

МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ ЛОГИСТИЧЕСКОГО, ИНФОРМАЦИОННОГО И ЭКОНОМИКО-ФИНАНСОВОГО МЕЖКЛАСТЕРНОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МУРАВЬИНОГО АЛГОРИТМА*

Сергей Николаевич ЯШИН^a, Егор Викторович КОШЕЛЕВ^b,
Сергей Александрович БОРИСОВ^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 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

^c 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. № 487/2020
Получена 27.08.2020
Получена в доработанном виде 10.09.2020
Одобрена 24.09.2020
Доступна онлайн 27.11.2020

УДК 332.142.2

JEL: C63, E17, O21, O36

Ключевые слова:

квадратичная задача о назначениях, межкластерное

Аннотация

Предмет. Создание технологии моделирования и оптимизации экономико-финансового, информационного и логистического межкластерного взаимодействия в пределах федерального округа.

Цели. Предложить модель выбора определения оптимального центра промышленной агломерации для инновационно-индустриальных кластеров, расположенных в одном федеральном округе.

Методология. Проблема решается как квадратичная задача о назначениях с использованием муравьиного алгоритма.

Результаты. Для Приволжского федерального округа получен оптимальный вариант промышленной агломерации Самара-Ульяновск-Димитровград. Ей соответствуют наименьшие транспортные издержки. Результатом оптимизации информационного взаимодействия стала та же промышленная агломерация, в которой наблюдается наименьшая для ПФО естественная убыль населения.

Выводы. Сокращение общих транспортных издержек и естественной убыли населения в ПФО в случае размещения центра промышленной агломерации в полученных трех городах позволит качественно улучшить

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

взаимодействие, процесс форсайта эволюции крупной инновационной системы, муравьиный алгоритм, представленной исследуемым округом. промышленная агломерация

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2020

Для цитирования: Яшин С.Н., Кошелев Е.В., Борисов С.А. Моделирование и оптимизация логистического, информационного и экономико-финансового межкластерного взаимодействия с использованием муравьиного алгоритма // *Финансы и кредит*. — 2020. — Т. 26, № 11. — С. 2427 — 2447.
<https://doi.org/10.24891/fc.26.11.2427>

Технологии искусственного интеллекта уже достаточно широко используются в различных сферах управления. Они позволяют оптимизировать многие сложные процессы, используя для этого соответствующие алгоритмы, к числу которых относится и муравьиный алгоритм. Его можно применить для разработки модели управления крупными территориями, такими как, например, федеральные округа.

В этом случае важно выделить наиболее важные направления взаимодействия регионов, входящих в федеральный округ. Экономика регионов становится успешной, когда эффективно функционируют инновационно-индустриальные кластеры, расположенные в этих регионах. В связи с этим целесообразно рассматривать также межкластерное взаимодействие регионов. К числу его приоритетных направлений мы относим экономико-финансовое, информационное и логистическое взаимодействие.

Для решения подобных вопросов можно использовать методы решения квадратичной задачи о назначениях (Quadratic Assignment Problem, QAP), к числу которых относится и муравьиный алгоритм. Его основное преимущество заключается в том, что искусственный интеллект (муравьи) продолжает искать более оптимальный путь даже тогда, когда оптимум уже найден. Это позволяет в итоге существенно сократить издержки экономико-финансового, информационного и логистического межкластерного взаимодействия, а, следовательно, приводит к новому синергетическому эффекту функционирования инновационных систем промышленных регионов в условиях экономической неопределенности. Подобные эффекты крайне важны в процессе форсайта эволюции инновационной системы федерального округа¹.

Сама по себе задача QAP остается очень сложной, но прогресс в алгоритмах и вычислительных платформах способствовали точному решению давно уже существующих проблем, которые до недавнего времени считались неразрешимыми. Использование более сложных параметров, сильное разветвление и реализация распределенной обработки сыграли важную роль в недавних решениях крупных проблем. Дальнейший прогресс в этих областях, а

¹ Яшин С.Н., Кошелев Е.В., Суханов Д.А. Форсайт эволюции инновационной системы федерального округа с использованием многоцелевого генетического алгоритма // *Финансы и кредит*. 2020. Т. 26. № 6. С. 1208—1227. URL: <https://doi.org/10.24891/fc.26.6.1208>

также рассмотрение конкретной структуры проблем, вероятно, приведут к решению еще более сложных ситуаций в ближайшем будущем [1].

Проблема квадратичного назначения (QAP) является одной из самых сложных задач комбинаторной оптимизации. Некоторые случаи размерности $n = 30$ остаются нерешенными уже в течение десятилетий. Решение этих проблем требует как совершенствования алгоритмов математического программирования, так и использования мощных вычислительных платформ. Так, к примеру, К.М. Анстрейхер и др. [2] описали новый подход к решению QAP с использованием современного алгоритма ветвления и привязки, выполняемом на федерации географически распределенных ресурсов, известной как вычислительная сетка.

Ученые З. Дрезнер, П. Хан и Е.Д. Тейлард [3] сообщили об эвристических и точных достижениях решения задачи QAP. Наиболее часто обсуждаемые в литературе примеры QAP относительно хорошо решаются эвристическими подходами. Действительно, решения с долей 1% от наиболее известных значений быстро находят с помощью большинства эвристических методов. Точные методы не могут доказать оптимальность для этих экземпляров, как только размер проблемы приближается к 30 или 40. Авторы представили новые экземпляры QAP, которые плохо решаются многими методами, основанными на метаэвристике. Однако эти новые случаи, как показано, решаются относительно хорошо некоторыми точными способами, поскольку точно решены случаи проблемы размерности до 75.

Полудефинированное программирование (SDP) в последнее время оказалось очень мощным инструментом для аппроксимации некоторых NP-жестких проблем. Характер задачи QAP предполагает SDP как способ получения отслеживаемых релаксаций. Ф. Рендл и Р. Сотиров [4] привели некоторые SDP-релаксации QAP и решили их приблизительно с помощью динамической версии метода пакета. Результаты вычислений демонстрируют эффективность подхода. Полученные границы задачи в настоящее время являются одними из самых сильных, доступных для QAP. Авторы исследовали их потенциал для настройки метода ветвей и границ, принимая во внимание также границы на первых уровнях дерева ветвления.

Исследователи П.М. Хан и др. [5] сообщили о новом алгоритме для обобщенной задачи квадратичного назначения (GQAP). GQAP описывает широкий класс проблем квадратичного целочисленного программирования, в котором M попарно связанных объектов назначены N адресатам, ограниченными способностью адресатов приспособиться к ним. Этот новый алгоритм основан на процедуре двойного подъема метода линеаризации переформуляции (RLT). Экспериментальные результаты показывают, что время выполнения этого алгоритма так же хорошо, как и другие известные методы точного решения для столь больших задач, как случай $M = 20$ и $N = 15$, или лучше.

Недавно оказалось, что полуопределенные релаксации задачи QAP обеспечивают хорошие приближения к оптимальному значению. Дж. Пов и Ф. Рендл [6] систематически изучили различные конические релаксации QAP. Сначала они показали, что QAP может быть эквивалентно сформулирована как линейная программа для конуса полностью положительных матриц. Поскольку этот конус трудно оптимизировать, авторы изучили прослеживаемые приближения и сравнили их с несколькими релаксациями из литературы. Установлено, что несколько хорошо изученных моделей фактически эквивалентны. Решить самую сложную из этих моделей до разумной точности в случаях умеренного размера задачи все еще непросто.

Ученые Г. Эрдоган и Б.К. Тансел [7] представили два новых класса экземпляров задачи QAP, которые можно свести к задаче линейного назначения, и построили полиномиальные временные процедуры для проверки, является ли экземпляр элементом этих классов.

Для решения задач с большими размерностями чаще всего используют генетические алгоритмы (GA), среди которых на данный момент лучше всего проявил себя «жадный» GA, разработанный Р.К. Ахуа, Дж.Б. Орлин и А. Тивари [8]. Однако и у этого алгоритма имеются недостатки — сложная настройка параметров поиска и трудная балансировка между разнообразием и «жадностью» [9].

Исследователи М.Ф. Тасгетирен и др. [10] представили два мета-эвристических алгоритма для решения задачи QAP. Итерируемый жадный алгоритм имеет два основных компонента — процедуры разрушения и построения. Алгоритм начинается от начального решения и затем итерируется через основной цикл, где сначала получают частичное решение-кандидат путем удаления ряда компонентов решения из полного решения-кандидата. Затем полное решение восстанавливается путем вставки компонентов частичного решения в разрушенное решение. Эти простые шаги повторяются до тех пор, пока не будет выполнен определенный критерий завершения. Авторы также представили свой предыдущий алгоритм дифференциальной эволюции, модифицированный для задачи QAP. Проблема QAP является классической NP-трудной проблемой, и ее применение в реальной жизни по-прежнему считается сложной задачей. Предлагаемые алгоритмы были оценены на примерах задач QAP, возникающих из реальных проблем, а также на ряде контрольных примеров из QAPLIB. Результаты вычислений показывают, что предложенные алгоритмы превосходят алгоритм оптимизации мигрирующих птиц, который появился совсем недавно в литературе.

Задачу QAP также исследовал З. Дрезнер [11]. Он привел веса между парами объектов и расстояния между одним и тем же количеством мест. Проблема заключалась в том, чтобы найти распределение объектов по местоположениям, которое минимизирует взвешенную сумму расстояний. Эта проблема считается одной из самых сложных задач комбинаторной оптимизации.

Авторы С. Ким, М. Коджима и К.К. Тох [12] предложили эффективный вычислительный метод для задач линейно ограниченной квадратичной оптимизации (QOP) с ограничениями комплементарности, основанными на их лагранжевой и дважды неотрицательной (DNN) релаксации и алгоритмах первого порядка.

Муравьиный алгоритм также является одним из наиболее мощных инструментов для решения задачи QAP. В течение предпоследнего десятилетия искусственные муравьи переживали бурное развитие в исследовательском сообществе, в основном для решения задач оптимизации. Н. Монмарч, Ф. Гуйнанд и П. Сьярри [13] представили обзор ситуации, в которую попали алгоритмы муравьиных колоний. Искусственные муравьи включают методы решения сложных задач оптимизации и новые тенденции для коллективного интеллекта.

Одним из самых удивительных поведенческих паттернов, проявляемых муравьями, является способность определенных видов муравьев находить то, что программисты называют кратчайшими путями. Биологи экспериментально показали, что это возможно путем использования связи на основе только феромонов, пахучем химическом веществе, которое муравьи могут выделять. Именно эта поведенческая закономерность вдохновила программистов на разработку алгоритмов решения задач оптимизации. Первые попытки в этом направлении появились в начале 1990-х гг. и могут рассматриваться скорее как «игрушечные» демонстрации, хотя и важны для указания на общую обоснованность подхода. С тех пор эти и подобные идеи привлекли неуклонно растущее количество исследований, и оптимизация муравьиных колоний (ACO) является одним из результатов этих исследований. Действительно, алгоритмы ACO являются наиболее успешными и широко признанными алгоритмическими методами, основанными на поведении муравьев. Об их успехе свидетельствует обширный спектр различных проблем, к которым они были применены, и, кроме того, тот факт, что ACO-алгоритмы применяются для многих проблем среди современных высокопроизводительных алгоритмов [14].

В роевой робототехнике связь между роботами имеет важное значение. Вдохновленные биологическими роями с использованием феромонов, Ф. Рьюсуке и др. [15] предложили использовать химические соединения для реализации поведения группового фуражирования в роях роботов. Они разработали полностью автономного робота, а затем создали рой с использованием этанола в качестве феромона следа, позволяющий роботам связываться друг с другом косвенно через феромонные тропы. Их групповой набор и совместные транспортные алгоритмы обеспечили роботам требуемое поведение роя. Авторы провели как моделирование, так и эксперименты с реальными роями роботов и проанализировали данные статистически, чтобы исследовать любые изменения, вызванные феромонной связью в производительности роя при решении задач подбора кормов и совместного транспорта. Результаты показывают, что роботы могут общаться, используя

феромонные тропы, и что улучшение за счет феромоновой связи может быть нелинейным, в зависимости от размера роя робота.

Исследование Л. Даниелли и Г. Оливьера [16] предлагает модель памяти муравьиных автоматов (СААМ), которая управляет роем роботов при выполнении задачи фуражирования в ранее известной среде с гнездами. Поле хорошо известно всем роботам, которые совместно используют одну и ту же среду, общаясь через перевернутый феромон. Это вещество осаждается каждым роящимся роботом на каждом шаге поиска, что приводит к отталкивающей силе между членами команды. Кроме того, кратковременная память, вдохновленная Tabu Search, применяется для того, чтобы роботы могли запомнить свои последние позиции и избежать бесполезных исследований. С другой стороны, самонаведение основано на поведении, наблюдаемом при эвакуации пешеходов, что приводит к притягивающей силе через гнезда. Более того, динамическая информация используется, чтобы избежать очередей роботов и узких мест рядом с гнездами. Каждый шаг робота — движение первого выбора со стохастическим решателем конфликтов, что приводит к недетерминированной характеристике модели. Предложенная модель была реализована и представлена несколькими моделированиями для оценки ее результирующего поведения. Для уточнения ее собственных параметров использовались различные условия окружающей среды. Результаты показали, что предлагаемая модель способна выполнять задачу фуражирования конкурентным способом: при поиске роя выполнять хороший охват окружающей среды и при самонаведении роботы способны находить наиболее адекватные гнезда.

Примечательно, что муравьиные алгоритмы используются также в финансовых исследованиях. Так, Й. Занг, С. Ванг и Г. Джи [17] предложили гибридную систему для прогнозирования корпоративного банкротства. Вся процедура состоит из следующих четырех этапов: во-первых, для извлечения наиболее важных признаков использовался последовательный прямой отбор; во-вторых, модель на основе правил была выбрана для соответствия данному набору данных, поскольку она может представлять физический смысл; в-третьих, был введен алгоритм генетической колонии муравьев (GACA); стратегия масштабирования фитнеса и оператор хаотики были включены в GACA, сформировав новый алгоритм — fitness-scaling хаотичный GACA (FSCGACA), который использовался для поиска оптимальных параметров основанной на правилах модели; и, наконец, метод стратифицированной K-кратной перекрестной проверки был использован для усиления обобщения модели. Эксперименты по моделированию данных, собранных с 2006 по 2009 г., по 1 000 корпораций показали, что предлагаемая модель была эффективной. Она выбрала пять наиболее важных факторов: «чистый доход для равенства брокеров», «быстрый коэффициент», «нераспределенная прибыль для совокупных активов», «собственный капитал акционеров для совокупных активов» и «финансовые расходы на продажи». Общая ошибка неправильной классификации предлагаемого FSCGACA составила всего 7,9%, превысив результаты

генетического алгоритма (GA), алгоритма муравьиных колоний (ACA) и GACA. Среднее время вычисления модели — 2,02 с.

Опишем тогда уже известные способы применения муравьиного алгоритма к решению задачи QAP. К примеру, Ш. Цуцуи [18] предложил несколько типов параллельных алгоритмов АСО с симметричной многопроцессорной обработкой (SMP) для решения задачи QAP. Они включают модель «ведущий-ведомый» и модель «остров». Авторы оценили каждый параллельный алгоритм с условием, что время выполнения для каждого параллельного алгоритма и базового последовательного алгоритма одинаковы. Результаты показывают, что использование модели «ведущий-ведомый» с повышенной итерацией алгоритмов АСО перспективно в решении задачи QAP.

Алгоритмы АСО, а точнее min-max ant systems (MMAS), зачастую с двумя видами стохастических методов локального поиска (SLS): 2-opt local search и tabu local search. М. Маухауб и Ж. Ванг [19] предложили улучшение этих двух методов в соответствии со свойствами АСО и QAP. В случае MMAS 2opt ими использовалась новая стратегия случайного обхода, чтобы избежать быстрого застоя в локальной оптимизации. Кроме того, предлагается перспективная стратегия более тщательного изучения окрестностей. В случае MMAS tabu используется также стратегия случайной ходьбы, чтобы избежать застревания в локальном оптимуме. Чтобы показать достоинства предлагаемых методов, авторы провели экспериментальные тесты, сравнивая соответственно MMAS 2opt и MMAS tabu с улучшениями и без них. Результаты показывают, что улучшенный локальный метод имеет более высокую производительность с точки зрения качества возвращаемого решения, чем исходные. Более того, М. Маухауб и Ж. Ванг [19] также заметили, что усовершенствованные методы превосходят друг друга для различных классов проблем.

Популяционный алгоритм оптимизации муравьиных колоний (P-АСО) отличается от других алгоритмов АСО из-за его реализации обновления феромона. P-АСО отслеживает популяцию решений, которая служит архивом решений, генерируемых колонией муравьев. Обновления феромона в P-АСО выполняются только на основе решений, которые входят или выходят из архива решений. Популяционная схема значительно уменьшает время вычислений, необходимое для обновления феромона, по сравнению с классическими алгоритмами АСО, такими как Ant System. С. Оливьера и др. [20, 21] изучили поведение P-АСО для решения задачи коммивояжера (TSP) и задачи квадратичного назначения (QAP). В частности, они исследовали влияние локального поиска на параметры и производительность P-АСО. Результаты ясно показывают, что P-АСО является очень конкурентным инструментом, параметры и поведение которого сильно зависят от решаемой проблемы и от того, используется ли локальный поиск.

Учитывая требования рассматриваемой нами задачи QAP, представим этапы реализации муравьиного алгоритма в виде трехэтапной модели (рис. 1). Далее опишем данные этапы подробнее.

Этап 1 — оптимизация логистического межкластерного взаимодействия.

Целью реализации представленной модели является определение оптимального центра промышленной агломерации. Он должен включать в себя те инновационно-индустриальные кластеры, месторасположение которых позволит сократить логистические, информационные и, следовательно, экономико-финансовые издержки в рамках одного федерального округа. Для этого сначала ищется центр агломерации в целях сокращения общих для округа логистических издержек. К таковым мы относим затраты на перевозку продукции кластеров тремя видами транспорта: (1) на грузовых автомобилях, (2) по железной дороге и (3) самолетами. Таким образом, предварительно кластеры разбиваются на три отрасли согласно перечисленным видам перевозки грузов. В результате составляется матрица средних цен перевозок (матрица весов), каждый элемент которой показывает среднюю цену перевозки продукции из отрасли i в отрасль j .

После этого с помощью муравьиного алгоритма ищется центр промышленной агломерации федерального округа, для чего необходимо на множестве кластеров P найти минимум функции

$$\sum_{a,b \in P} w_{a,b} d_{f(a),f(b)},$$

где w — матрица весов для кластеров a и b ;

d — матрица расстояний между кластерами a и b ;

$f(a)$ и $f(b)$ — перестановки на множестве P .

В результате получаются три города, которые являются географическими центрами кластеров и соответствуют оптимальным местоположениям центров трех соответствующих отраслей.

Этап 2 — оптимизация информационного межкластерного взаимодействия.

Полученные на предыдущем этапе центры отраслей учитываются на этапе оптимизации информационного взаимодействия кластеров. Таким образом, новые списки кластеров в трех отраслях корректируются.

Затем ищем географические центры для тех же трех отраслей на предмет минимизации естественной убыли населения в федеральном округе. Она обусловлена информацией об уровне жизни в регионах при условии наличия промышленной агломерации в округе. Для этого сначала вычисляется общая для каждой отрасли естественная убыль населения. Потом составляется матрица средней естественной убыли населения (матрица весов), каждый элемент

которой отражает среднюю величину убыли с учетом возможных миграций населения между кластерами из отрасли i в отрасль j .

После этого с помощью муравьиного алгоритма заново ищется центр промышленной агломерации федерального округа. Если получается то же множество трех городов — центров кластеров, то задача решена.

Этап 3 — оптимизация экономико-финансового межкластерного взаимодействия. Данный этап уже носит формальный характер, так как в результате проведенной оптимизации логистического и информационного межкластерного взаимодействия значительно сокращаются общие для округа транспортные издержки и убыль населения. Разница между прежними и новыми общими транспортными издержками и убылью населения представляет собой величину синергетического эффекта от проведенной оптимизации. В результате определение и размещение центра промышленной агломерации позволит качественно улучшить процесс форсайта эволюции крупной инновационной системы, представленной федеральным округом.

Проиллюстрируем реализацию представленной модели на примере Приволжского федерального округа (ПФО). Будем рассматривать только регионы округа, в которых расположены инновационно-индустриальные кластеры из перечня 25 пилотных инновационных территориальных кластеров, утвержденных Правительством РФ². Опишем их в *табл. 1*. Имея данную информацию, можно перейти к этапам реализации модели.

Этап 1 — оптимизация логистического межкластерного взаимодействия. С учетом того, что для широты и долготы в одном градусе примерно 111 км, оценим стоимости перевозки продукции кластеров.

1. Цена перевозки на грузовом автомобиле на 1 км — 33 руб. (3 663 руб. на 1 градус).
2. Цена железнодорожной перевозки на 1 км — 29 руб. (3 219 руб. на 1 градус).
3. Цена перевозки на самолете на 1 км — 103 руб. (11 433 руб. на 1 градус).

Тогда матрица средних цен перевозок из отрасли i в отрасль j будет иметь вид:

$$\begin{pmatrix} 0 & 3\,441 & 7\,548 \\ 3\,441 & 0 & 7\,326 \\ 7\,548 & 7\,326 & 0 \end{pmatrix}.$$

К 1-й отрасли относим кластеры 1, 3, 8, 9, 10, ко 2-й отрасли — кластеры 4, 6, 7, 11, а к 3-й — кластеры 2, 5 из *табл. 1*.

² Российская кластерная обсерватория. URL: <https://cluster.hse.ru>

После этого решаем квадратичную задачу о назначениях (QAP) для ПФО. То есть ищем для него оптимальную промышленную агломерацию. Для решения используем муравьиный алгоритм в Matlab.

Результаты представлены на *рис. 2* и *3*. Они означают, что центр 1-й отрасли должен быть в г. Самара, 2-й отрасли — в г. Ульяновск, а 3-й — в г. Димитровград. В этом случае будут минимальными общие для ПФО затраты на перевозки, то есть 24 987,77 руб.

Этап 2 — оптимизация информационного межкластерного взаимодействия. В *табл. 2* собирается информация о естественной убыли населения по регионам ПФО в 2019 г. Затем корректируем новые списки кластеров в трех отраслях с учетом результатов предыдущего этапа анализа. Так, к 1-й отрасли относим регионы 1, 2, 4, 6, 7, ко 2-й отрасли — регионы 5, 8, а к 3-й — регион 3 из *табл. 2*.

Всего по отраслям естественная убыль населения составляет соответственно 38 546, 15 125 и 6 197 чел.

Тогда матрица средней естественной убыли с учетом возможных миграций населения между кластерами из отрасли i в отрасль j будет выглядеть как

$$\begin{pmatrix} 0 & 26\,835,5 & 22\,371,5 \\ 26\,835,5 & 0 & 10\,661 \\ 22\,371,5 & 10\,661 & 0 \end{pmatrix}.$$

После этого ищем географические центры для тех же трех отраслей на предмет минимизации естественной убыли населения в ПФО, то есть решаем новую задачу QAP. Для этого также используем муравьиный алгоритм в Matlab.

Результаты представлены на *рис. 4* и *5*. Они означают, что сохранилось прежнее множество городов — центров кластеров, то есть задача успешно решена. При этом будет наблюдаться минимальное значение естественной убыли населения во всем ПФО, то есть 79 915 чел. на градусы.

Этап 3 — оптимизация экономико-финансового межкластерного взаимодействия. Сокращение общих транспортных издержек и естественной убыли населения в ПФО в случае размещения центра промышленной агломерации в полученных трех городах позволит качественно улучшить процесс форсайта эволюции крупной инновационной системы, представленной исследуемым округом.

В заключение сформулируем наиболее важные результаты исследования.

1. Экономика федерального округа становится успешной, когда эффективно функционируют инновационно-индустриальные кластеры, расположенные в соответствующих его регионах. В связи с этим целесообразно анализировать

межкластерное взаимодействие регионов в следующей последовательности: (1) логистическое, (2) информационное и (3) экономико-финансовое взаимодействие.

2. Для решения подобных вопросов можно использовать методы решения квадратичной задачи о назначениях, к числу которых относится и муравьиный алгоритм. Его основное преимущество заключается в том, что искусственный интеллект (муравьи) продолжает искать более оптимальный путь даже тогда, когда оптимум уже найден. Это позволяет существенно сократить издержки межкластерного взаимодействия, а, следовательно, приводит к новому синергетическому эффекту функционирования инновационных систем промышленных регионов в условиях экономической неопределенности. Подобные эффекты крайне важны в процессе форсайта эволюции инновационной системы федерального округа.
3. Целью реализации представленной модели является определение оптимального центра промышленной агломерации. Он должен включать в себя те инновационно-индустриальные кластеры, месторасположение которых позволит сократить логистические, информационные и, следовательно, экономико-финансовые издержки в рамках одного федерального округа. Для этого сначала ищется центр агломерации в целях сокращения общих для округа логистических издержек.
4. Затем ищем географические центры на предмет минимизации естественной убыли населения в федеральном округе. Она обусловлена информацией об уровне жизни в регионах при условии наличия промышленной агломерации в округе.
5. В результате проведенной оптимизации логистического и информационного межкластерного взаимодействия значительно сокращаются общие для округа транспортные издержки и убыль населения. Разница между прежними и новыми общими транспортными издержками и убылью населения представляет собой величину синергетического эффекта от проведенной оптимизации.

Представленный подход позволит принимать более качественные решения государственным структурам и их экспертам в отношении форсайта развития крупных территорий страны, например, федеральных округов.

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

Регион	Инновационный кластер	Центр кластера	Координаты центра
1. Нижегородская область	1. Нижегородский индустриальный инновационный кластер в области автомобилестроения и нефтехимии (автомобилестроение)	Нижний Новгород	56°19'37" с. ш. 44°00'27" в. д. x = 44,1 y = 56,33
	2. Саровский инновационный кластер (ядерные технологии)	Саров	54°56' с. ш. 43°19' в. д. x = 43,32 y = 54,93
2. Республика Мордовия	3. Энергоэффективная светотехника и интеллектуальные системы управления освещением (микроэлектроника и приборостроение)	Саранск	54°11' с. ш. 45°11' в. д. x = 45,18 y = 54,18
3. Ульяновская область	4. Консорциум «Научно-образовательно-производственный кластер «Ульяновск-Авиа» (авиастроение)	Ульяновск	54°19' с. ш. 48°22' в. д. x = 48,37 y = 54,32
	5. Ядерно-инновационный кластер Димитровграда (ядерные технологии)	Димитровград	54°14' с. ш. 49°35' в. д. x = 49,58 y = 54,23
4. Самарская область	6. Инновационный территориальный аэрокосмический кластер (космическая промышленность, авиастроение)	Самара	53°11' с. ш. 50°07' в. д. x = 50,12 y = 53,18
5. Пермский край	7. Инновационный территориальный кластер ракетного двигателестроения «Технополис «Новый Звездный» (космическая промышленность, авиастроение)	Пермь	58°00'50" с. ш. 56°14'56" в. д. x = 56,25 y = 58,01
	8. Фотоника (микроэлектроника и приборостроение)		
6. Удмуртская Республика	9. Удмуртский машиностроительный кластер (автомобилестроение)	Ижевск	56°51'11" с. ш. 53°12'44" в. д. x = 53,21 y = 56,85
7. Республика Татарстан	10. Камский инновационный территориально-производственный кластер (автомобилестроение)	Казань	55°47'27" с. ш. 49°06'52" в. д. x = 49,12 y = 55,79
8. Республика Башкортостан	11. Нефтехимический территориальный кластер (химическое производство)	Уфа	54°44' с. ш. 55°58' в. д. x = 55,97 y = 54,73

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 2
Информация о населении регионов ПФО с кластерами

Table 2
Information on the population of the Volga Federal District regions with clusters

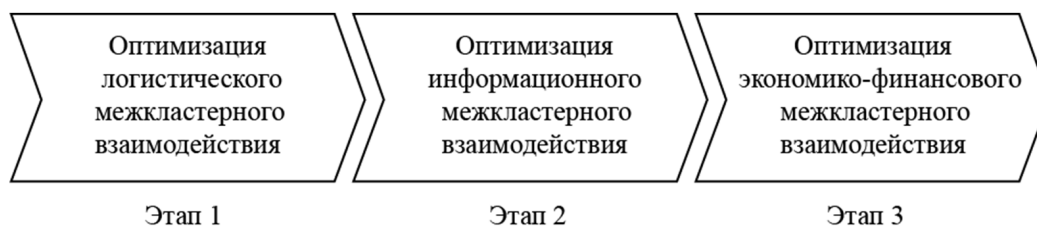
Регион	Естественная убыль населения в 2019 г., чел.
1. Нижегородская область	18 107
2. Республика Мордовия	4 536
3. Ульяновская область	6 197
4. Самарская область	12 454
5. Пермский край	7 777
6. Удмуртская Республика	3 269
7. Республика Татарстан	180
8. Республика Башкортостан	7 348

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
Этапы реализации муравьиного алгоритма для оптимизации межкластерного взаимодействия

Figure 1
The steps of implementation of the ant colony optimization of intercluster cooperation



Источник: авторская разработка

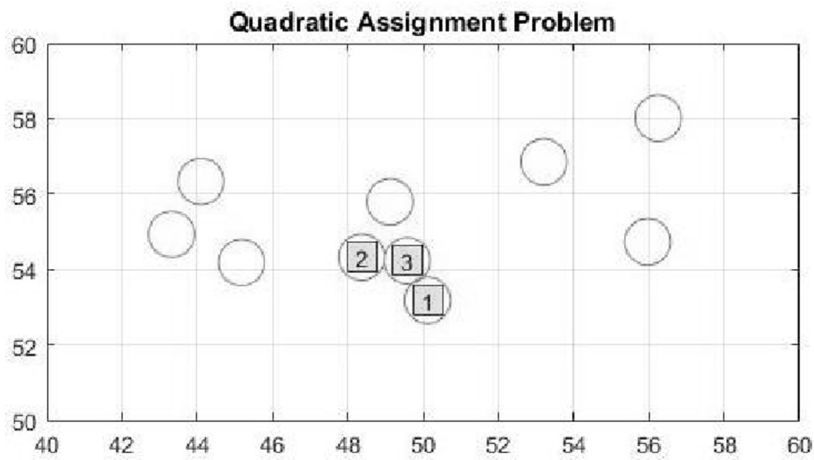
Source: Authoring

Рисунок 2

Оптимальная промышленная агломерация Самара – Ульяновск – Димитровград

Figure 2

Optimal industrial agglomeration: The cities of Samara, Ulyanovsk, and Dimitrovgrad



Источник: авторская разработка

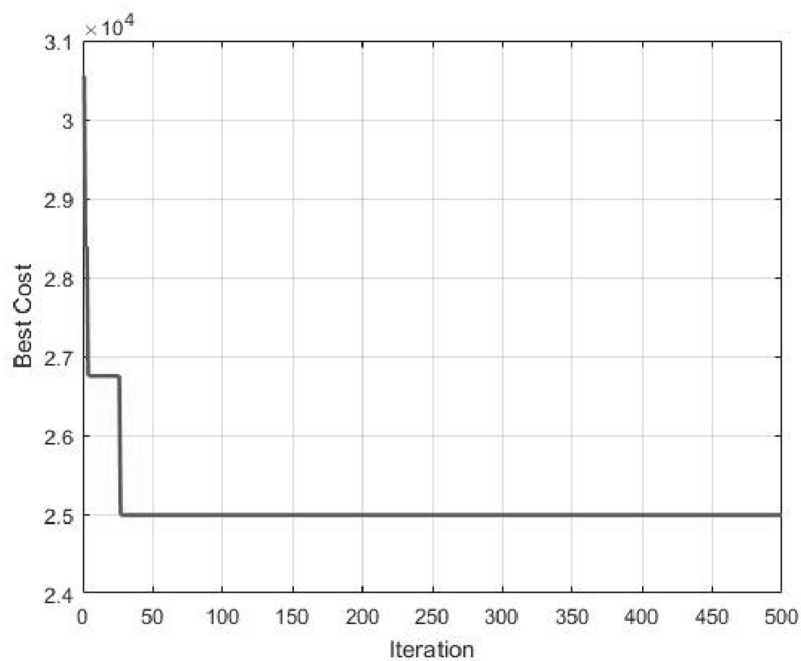
Source: Authoring

Рисунок 3

Минимум затрат на перевозки – 24 987,77 руб.

Figure 3

Minimum transportation costs – RUB 24,987.77



Источник: авторская разработка

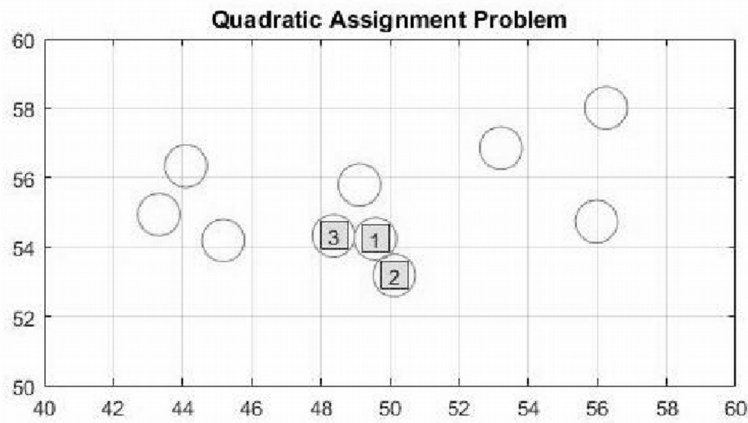
Source: Authoring

Рисунок 4

Оптимальная промышленная агломерация Самара – Ульяновск – Димитровград с учетом корректировки

Figure 4

Optimal industrial agglomeration adjusted: The cities of Samara, Ulyanovsk, and Dimitrovgrad



Источник: авторская разработка

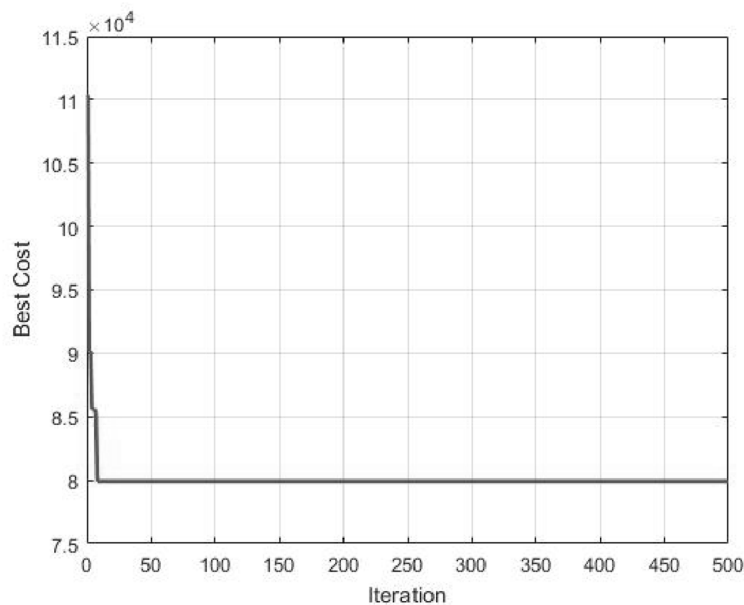
Source: Authoring

Рисунок 5

Минимум естественной убыли населения – 79 915 чел. на градусы

Figure 5

Minimum natural population decline – 79,915 people per degree



Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Список литературы

1. *Anstreicher K.M.* Recent Advances in the Solution of Quadratic Assignment Problems. *Mathematical Programming, Series B*, 2003, vol. 97, pp. 27–42. URL: <https://doi.org/10.1007/s10107-003-0437-z>
2. *Anstreicher K.M., Brixius N.W., Goux J.P., Linderoth J.* Solving Large Quadratic Assignment Problems on Computational Grids. *Mathematical Programming, Series B*, 2002, vol. 91, pp. 563–588. URL: <https://doi.org/10.1007/s101070100255>
3. *Drezner Z., Hahn P.M., Taillard E.D.* Recent Advances for the Quadratic Assignment Problem with Special Emphasis on Instances that are Difficult for Meta-Heuristic Methods. *Annals of Operation Research*, 2005, vol. 139, pp. 65–94. URL: <https://doi.org/10.1007/s10479-005-3444-z>
4. *Rendl F., Sotirov R.* Bounds for the Quadratic Assignment Problem Using the Bundle Method. *Mathematical Programming*, 2007, vol. 109, pp. 505–524. URL: <https://doi.org/10.1007/s10107-006-0038-8>
5. *Hahn P.M., Kim B.-J., Monique G. et al.* An Algorithm for the Generalized Quadratic Assignment Problem. *Computational Optimization and Applications*, 2008, vol. 40, Article no. 351. URL: <https://doi.org/10.1007/s10589-007-9093-1>
6. *Povh J., Rendl F.* Copositive and Semidefinite Relaxations of the Quadratic Assignment Problem. *Discrete Optimization*, 2009, vol. 6, iss. 3, pp. 231–241. URL: <https://doi.org/10.1016/j.disopt.2009.01.002>
7. *Erdoğan G., Tansel B.Ç.* Two Classes of Quadratic Assignment Problems that are Solvable as Linear Assignment Problems. *Discrete Optimization*, 2011, vol. 8, iss. 3, pp. 446–451. URL: <https://doi.org/10.1016/j.disopt.2011.03.002>
8. *Ahuja R.K., Orlin J.B., Tiwari A.* A Greedy Genetic Algorithm for the Quadratic Assignment Problem. *Computers & Operations Research*, 2000, vol. 27, iss. 10, pp. 917–934. URL: [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00067-2](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00067-2)
9. *Кравец О.Я., Сафронова А.П.* Обзор методов структурного синтеза для решения квадратичных задач о назначениях // Современная наука: Актуальные проблемы теории и практики: научно-практический журнал. Серия Естественные и технические науки. 2013. № 9-10. С. 66–72.
10. *Tasgetiren M.F., Pan Q.-K., Suganthan P.N., Dizbay I.E.* Metaheuristic Algorithms for the Quadratic Assignment Problem. 2013 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Production and Logistics Systems (CIPLS), 2013, pp. 131–137. URL: <https://doi.org/10.1109/CIPLS.2013.6595210>
11. *Drezner Z.* The Quadratic Assignment Problem. In: G. Laporte, S. Nickel, and F.S. da Gama (Eds) *Location Science*. Chum, Heidelberg, Springer, 2015, pp. 345–363. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-13111-5_13

12. Kim S., Kojima M., Toh K.C. A Lagrangian-DNN Relaxation: A Fast Method for Computing Tight Lower Bounds for a Class of Quadratic Optimization Problems. *Mathematical Programming*, 2016, vol. 156, pp. 161–187. URL: <https://doi.org/10.1007/s10107-015-0874-5>
13. Monmarché N., Guinand F., Siarry P. *Artificial Ants*. Wiley-ISTE, 2010, 576 p.
14. Dorigo M., Stützle T. *Ant Colony Optimization*. The MIT Press, 2004, 321 p.
15. Fujisawa R., Dobata S., Sugawara K., Matsuno F. Designing Pheromone Communication in Swarm Robotics: Group Foraging Behavior Mediated by Chemical Substance. *Swarm Intelligence*, 2014, vol. 8, no. 3, pp. 227–246. URL: <https://doi.org/10.1007/s11721-014-0097-z>
16. Lima D.A., Oliveira G.M.B. A Cellular Automata Ant Memory Model of Foraging in a Swarm of Robots. *Applied Mathematical Modelling*, 2017, vol. 47, pp. 551–572. URL: <https://doi.org/10.1016/j.apm.2017.03.021>
17. Zhang Y., Wang S., Ji G. A Rule-Based Model for Bankruptcy Prediction Based on an Improved Genetic Ant Colony Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, pp. 1–10. URL: <https://doi.org/doi:10.1155/2013/753251>
18. Tsutsui Sh. Parallel Ant Colony Optimization for the Quadratic Assignment Problems with Symmetric Multi Processing. ANTS 2008: Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence, pp. 363–370. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-540-87527-7_38
19. Mouhoub M., Wang Zh. Improving the Ant Colony Optimization Algorithm for the Quadratic Assignment Problem. 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence), 2008, pp. 250–257. URL: <https://doi.org/10.1109/CEC.2008.4630807>
20. Oliveira S.M., Hussin M.S., Stützle T. et al. A Detailed Analysis of the Population-Based Ant Colony Optimization Algorithm for the TSP and the QAP. Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO'11 – Companion Publication, 2011, pp. 13–14. URL: <https://doi.org/10.1145/2001858.2001866>
21. Oliveira S., Hussin M.S., Roli A., Dorigo M., Stützle T. Analysis of the Population-Based Ant Colony Optimization Algorithm for the TSP and the QAP. 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2017, pp. 1734–1741. URL: <https://doi.org/10.1109/CEC.2017.7969511>

Информация о конфликте интересов

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

MODELING AND OPTIMIZING LOGISTICS, INFORMATION, ECONOMIC AND FINANCIAL INTERCLUSTER COOPERATION USING THE ANT COLONY OPTIMIZATION ALGORITHM

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. 487/2020
Received 27 Aug 2020
Received in revised form
10 Sept 2020
Accepted 24 Sept 2020
Available online
27 November 2020

JEL classification: C63,
E17, O21, O36

Keywords: quadratic
assignment problem,
cluster-cluster
cooperation, ant colony
optimization, industrial
agglomeration

Abstract

Subject. This article discusses the issues related to the creation of a technology of modeling and optimization of economic, financial, information, and logistics cluster-cluster cooperation within a federal district.

Objectives. The article aims to propose a model for determining the optimal center of industrial agglomeration for innovation and industry clusters located in a federal district.

Methods. For the study, we used the ant colony optimization algorithm.

Results. The article proposes an original model of cluster-cluster cooperation, showing the best version of industrial agglomeration, the cities of Samara, Ulyanovsk, and Dimitrovgrad, for the Volga Federal District as a case study.

Conclusions. If the industrial agglomeration center is located in these three cities, the cutting of the overall transportation costs and natural population decline in the Volga Federal District will make it possible to qualitatively improve the foresight of evolution of the large innovation system of the district under study.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2020

Please cite this article as: Yashin S.N., Koshelev E.V., Borisov S.A. Modeling and Optimizing Logistics, Information, Economic and Financial Intercluster Cooperation Using the Ant Colony Optimization Algorithm. *Finance and Credit*, 2020, vol. 26, iss. 11, pp. 2427–2447.
<https://doi.org/10.24891/fc.26.11.2427>

Acknowledgments

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

References

1. Anstreicher K.M. Recent Advances in the Solution of Quadratic Assignment Problems. *Mathematical Programming, Series B*, 2003, vol. 97, pp. 27–42. URL: <https://doi.org/10.1007/s10107-003-0437-z>
2. Anstreicher K.M., Brixius N.W., Goux J.P., Linderoth J. Solving Large Quadratic Assignment Problems on Computational Grids. *Mathematical Programming, Series B*, 2002, vol. 91, pp. 563–588. URL: <https://doi.org/10.1007/s101070100255>
3. Drezner Z., Hahn P.M., Taillard E.D. Recent Advances for the Quadratic Assignment Problem with Special Emphasis on Instances that are Difficult for Meta-Heuristic Methods. *Annals of Operation Research*, 2005, vol. 139, pp. 65–94. URL: <https://doi.org/10.1007/s10479-005-3444-z>
4. Rendl F., Sotirov R. Bounds for the Quadratic Assignment Problem Using the Bundle Method. *Mathematical Programming*, 2007, vol. 109, pp. 505–524. URL: <https://doi.org/10.1007/s10107-006-0038-8>
5. Hahn P.M., Kim B.-J., Monique G. et al. An Algorithm for the Generalized Quadratic Assignment Problem. *Computational Optimization and Applications*, 2008, vol. 40, Article no. 351. URL: <https://doi.org/10.1007/s10589-007-9093-1>
6. Povh J., Rendl F. Copositive and Semidefinite Relaxations of the Quadratic Assignment Problem. *Discrete Optimization*, 2009, vol. 6, iss. 3, pp. 231–241. URL: <https://doi.org/10.1016/j.disopt.2009.01.002>
7. Erdoğan G., Tansel B.Ç. Two Classes of Quadratic Assignment Problems that are Solvable as Linear Assignment Problems. *Discrete Optimization*, 2011, vol. 8, iss. 3, pp. 446–451. URL: <https://doi.org/10.1016/j.disopt.2011.03.002>
8. Ahuja R.K., Orlin J.B., Tiwari A. A Greedy Genetic Algorithm for the Quadratic Assignment Problem. *Computers & Operations Research*, 2000, vol. 27, iss. 10, pp. 917–934. URL: [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00067-2](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00067-2)
9. Kravets O.Ya., Safronova A.P. [An Overview of Methods for the Synthesis of Structural Solutions of Quadratic Assignment Problem]. *Sovremennaya nauka: Aktual'nye problemy teorii i praktiki: nauchno-prakticheskii zhurnal. Seriya Estestvennye i tekhnicheskie nauki = Modern Science: Current Problems of Theory and Practice: Scientific and Practical Journal*, 2013, no. 9-10, pp. 66–72. (In Russ.)
10. Tasgetiren M.F., Pan Q.-K., Suganthan P.N., Dizbay I.E. Metaheuristic Algorithms for the Quadratic Assignment Problem. 2013 IEEE Symposium on Computational

- Intelligence in Production and Logistics Systems (CIPLS), 2013, pp. 131–137.
URL: <https://doi.org/10.1109/CIPLS.2013.6595210>
11. Drezner Z. The Quadratic Assignment Problem. In: G. Laporte, S. Nickel, and F.S. da Gama (Eds) *Location Science*. Chum, Heidelberg, Springer, 2015, pp. 345–363. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-13111-5_13
 12. Kim S., Kojima M., Toh K.C. A Lagrangian-DNN Relaxation: A Fast Method for Computing Tight Lower Bounds for a Class of Quadratic Optimization Problems. *Mathematical Programming*, 2016, vol. 156, pp. 161–187.
URL: <https://doi.org/10.1007/s10107-015-0874-5>
 13. Monmarché N., Guinand F., Siarry P. *Artificial Ants*. Wiley-ISTE, 2010, 576 p.
 14. Dorigo M., Stützle T. *Ant Colony Optimization*. The MIT Press, 2004, 321 p.
 15. Fujisawa R., Dobata S., Sugawara K., Matsuno F. Designing Pheromone Communication in Swarm Robotics: Group Foraging Behavior Mediated by Chemical Substance. *Swarm Intelligence*, 2014, vol. 8, no. 3, pp. 227–246.
URL: <https://doi.org/10.1007/s11721-014-0097-z>
 16. Lima D.A., Oliveira G.M.B. A Cellular Automata Ant Memory Model of Foraging in a Swarm of Robots. *Applied Mathematical Modelling*, 2017, vol. 47, pp. 551–572. URL: <https://doi.org/10.1016/j.apm.2017.03.021>
 17. Zhang Y., Wang S., Ji G. A Rule-Based Model for Bankruptcy Prediction Based on an Improved Genetic Ant Colony Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, pp. 1–10. URL: <https://doi.org/doi:10.1155/2013/753251>
 18. Tsutsui Sh. Parallel Ant Colony Optimization for the Quadratic Assignment Problems with Symmetric Multi Processing. ANTS 2008: Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence, pp. 363–370. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-540-87527-7_38
 19. Mouhoub M., Wang Zh. Improving the Ant Colony Optimization Algorithm for the Quadratic Assignment Problem. 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence), 2008, pp. 250–257. URL: <https://doi.org/10.1109/CEC.2008.4630807>
 20. Oliveira S.M., Hussin M.S., Stützle T. et al. A Detailed Analysis of the Population-Based Ant Colony Optimization Algorithm for the TSP and the QAP. Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO'11 – Companion Publication, 2011, pp. 13–14. URL: <https://doi.org/10.1145/2001858.2001866>
 21. Oliveira S., Hussin M.S., Roli A., Dorigo M., Stützle T. Analysis of the Population-Based Ant Colony Optimization Algorithm for the TSP and the QAP. 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2017, pp. 1734–1741. URL: <https://doi.org/10.1109/CEC.2017.7969511>

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.