решение, полученное прямым методом внутренней точки, отмечено на рис. 4 как `fmincon solution`.

Наибольшее значение стохастической целевой функции, то есть регрессии 1 с шумом, можно попытаться найти в программе Matlab с помощью как прямого метода внутренней точки (`fmincon solution`), так и поиска по шаблону (`Pattern Search solution`) (рис. 5). Так, прямой метод внутренней точки дает результат оптимизации $y = 31,7$ чел., а поиск по шаблону — $y = 381,8$ чел., то есть фактически найдены локальные, а не глобальные наибольшие значения функции.

Данную проблему можно решить с помощью настройки алгоритма поиска по шаблону, то есть путем использования в качестве метода поиска и метода опроса поиск обобщенных шаблонов (GPS), поиск генерирующих наборов (GSS) и

ячейный адаптивный поиск (MADS) (табл. 4). При этом важно, чтобы для методов поиска и опроса использовались разные настройки. В этом случае сам алгоритм поиска по шаблону работает более качественно. Кроме того, для всех трех настроек GPS, GSS и MADS будем использовать конфигурацию $2N$, а не $N + 1$, так как в случае $2N$ перебирается шесть ближайших точек по отношению к предыдущей, а в случае $N + 1$ — только четыре.

В результате в табл. 4 видно, что наибольшее значение стохастической целевой функции прироста населения в одном регионе (y) наблюдается для метода поиска GPS Positive basis $2N$ и метода последующего опроса GSS Positive basis $2N$. В этом случае максимально достижимый прирост населения составит 11 365 чел. Это несколько больше того, что было получено для функции с шумом, то есть регрессии 2. Там было 11 356,6 чел. Такое произошло потому, что шум сам по себе шумит. Тем не менее подобный максимальный прирост населения в регионе возможен при инвестициях в основной капитал $x_2 = 0,5$ млн руб. и доходах населения в месяц $x_1 = 37\,896$ руб. (табл. 4).

Важным результатом рассмотренной модели стохастической оптимизации экономико-финансового, информационного и логистического межкластерного взаимодействия является то, что увеличение инвестиций в основной капитал далеко не всегда приводит к росту населения в регионах федерального округа (рис. 2). Население инновационно-индустриальных кластеров интересует прежде всего рост его среднедушевых доходов. Это необходимо учитывать при перераспределении инвестиционных и человеческих ресурсов в рамках одного федерального округа. Временное сокращение инвестиций в основной капитал и одновременное повышение доходов населения в отдельно взятом регионе одного федерального округа может привести к более серьезному приросту населения в регионе по сравнению с ситуацией, когда недостаток доходов населения компенсируется приростом инвестиций в основной капитал.

Сформулируем наиболее значимые выводы, полученные в результате исследования.

1. Стохастическая оптимизация работы цифровых двойников межкластерного взаимодействия позволяет заранее отработать оптимальные решения в отношении эволюции крупных инновационных систем, к примеру, федеральных округов страны.
2. Модель стохастической оптимизации экономико-финансового, информационного и логистического межкластерного взаимодействия в рамках отдельно взятого федерального округа предполагает в качестве основной наиболее значительной характеристики успешности подобного взаимодействия естественный прирост населения региона, в котором находится тот или иной кластер.
3. Использование цифрового двойника механизма межкластерного взаимодействия позволит избежать преждевременных необоснованных управленческих решений

государственного масштаба в отношении дальнейшего развития инновационно-индустриальных кластеров, расположенных на территории конкретного федерального округа России, и, напротив, смоделировать механизм межкластерного взаимодействия на компьютере в виде соответствующего цифрового двойника. Это даст возможность затем отладить указанный цифровой двойник так, чтобы получить оптимальное управленческое решение в смысле глобальной стохастической оптимизации, после чего принять его на практике с возможностью планирования и корректировки будущих государственных решений на компьютере с помощью уже отлаженного цифрового двойника.

Таблица 1**Инновационные территориальные кластеры по регионам ПФО****Table 1****Regional innovation clusters by region of the Volga Federal District**

Регионы	Инновационные кластеры
Нижегородская область	Нижегородский индустриальный инновационный кластер в области автомобилестроения и нефтехимии
Республика Мордовия	Энергоэффективная светотехника и интеллектуальные системы управления освещением
Ульяновская область	Консорциум «Научно-образовательно-производственный кластер «Ульяновск-Авиа» Ядерно-инновационный кластер г. Димитровграда
Самарская область	Инновационный территориальный аэрокосмический кластер
Пермский край	Инновационный территориальный кластер ракетного двигателестроения «Технополис «Новый Звездный» Фотоника
Удмуртская Республика	Удмуртский машиностроительный кластер
Республика Татарстан	Камский инновационный территориально-производственный кластер
Республика Башкортостан	Нефтехимический территориальный кластер

Источник: Российская кластерная обсерватория. URL: <https://cluster.hse.ru>

Source: The Russian cluster observatory data. URL: <https://cluster.hse.ru> (In Russ.)

Таблица 2**Годовые темпы инфляции, %****Table 2****Annual inflation rate, percent point**

Валюта	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Рубль	8,78	6,1	6,58	6,45	11,36	12,91	5,38	2,52	4,27
Доллар США	1,5	2,96	1,74	1,5	0,76	0,73	2,07	2,11	1,91

Источник: Федеральной службы государственной статистики. URL: <https://www.gks.ru>

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

Таблица 3**Данные для построения регрессионной модели в ценах 2018 г. (пример для Татарстана)****Table 3****Data to build a regression model at 2018 values: The case study of Tatarstan**

Год	Среднедушевые денежные доходы населения (в месяц), руб. x_1	Инвестиции в основной капитал, млн руб. x_2	Экспорт минус импорт, млн долл. США x_3	Естественный прирост населения, чел. y
2009	28 782	497 040,8	8 170,6	-1 415
2010	30 792,5	521 763,6	11 221,9	-762
2011	31 867,1	620 525	14 488,8	3 752
2012	35 592	700 725,8	15 484,2	9 023
2013	36 843,6	736 854,4	13 959,5	10 218
2014	37 914,6	690 372,2	11 861,9	9 732
2015	35 513,6	695 245,1	7 452,5	10 416
2016	35 076,3	686 810,8	6 861	10 643
2017	33 673	664 837,7	6 496,5	4 240
2018	33 130	629 731	8 223,7	1 600

Источник: авторская разработка

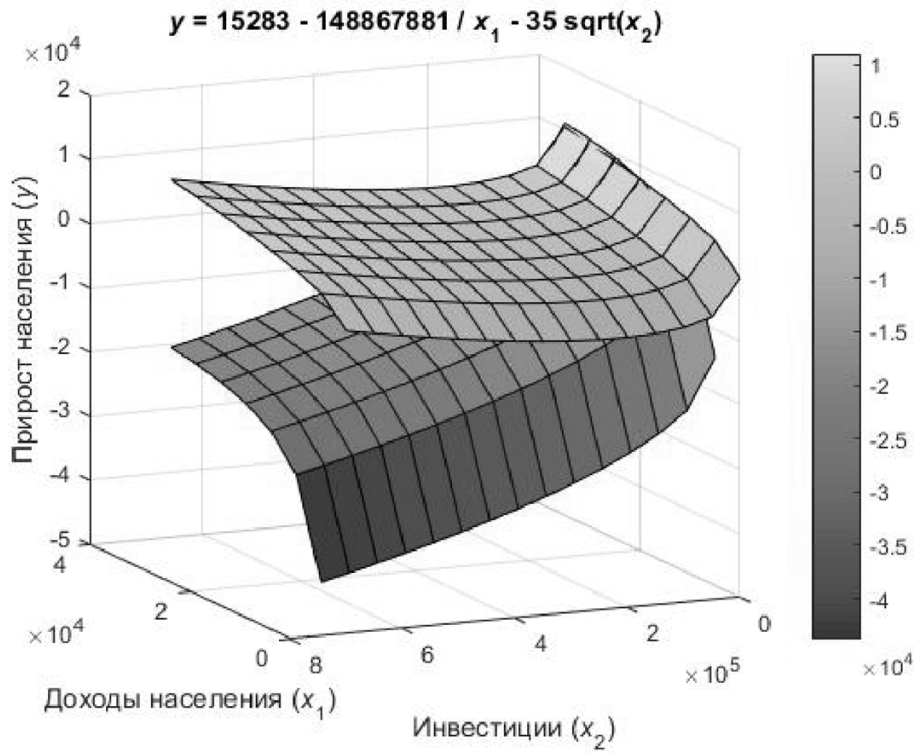
Source: Authoring

Рисунок 2

Графики двух регрессий для восьми регионов Приволжского федерального округа с кластерами

Figure 2

The two-regression graphs for the Volga Federal District eight regions with clusters



Источник: авторская разработка

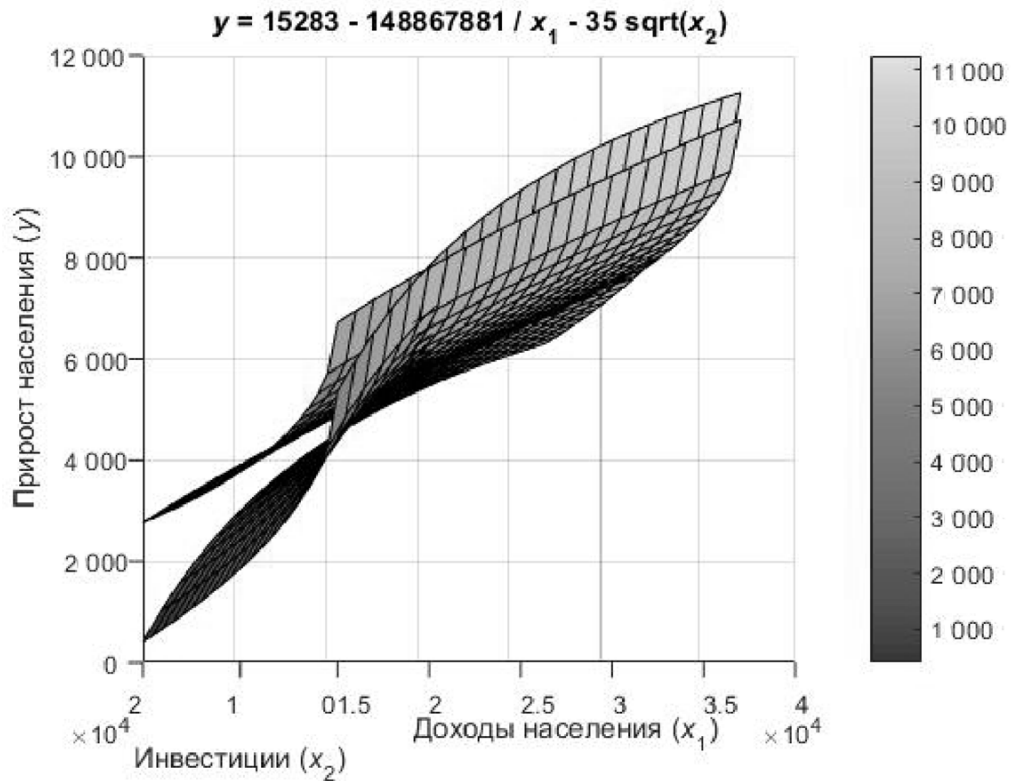
Source: Authoring

Рисунок 3

Максимальные значения графиков двух регрессий для восьми регионов Приволжского федерального округа с кластерами

Figure 3

The two-regression high graphs for the Volga Federal District eight regions with clusters

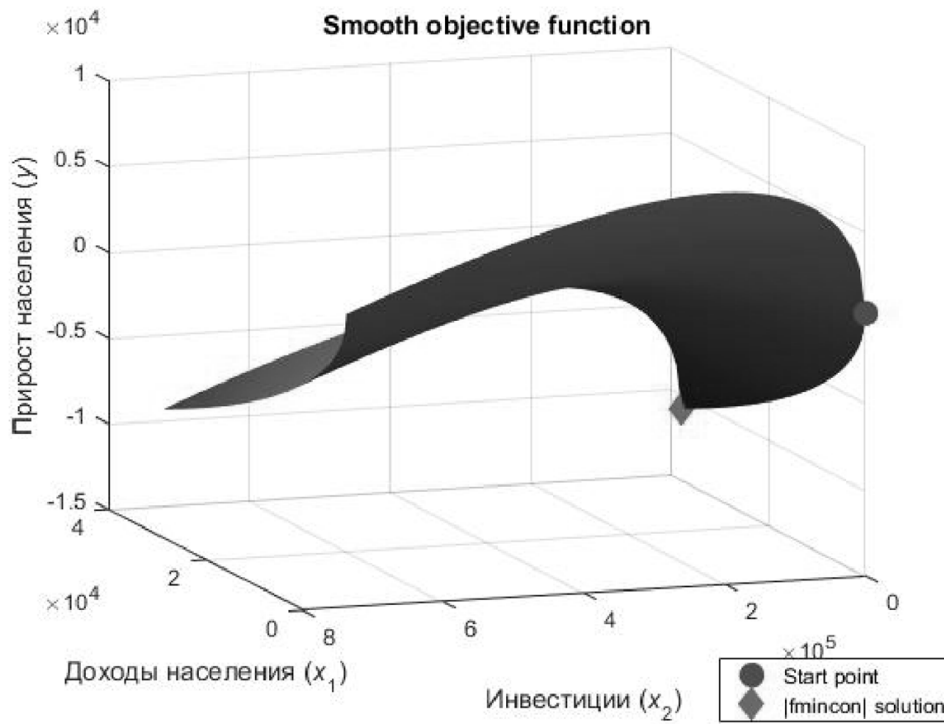


Источник: авторская разработка

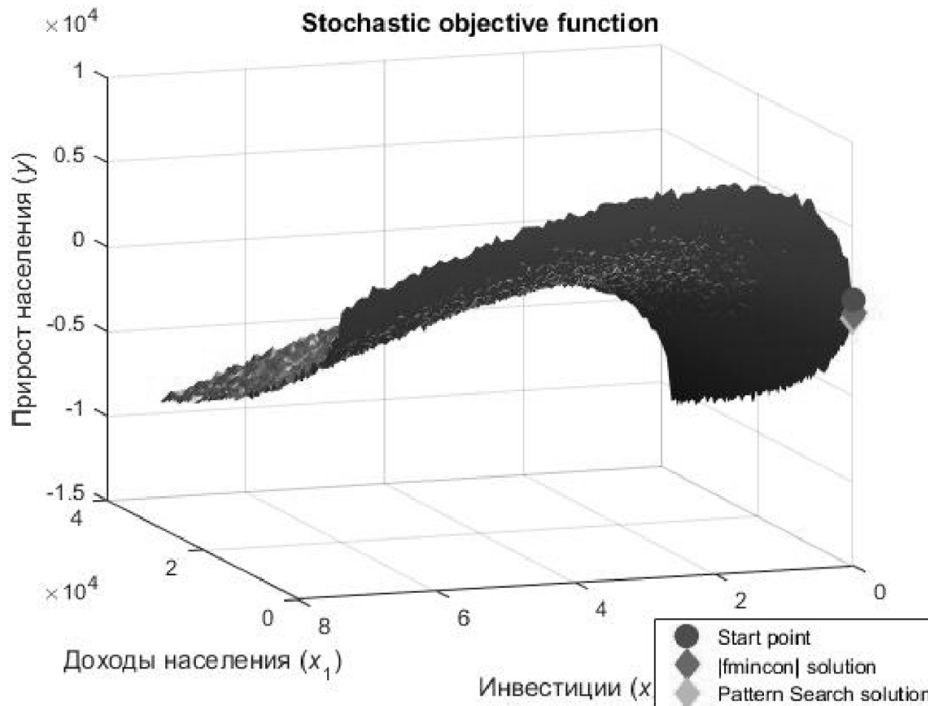
Source: Authoring

Рисунок 4
Поиск наименьшего значения гладкой целевой функции

Figure 4
Finding the least value of smooth objective function



Источник: авторская разработка
Source: Authoring

Рисунок 5**Поиск наименьшего значения стохастической целевой функции****Figure 5****Finding the least value of stochastic objective function**

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Список литературы

1. Яшин С.Н., Кошелев Е.В., Костригин Р.В. Составление линейного функционала ценности инновационно-индустриального кластера для региона // Управление экономическими системами: электронный научный журнал. 2019. № 12. URL: <http://uecs.ru/innovacii-investicii/item/5774-2019-12-21-11-28-53>
2. Измакова О.А. Рандомизированные алгоритмы самообучения для настройки ассоциативных нейронных сетей // Стохастическая оптимизация в информатике. 2005. Т. 1. № 1. С. 81 – 102. URL: <https://readera.org/randomizirovannye-algoritmy-samoobucheniya-dlja-nastrojki-associativnyh-nejronnyh-14339396>
3. Сакалаускас Л. Нелинейная стохастическая оптимизация методом Монте-Карло // Стохастическая оптимизация в информатике. 2005. Т. 1. № 1. С. 190 – 205. URL: <https://readera.org/nelinejnaja-stohasticheskaja-optimizacija-metodom-monte-karlo-14339385>
4. Сысоев С.С. Рандомизированные алгоритмы стохастической оптимизации, квантовые компьютеры, искусственный интеллект // Стохастическая

- оптимизация в информатике. 2005. Т. 1. № 1. С. 206—221.
URL: <https://readera.org/randomizirovannye-algoritmy-stohasticheskoy-optimizacii-kvantovye-kompjutery-14339386>
5. Гасников А.В., Дзуреченский П.Е., Нестеров Ю.Е. Стохастические градиентные методы с неточным оракулом // Труды Московского физико-технического института. 2016. Т. 8. № 1. С. 41—91. URL: <https://readera.org/stohasticheskie-gradientnye-metody-s-netochnym-orakulom-142186120>
 6. 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>
 7. 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>
 8. 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>
 9. Hooke R., Jeeves T.A. “Direct Search” Solution of Numerical and Statistical Problems. *Journal of the ACM*, 1961, vol. 8, no. 2, pp. 212–229.
URL: <https://doi.org/10.1145/321062.321069>
 10. Powell M.J.D. On Search Directions for Minimization Algorithms. *Mathematical Programming*, 1973, vol. 4, pp. 193–201. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/BF01584660>
 11. Davidon W.C. Variable Metric Method for Minimization. *SIAM Journal on Optimization*, 1991, vol. 1, iss. 1, pp. 1–17. URL: <https://doi.org/10.1137/0801001>
 12. McKinnon K.I.M. Convergence of the Nelder–Mead Simplex Method to a Nonstationary Point. *SIAM Journal on Optimization*, 1998, vol. 9, iss. 1, pp. 148–158. URL: <https://doi.org/10.1137/S1052623496303482>
 13. Torczon V. On the Convergence of Pattern Search Algorithms. *SIAM Journal on Optimization*, 1997, vol. 7, iss. 1, pp. 1–25.
URL: <https://doi.org/10.1137/S1052623493250780>
 14. Dolan E.D., Lewis R.M., Torczon V. On the Local Convergence of Pattern Search. *SIAM Journal on Optimization*, 2003, vol. 14, iss. 2, pp. 567–583.
URL: <https://doi.org/10.1137/S1052623400374495>

15. Audet C., Dennis J.E. Jr. Analysis of Generalized Pattern Searches. *SIAM Journal on Optimization*, 2003, vol. 13, iss. 3, pp. 889–903.
URL: <https://doi.org/10.1137/S1052623400378742>
16. Kolda T.G., Lewis R.M., Torczon V. Optimization by Direct Search: New Perspectives on Some Classical and Modern Methods. *SIAM Review*, 2003, vol. 45, iss. 3, pp. 385–482. URL: <https://doi.org/10.1137/S003614450242889>
17. Lewis R.M., Shepherd A., Torczon V. Implementing Generating Set Search Methods for Linearly Constrained Minimization. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2007, vol. 29, iss. 6, pp. 2507–2530. URL: <https://doi.org/10.1137/050635432>
18. Audet C., Dennis J.E. Jr. Mesh Adaptive Direct Search Algorithms for Constrained Optimization. *SIAM Journal on Optimization*, 2006, vol. 17, iss. 1, pp. 188–217.
URL: <https://doi.org/10.1137/040603371>
19. Abramson M.A., Audet Ch., Dennis J.E. Jr., Digabel S.L. OrthoMADS: A Deterministic MADS Instance with Orthogonal Directions. *SIAM Journal on Optimization*, 2009, vol. 20, iss. 2, pp. 948–966.
URL: <https://doi.org/10.1137/080716980>
20. Hendra A., Adinugroho S. Matlab Solvers Benchmark for ABB's Model Predictive Control Optimization. Speed vs Result. Project in Computational Science: Report. Uppsala, Uppsala Universitet, January 2015, 49 p.
URL: http://www.it.uu.se/edu/course/homepage/projektTDB/ht14/project05/Project_05_Report.pdf
21. Damodaran A. Investment Valuation: Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset. New York, John Wiley & Sons, Inc., 2002, 992 p.
22. Бабынин М.С., Жадан В.Г. Прямой метод внутренней точки для линейной задачи полуопределенного программирования // Журнал вычислительной математики и математической физики. 2008. Т. 48. № 10. С. 1780—1801.
URL: http://www.mathnet.ru/php/archive.phtml?wshow=paper&jrnid=zvmmf&paperid=95&option_lang=rus

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.

STOCHASTIC OPTIMIZATION OF ECONOMIC, FINANCIAL, INFORMATION, AND LOGISTICS INTER-CLUSTER COOPERATION

Sergei N. YASHIN ^{a*}, Yurii V. TRIFONOV ^b, Egor V. KOSHELEV ^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
kei@ef.unn.ru
<https://orcid.org/0000-0002-4745-0004>

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

* Corresponding author

Article history:

Article No. 362/2020
Received 19 June 2020
Received in revised form
3 July 2020
Accepted 17 July 2020
Available online
29 September 2020

JEL classification: C63,
E17, O21, O36

Keywords: stochastic
optimization, digital twin,
inter-cluster cooperation

Abstract

Subject. This article deals with the simulation technologies based on the principles of stochastic optimization. They can bring a significant financial effect in the planning of investment development of both individual innovation and industrial clusters and federal districts of the country.

Objectives. The article aims to investigate the mechanisms of inter-cluster cooperation within a single district.

Methods. For the analysis, we used a stochastic optimization model in view of economic, financial, information, and logistics inter-cluster cooperation within a single federal district.

Results. The considered stochastic optimization model of economic, financial, information, and logistics inter-cluster cooperation shows that the increase in fixed investment does not always cause population growth in the federal district regions.

Conclusions. The use of a digital twin mechanism of inter-cluster cooperation can help avoid premature unreasonable public policy management decisions regarding the further development of innovation and industrial clusters.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2020

Please cite this article as: Yashin S.N., Trifonov Yu.V., Koshelev E.V. Stochastic Optimization of Economic, Financial, Information, and Logistics Inter-Cluster Cooperation. *Finance and Credit*, 2020, vol. 26, iss. 9, pp. 1928–1950.
<https://doi.org/10.24891/fc.26.9.1928>

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., Kostrigin R.V. [Compilation of linear functional of the value of the innovation and industrial cluster for the region]. *Upravlenie ekonomicheskimi sistemami: elektronnyi nauchnyi zhurnal*, 2019, no. 12. (In Russ.)
URL: <http://uecs.ru/innovacii-investicii/item/5774-2019-12-21-11-28-53>
2. Izmakova O.A. [Randomized self-learning algorithms to tune associative neural networks]. *Stokhasticheskaya optimizatsiya v informatike = Stochastic Optimization in Computer Science*, 2005, vol. 1, no. 1, pp. 81–102.
URL: <https://readera.org/randomizirovannye-algoritmy-samoobuchenija-dlja-nastrojki-associativnyh-nejronnyh-14339396> (In Russ.)
3. Sakalauskas L. [Nonlinear stochastic optimization by Monte Carlo method]. *Stokhasticheskaya optimizatsiya v informatike = Stochastic Optimization in Computer Science*, 2005, vol. 1, no. 1, pp. 190–205. URL: <https://readera.org/nelinejnaja-stokhasticheskaja-optimizacija-metodom-monte-karlo-14339385> (In Russ.)
4. Sysoev S.S. [Randomized stochastic optimization algorithms, quantum computers, artificial intelligence]. *Stokhasticheskaya optimizatsiya v informatike = Stochastic Optimization in Computer Science*, 2005, vol. 1, no. 1, pp. 206–221.
URL: <https://readera.org/randomizirovannye-algoritmy-stokhasticheskoy-optimizacii-kvantovye-kompjutery-14339386> (In Russ.)
5. Gasnikov A.V., Dvurechenskii P.E., Nesterov Yu.E. [Stochastic gradient methods with inexact oracle]. *Trudy Moskovskogo fiziko-tekhnicheskogo instituta = Proceedings of MIPT*, 2016, vol. 8, no. 1, pp. 41–91. URL: <https://readera.org/stokhasticheskie-gradientnye-metody-s-netochnym-orakulom-142186120> (In Russ.)
6. 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>
7. 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>
8. 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>

9. Hooke R., Jeeves T.A. “Direct Search” Solution of Numerical and Statistical Problems. *Journal of the ACM*, 1961, vol. 8, no. 2, pp. 212–229.
URL: <https://doi.org/10.1145/321062.321069>
10. Powell M.J.D. On Search Directions for Minimization Algorithms. *Mathematical Programming*, 1973, vol. 4, pp. 193–201. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/BF01584660>
11. Davidon W.C. Variable Metric Method for Minimization. *SIAM Journal on Optimization*, 1991, vol. 1, iss. 1, pp. 1–17. URL: <https://doi.org/10.1137/0801001>
12. McKinnon K.I.M. Convergence of the Nelder–Mead Simplex Method to a Nonstationary Point. *SIAM Journal on Optimization*, 1998, vol. 9, iss. 1, pp. 148–158. URL: <https://doi.org/10.1137/S1052623496303482>
13. Torczon V. On the Convergence of Pattern Search Algorithms. *SIAM Journal on Optimization*, 1997, vol. 7, iss. 1, pp. 1–25.
URL: <https://doi.org/10.1137/S1052623493250780>
14. Dolan E.D., Lewis R.M., Torczon V. On the Local Convergence of Pattern Search. *SIAM Journal on Optimization*, 2003, vol. 14, iss. 2, pp. 567–583.
URL: <https://doi.org/10.1137/S1052623400374495>
15. Audet C., Dennis J.E. Jr. Analysis of Generalized Pattern Searches. *SIAM Journal on Optimization*, 2003, vol. 13, iss. 3, pp. 889–903.
URL: <https://doi.org/10.1137/S1052623400378742>
16. Kolda T.G., Lewis R.M., Torczon V. Optimization by Direct Search: New Perspectives on Some Classical and Modern Methods. *SIAM Review*, 2003, vol. 45, iss. 3, pp. 385–482. URL: <https://doi.org/10.1137/S003614450242889>
17. Lewis R.M., Shepherd A., Torczon V. Implementing Generating Set Search Methods for Linearly Constrained Minimization. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2007, vol. 29, iss. 6, pp. 2507–2530. URL: <https://doi.org/10.1137/050635432>
18. Audet C., Dennis J.E. Jr. Mesh Adaptive Direct Search Algorithms for Constrained Optimization. *SIAM Journal on Optimization*, 2006, vol. 17, iss. 1, pp. 188–217.
URL: <https://doi.org/10.1137/040603371>
19. Abramson M.A., Audet Ch., Dennis J.E. Jr., Digabel S.L. OrthoMADS: A Deterministic MADS Instance with Orthogonal Directions. *SIAM Journal on Optimization*, 2009, vol. 20, iss. 2, pp. 948–966.
URL: <https://doi.org/10.1137/080716980>
20. Hendra A., Adinugroho S. Matlab Solvers Benchmark for ABB's Model Predictive Control Optimization. Speed vs Result. Project in Computational Science: Report. Uppsala, Uppsala Universitet, January 2015, 49 p.

URL: http://www.it.uu.se/edu/course/homepage/projektTDB/ht14/project05/Project_05_Report.pdf

21. Damodaran A. *Investment Valuation: Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset*. New York, John Wiley & Sons, Inc., 2002, 992 p.
22. Babynin M.S., Zhadan V.G. [A primal interior point method for the linear semidefinite programming problem]. *Zh. Vychisl. Mat. Mat. Fiz.*, 2008, vol. 48, no. 10, pp. 1780–1801. URL: http://www.mathnet.ru/php/archive.phtml?wshow=paper&jrnid=zvmmf&paperid=95&option_lang=rus (In Russ.)

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.