

УДК: 519.8

Агентная модель социальной динамики с использованием подходов роевого интеллекта

Н. В. Белотелов^{1,а}, Д. А. Сушко²

¹Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук,
Россия, 119333, г. Москва, ул. Вавилова, д. 44, корп. 2

²Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана (национальный
исследовательский университет),
Россия, 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, д. 5

E-mail: ^а belotel@mail.ru

*Получено 02.09.2024, после доработки — 26.11.2024.
Принято к публикации 26.11.2024.*

В работе рассматривается применение технологии роевого интеллекта для построения агентных имитационных моделей. В качестве примера построена минимальная модель, иллюстрирующая влияние информационных воздействий на правила поведения агентов в простейшей модели конкуренции между двумя популяциями, агенты которых выполняют простейшую задачу переноса ресурса из подвижного источника на свою территорию. Алгоритм движения агентов в пространстве модели реализован на основе классического алгоритма роя частиц. Агенты имеют жизненный цикл, то есть учитываются процессы рождения и гибели. В модели учитываются информационные процессы, которые определяют целевые функции поведения вновь появившихся агентов. Эти процессы (обучение и переманивание) определяются информационными воздействиями со стороны популяций. При определенных условиях в системе агентов возникает третья популяция. Агенты такой популяции информационно воздействуют на агентов остальных популяций в некотором радиусе вокруг себя, изменяя их правила поведения в соответствии со своими, что в определенных условиях вытесняет остальные популяции.

В результате проведенных имитационных экспериментов было показано, что в системе реализуются следующие финальные состояния: вытеснение новой популяцией остальными, сосуществование новой популяции и остальных популяций и отсутствие такой популяции. Было показано, что с увеличением радиуса влияния агентов популяция с измененными правилами поведения вытесняет все остальные. Также показано, что в случае труднодоступного ресурса стратегия переманивания агентов конкурирующей популяции более выгодна.

Ключевые слова: агентное моделирование, роевой интеллект, информационное воздействие, конкуренция

UDC: 519.8

An agent-based model of social dynamics using swarm intelligence approaches

N. V. Belotelov^{1,a}, D. A. Sushko²

¹Federal Research Center “Computer Science and Control” of the Russian Academy of Sciences,
44/2 Vavilova st., Moscow, 119333, Russia

²Bauman Moscow State Technical University,
5 2nd Baumanskaya st., Moscow, 105005, Russia

E-mail: ^a belotel@mail.ru

Received 02.09.2024, after completion – 26.11.2024.

Accepted for publication 26.11.2024.

The paper considers the application of swarm intelligence technology to build agent-based simulation models. As an example, a minimal model is constructed illustrating the influence of information influences on the rules of behavior of agents in the simplest model of competition between two populations, whose agents perform the simplest task of transferring a resource from a mobile source to their territory. The algorithm for the movement of agents in the model space is implemented on the basis of the classical particle swarm algorithm. Agents have a life cycle, that is, the processes of birth and death are taken into account. The model takes into account information processes that determine the target functions of the behavior of newly appeared agents. These processes (training and poaching) are determined by information influences from populations. Under certain conditions, a third population arises in the agent system. Agents of such a population informatively influence agents of other populations in a certain radius around themselves, changing.

As a result of the conducted simulation experiments, it was shown that the following final states are realized in the system: displacement of a new population by others, coexistence of a new population and other populations and the absence of such a population. It has been shown that with an increase in the radius of influence of agents, the population with changed rules of behavior displaces all others. It is also shown that in the case of a hard-to-access resource, the strategy of luring agents of a competing population is more profitable.

Keywords: agent modeling, swarm intelligence, information impact, competition

Citation: *Computer Research and Modeling*, 2024, vol. 16, no. 6, pp. 1513–1527 (Russian).

1. Введение

Математическому моделированию социальной динамики в настоящее время посвящено огромное количество работ (см., например, [Михайлов, Петров, 2022]). Как правило, авторы пытаются понять, как различные факторы влияют на изменение состояния и поведение социальной среды. Грубо говоря, факторы, воздействующие на социум, можно разделить на ресурсные (экономические) и информационные. При этом на поведение социума большое влияние оказывают поведенческие традиции, которые передаются из поколения в поколение, а также образовательные процессы, которые определяют устойчивость передачи традиционных форм поведения в потоке поколений. Многомерность и большое разнообразие факторов, влияющих на поведение социальных систем, затрудняют понимание происходящего. Конструирование и исследование упрощенных математических моделей позволяют, как хочется надеяться, определить ведущие факторы, влияющие на поведение системы.

Любая математическая модель сильно зависит от математических конструкций, которые используются при математической формализации гуманитарных представлений. Традиционно широко используется аппарат дифференциальных или разностных уравнений.

Основным математическим формализмом в данной работе является агентное моделирование. Агентное моделирование широко используется для моделирования динамики различных сложных систем: транспортных и пешеходных потоков, экономических, биологических и социальных систем [Lee et al., 2001; Gallegati, Kirman, 2012; Lawrynowicz, 2011; Белотелов, Коноваленко, 2016]. Ключевая идея подхода — описание правил изменения состояний в фазовом пространстве модели отдельного агента и его основных поведенческих характеристик вместо описания поведения всей совокупности агентов. Такой метод, в отличие от системной динамики, не требует выявления комплексных системных связей. В процессе исследования моделируется стохастическая система, состоящая из большого числа агентов, и изучаются свойства такой системы на макроуровне. Такой подход, снизу вверх, позволяет изучать появление у сложных систем новых свойств, не связанных с отдельными, составляющими их, элементами [Gallegati, Kirman, 2012; Белотелов и др., 2018].

Отметим также, что в течение нескольких последних десятилетий широкое распространение для решения задач поиска глобального экстремума получили методы так называемого роевого интеллекта [Карпенко, 2016]. Они позволяют эффективно находить глобальные экстремумы сложных функций, заданных в многомерных пространствах. Суть роевых интеллектов сводится к следующей схеме. В многомерном пространстве задается множество агентов, которые в каждый момент времени характеризуются соответствующим значением оптимизируемой функции, обычно называемой фитнес-функцией. На каждом такте агенты перемещаются по фазовому пространству. Смещение в пространстве за такт каждого агента складывается из трех слагаемых: первое — это случайное перемещение, второе соответствует наилучшему значению оптимизируемой фитнес-функции данного агента за время работы алгоритма (за время поиска глобального оптимального значения), а третье слагаемое задается координатами агента, соседнего с данным агентом и имеющего на данном такте наилучшее значение фитнес-функции из множества агентов, принадлежащих некоторой окрестности рассматриваемого агента. В роевых алгоритмах число агентов не меняется, также не учитываются затраты агентов на перемещение по фазовому пространству.

Если добавить в вышеописанную схему демографические процессы, а именно процессы рождения и смерти агентов, а также учесть энергетические затраты для совершения той или иной операции, то получается в каком-то смысле достаточно универсальная схема для моделирования социальной динамики, поскольку социальную среду можно условно рассматривать как совокупность агентов, взаимодействующих между собой, преследующих свои цели, которые формируются окружающей средой и полученным образованием.

В статье рассматривается агентная имитационная модель, которая является, говоря словами Н. Н. Моисеева [Моисеев, 1979], минимальной моделью. Она описывает влияние информационных воздействий на простейшую конкуренцию за один ресурс между двумя популяциями. Целью моделирования является изучения возможностей информационного воздействия влиять на результат конкуренции.

В рассматриваемой агентной имитационной модели схематично учитывались следующие процессы, которые наблюдаются в окружающей нас действительности. Во-первых, есть две популяции со своими демографическими процессами, обитающие в определенном месте (мы в дальнейшем будем называть эту область геометрического пространства базой). Во-вторых, они выполняют определенную простейшую функцию — доставляют ресурс на свою базу. При этом они тратят энергию на выполнение различных действий. Считается, что при исчерпании энергии особи погибают. В-третьих, вновь появляющиеся особи должны быть «обучены». То есть у них должна появиться поведенческая опция — сбор ресурса и доставка его на свою базу. Это «обучение» осуществляют соответствующие базы, на что тратят ресурс, которым они располагают, но также могут быть другие ограничения, а именно на количество обучаемых базой агентов. В-четвертых, базы могут оказывать информационное воздействие по изменению поведения агентов другой популяции (переманивание), на что также тратится ресурс. В-пятых, ресурс может характеризоваться степенью своей доступности. Чтобы учесть этот фактор в модели, ресурс считается подвижным. Считается, что чем быстрее источник ресурса движется, тем он менее доступен.

За основу моделирования взята конструкция роевого интеллекта, которая широко используется при решении задач оптимизации транспортных потоков, как упоминалось выше.

2. Описание модели

Рассматривается прямоугольная целочисленная решетка G_{nm} ($n = 1, \dots, N, m = 1, \dots, M$). Координаты узлов решетки будем обозначать символом $x_l = (n, m)_l$, где числа n и m являются координатами узла, а нижние индексы указывают на тип модельного объекта, который расположен в этой точке (см. рис. 1). В ней располагаются две подрешетки $B_k, k \in \{1, 2\}$, с центрами в точках $x_{B_k}^*$ и сторонами Δ_k , так что разности и первых, и вторых координат не превосходят $\frac{\Delta_k}{2}$. Они относятся, соответственно, к двум популяциям агентов $s_{k,i}, k \in \{1, 2\}, i \in \{1 : |S_k|\}$, где $|S_k|$ — число агентов в k -й популяции (везде далее нижний индекс k относится к соответствующим популяциям). Текущее положение агента будем обозначать символом $x_{k,i}^t$, где верхний индекс обозначает номер итерации. В прямоугольной целочисленной решетке G_{nm} также находится подвижная подрешетка R с центром в точке x_R^* , в которой располагается источник ресурса.

Задачами агентов является доставка ресурса, находящегося в R , на свои базы. Агенты рождаются и умирают. При этом, естественно, изменяется общее количество агентов $|S_k|$, также изменяется нумерация агентов. В модели используется следующий подход для сохранения в процессе работы алгоритма непрерывности нумерации агентов, а именно, вновь родившемуся агенту сразу присваивается номер $i = |S_k| + 1$, а после завершения каждого цикла происходит перенумерация агентов каждой популяции и убираются номера агентов, которые исчезли в течение цикла (умерли или перешли в другую популяцию).

Базы выполняют «образовательную» функцию, а именно, они задают целевые (фитнес) функции поведения агентов. В модели этот процесс называется «информационный». На информационный процесс тратится ресурс, принесенный агентами на базу. Также на базах агенты соответствующих популяций получают ресурс, который обеспечивает их энергией.

На рис. 1 указана схема описанной выше модели.

Опишем алгоритм движения агента в G_{nm} . Траектория движения агента $s_{k,i}$ в момент t определяет вектор $X_{k,i}^t = (x_{k,i}^1, x_{k,i}^2, \dots, x_{k,i}^t)^T$, где верхний индекс определяет номер итерации.

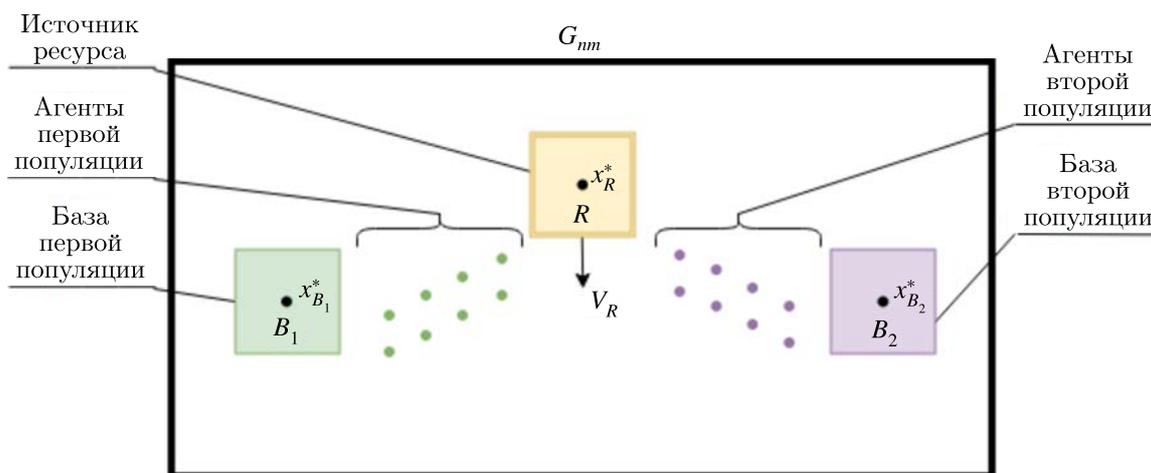


Рис. 1. Схема модели

Начальные координаты агента $s_{k,i}$ равны $x_{k,i}^0$ и принимаются случайными, равномерно распределенными в гиперпараллелепипеде:

$$\Pi = \{X \mid x_j^- \leq x_j \leq x_j^+, j \in [1 : |X|]\}. \quad (1)$$

Итерации в алгоритме выполняются по следующей универсальной схеме роевого интеллекта [Карпенко, 2016].

В качестве фитнес-функции выбирается функция расстояния агента до его цели $x_D(\psi_{k,i}^t)$:

$$\varphi(x_{k,i}^t) = |x_{k,i}^t - x_D(\psi_{k,i}^t)|, \quad (2)$$

где $x_D(\psi_{k,i}^t)$ — координаты цели назначения агента, $\psi_{k,i}^t$ — переменная, определяющая текущую задачу, выполняемую агентом. Если $\psi_{k,i}^t = 0$, то целью агента является источник ресурса R ; если $\psi_{k,i}^t = (-1)^k$, то целью агента является соответствующая база B_k .

Смещение (скорость) агента за такт определяется выражением

$$x_{k,i}^{t+1} = x_{k,i}^t + V_{k,i}^t, \quad (3)$$

где смещение агента за такт задается формулой

$$V_{k,i}^t = b_I V_{k,i}^{t-1} + U_{|X|}(0; b_C) \cdot (x_{k,i}^* - x_{k,i}^t) + U_{|X|}(0; b_S) \cdot (x_{k,i}^{**} - x_{k,i}^t). \quad (4)$$

Здесь использованы следующие обозначения. $V_{k,i}^t$ — вектор приращения координат агента, который на каждом такте определяется тремя факторами. Член $V_{k,i}^{t-1}$ учитывает смещение на предыдущем такте (инерционная компонента). Следующий член учитывает относительную близость агента к искомой цели за последние \widehat{t} тактов поиска (когнитивная компонента). А третий член учитывает относительную близость агентов к искомой цели, принадлежащих некоторой окрестности рассматриваемого агента (социальная компонента) $N_{k,i}$. b_I, b_C, b_S — свободные параметры алгоритма; $U_{|X|}(0; b_C)$ и $U_{|X|}(0; b_S)$ — равномерно распределенные случайные величины на промежутках $(0; b_C)$ и $(0; b_S)$ соответственно, $x_{k,i}^*$ — вектор координат агента $s_{k,i}$, соответствующий наилучшему значению фитнес-функции $\varphi(x_{k,i}^t)$ за время поиска $[0 : \widehat{t}]$ (\widehat{t} численно равно пяти тактам), то есть

$$x_{k,i}^* = \arg \min_{t \in [0 : \widehat{t}]} \varphi(x_{k,i}^t); \quad (5)$$

$x_{k,i}^{**}$ — координата соседнего с данным агентом, имеющего наилучшее значение фитнес-функции в текущем такте, то есть

$$x_{k,i}^{**} = \arg \min_{j \in N_{k,i}} \varphi(x_{k,i}^j), \quad (6)$$

где $N_{k,i}$ — множество номеров агентов, являющихся «соседями» данного агента $s_{k,i}$ на текущем такте.

Агент характеризуется возрастом $\tau_{k,i}$, который увеличивается на единицу за каждую итерацию работы алгоритма. Агент обладает энергией $e_{k,i}^t$, которую тратит на передвижение и репродукцию. Начальная энергия $e_{k,i}^0$ задается одинаковой для всех агентов и равной некоторой константе.

Появление новой особи от особи-родителя $s_{k,i}$ происходит случайным образом по распределению Бернулли со средним значением λ . При рождении нового агента особь-родитель теряет часть своей энергии. Расход энергии за такт рассчитывается как разница текущей энергии агента и энергии, которую требуется затратить для поддержания скорости $V_{k,i}$ и на производство потомства:

$$e_{k,i}^{t+1} = e_{k,i}^t - \frac{(V_{k,i})^2}{2} - \varepsilon(e_{k,i}^t), \quad (7)$$

где

$$\varepsilon(e_{k,i}^t) = \begin{cases} E_r, & e_{k,i}^t \geq E_r, \\ 0, & e_{k,i}^t < E_r, \end{cases}$$

— функция затрат энергии на появление новой особи; E_r — фиксированное значение энергии, которое агенту необходимо затратить для производства нового агента. При достижении предельного возраста $\tau_{k,i} = T$ или критического уровня энергии $e_{k,i} = 0$ агент умирает.

База B_k k -й популяции является центром информационного воздействия на агентов своей или конкурентной популяции, а также источником ресурса для агентов соответствующих популяций. (Считается, что при транспортировке ресурса агент его не потребляет. Оказавшись на базе $x_{k,i}^t \in B_k$, агент мгновенно передает ресурс, который он несет из области R и забирает энергию E с базы.) Поставляемый агентами на базу ресурс тратится на информационные воздействия, восполнение энергии агентов, а также на самоподдержание базы (считается, что часть ресурса база тратит на поддержание своей работоспособности). В модели рассматривается два типа информационного воздействия: первый тип — обучение вновь появившихся агентов своей популяции, второй — переманивание агентов конкурентной популяции. Эти воздействия мы называем информационными и подробно рассмотрим в следующем разделе.

Тогда динамика ресурса на базе описывается следующим уравнением:

$$P^{t+1} = P^t - N_B^t E - m_{об}^t \omega_1 - m_{п.}^t \omega_2 - \frac{P^t}{\gamma} + \sum_{i=1}^{N_B^t} l_i, \quad (8)$$

где P — запас ресурса на базе, E — трата энергии базы на восстановление ресурсов одного агента, N_B — количество агентов, доставивших ресурс на базу за такт, l_i — груз i -го агента (считается, что грузоподъемность всех агентов одинакова), $m_{об.}$ — число обученных особей за такт, $m_{п.}$ — число переманиваемых особей за такт, ω_1 и ω_2 — затраты ресурса на обучение и переманивание соответственно одного агента. Член $\frac{P^t}{\gamma}$ учитывает затраты ресурса базой на поддержание своего существования.

Для учета доступности ресурса в модели область R , где расположен ресурс, считается подвижной. Она осуществляет периодические движения с фиксированной скоростью V_R и с частотой колебаний ν_R :

$$\nu_R = \frac{V_R}{2y_{\max}}. \quad (9)$$

Траектория движения области ресурса R перпендикулярна прямой, соединяющей базы B_k , и равноудалена от них (см. рис. 1).

Двигаясь в пространстве, агент может достичь одной из своих целей (базы или ресурса). При достижении области ресурса агент $s_{k,i}$ забирает количество ресурса $l_{k,i}$ и начинает поиск базы. При достижении области базы агент $s_{k,i}$ отдает переносимый ресурс базе и восполняет запас своей энергии на фиксированное значение.

Считается, что ресурс в области R истощим и имеет способность восстанавливаться. За каждый такт программы он восстанавливается на Δ_R единиц. Истощение ресурса происходит посредством поглощения ресурса агентами. Динамика ресурса описывается следующим уравнением:

$$\Omega_{t+1} = \Omega_t + \Delta_R - \sum_{j=1}^{N_R} l_j, \quad (10)$$

где Ω_t — значение хранящегося ресурса на базе в момент времени t , а N_R — количество агентов, поглощающих ресурс в момент времени t .

3. Описание блока информационного воздействия

Под информационным воздействием в модели понимается изменение правил поведения агентов, то есть изменение целевой функции агента $\psi_{k,i}^t$, которое определяет текущую задачу, выполняемую агентом.

Информационное воздействие заключается в следующем: база затрачивает определенную запасенную энергию ω_1 или ω_2 (в зависимости от типа воздействия), обучает агента своей популяции переносить ресурс на свою базу (обучение) либо заставляет агента другой популяции переносить ресурс на свою базу (переманивание). Воздействие оказывает влияние на всех агентов своей и чужой популяции, находящихся в радиусе воздействия ρ от базы (центром воздействия является $x_{B_k}^*$). Считается, что за время жизни агента он может быть обучен и/или переманен лишь один раз.

Считается, что есть возрастные ограничения, лимитирующие восприятие агентами информационных воздействий со стороны баз. Так, при $\tau_{k,i} < \tau_1$ ($\psi_{k,i}^t = 0$) агент не способен доставлять ресурс на базу, а главной его целью является восполнение запасов собственной энергии, которую он потребляет из области R . При $\tau_1 \leq \tau_{k,i} < \tau_2$ ($\psi_{k,i}^t = (-1)^k$) агент может быть обучен базой посредством информационного воздействия и начинает доставлять ресурс на базу. При $\tau_2 \leq \tau_{k,i} < \tau_3$ ($\psi_{k,i}^t = (-1)^{k+1}$) можно воздействовать на агента чужой популяции с целью смены его принадлежности, при условии, что он был ранее обучен. При $\tau_3 \leq \tau_{k,i} < \tau_4$ агент либо доставляет ресурс на базу в соответствии со значением переменной $\psi_{k,i}^t$, если он был обучен, либо становится необучаемым — в противном случае. Такие агенты образуют третью популяцию с численностью S_3 , не имеющую своей базы. При этом параметр $\psi_{k,i}^t$, определяющий текущую задачу агента, принимается равным нулю и далее не изменяется. Все агенты, обученные или переманенные при достижении соответствующей базы, передав ресурс, обнуляют значение своей переменной $\psi_{k,i}^t$, при этом запоминают исходное значение этой переменной. Достигнув области R , они восстанавливают запомненное значение, при условии, что за время движения к ресурсу их не переманили.

Для любого типа воздействия выбираются те агенты, попавшие в окрестность информационного влияния баз, которые находятся на наименьшем расстоянии от базы, но при этом в радиусе воздействия ρ . (При этом учитываются возрастные ограничения, а также считается, что обучение начинается с наименьших номеров агентов (i)).

Важным фактором, управляющим исходом взаимодействия популяций, является стратегия информационного воздействия базы на агентную среду. Будем понимать под стратегией отношение разности между потенциально максимально возможным количеством обучаемых особей за такт и максимально возможным количеством переманиваемых особей за такт к сумме этих величин. Стратегии задаются соотношением

$$\Theta_k = \frac{N_{об.,k} - N_{п.,k}}{N_{об.,k} + N_{п.,k}}. \quad (11)$$

Если стратегия базы заключается только в обучении, то $\Theta_k = 1$, а если только в переманивании — то $\Theta_k = -1$.

В зависимости от соотношений между параметрами модели результат поведения агентной среды может иметь очень сложный характер. Мы рассмотрим следующие варианты реализаций имитационных экспериментов.

Во-первых, рассмотрим случай, когда в процессе эксперимента все агенты получают информационное воздействие. Тогда возникает вопрос: как стратегии и фактор доступности ресурса влияют на результат конкурентного взаимодействия.

Во-вторых, рассмотрим случай, когда не все агенты, существующие в модели, получают информационное воздействие. Тогда в системе агентов возникает третья популяция. В модели считается, что третья популяция отличается правилами поведения от двух других тем, что ее агенты не занимаются доставкой ресурса ввиду отсутствия у них базы. При этом агенты третьей популяции также способны размножаться, однако в отличие от двух других популяций новые агенты не нуждаются в обучении, так как не имеют базы, и они не выполняют задачу доставки ресурса. Также считается, что такие агенты не подвержены информационному воздействию со стороны других популяций. Напротив, эти агенты оказывают влияние на агентов первой и второй популяций, меняя их принадлежность и изменяя параметр текущей задачи агента: $\psi_{3,i}^t(\chi_{3,i}) = 3$, то есть превращая в агентов третьей популяции. Считается, что переход агента из первой или второй популяции в третью популяцию происходит случайным образом по распределению Бернулли со средним значением $\tilde{\lambda}$. При условии, что соответствующие агенты находятся на расстоянии от агента третьей популяции меньше, чем характерное расстояние, равное ζ . Восстановление энергии агента третьей популяции происходит за счет питания напрямую от ресурса.

4. Результаты

С описанной выше агентной имитационной моделью был проведен ряд экспериментов, в которых рассматривалось влияние различных стратегий информационного воздействия популяций на динамику модели в целом. Мы, во-первых, хотели исследовать возможные эффекты, связанные с использованием популяциями разных информационных стратегий при условии, когда все вновь появляющиеся агенты обучаются, а во-вторых, исследовать ситуацию, когда в системе появляется третья популяция.

В первом случае анализировалось влияние информационных стратегий на результат конкуренции между двумя популяциями при фиксированных параметрах ω_1, ω_2 , неподвижном и подвижном ресурсе (подвижность ресурса мы отождествляли со степенью его доступности). Рассматривалась доля исходов имитационных экспериментов, в которых одна популяция вытесняла другую. В рамках каждого эксперимента проводилось 100 прогонов модели. Параметры модели были подобраны таким образом, что все агенты обеих популяций обучались, то есть в системе не появлялось необученных агентов, которые могли сформировать третью популяцию.

Результат оценивался следующим образом. Вычислялась вероятность вытеснения первой популяции по следующей формуле:

$$p(\Theta_1, \Theta_2) = \frac{\sum_{n=1}^N x_n(\Theta_1, \Theta_2)}{N}, \quad (12)$$

где N — число прогонов модели в рамках одной реализации,

$$x_n(\Theta_1, \Theta_2) = \begin{cases} 0, & \text{исчезновение первой популяции,} \\ 1, & \text{исчезновение второй популяции,} \end{cases}$$

— результат n -го прогона, $n = \overline{1, N}$. То есть случайная величина $x_n(\Theta_1, \Theta_2)$ имеет распределение Бернулли с математическим ожиданием $M(x_n(\Theta_1, \Theta_2)) = p(\Theta_1, \Theta_2)$ и дисперсией $D(x_n(\Theta_1, \Theta_2)) = p(\Theta_1, \Theta_2) \cdot (1 - p(\Theta_1, \Theta_2))$.

Результаты представлены в таблицах 1, 2 и на рис. 2, 3.

В таблицах в первом столбце указаны стратегии первой популяции Θ_1 , во втором столбце указаны стратегии второй популяции Θ_2 , в третьем столбце — вероятность вытеснения первой популяцией остальных, в четвертом — математическое ожидание случайной величины, в пятом — дисперсия. На основе данных из таблиц 1, 2 были построены цветные тепловые карты (рис. 2, 3).

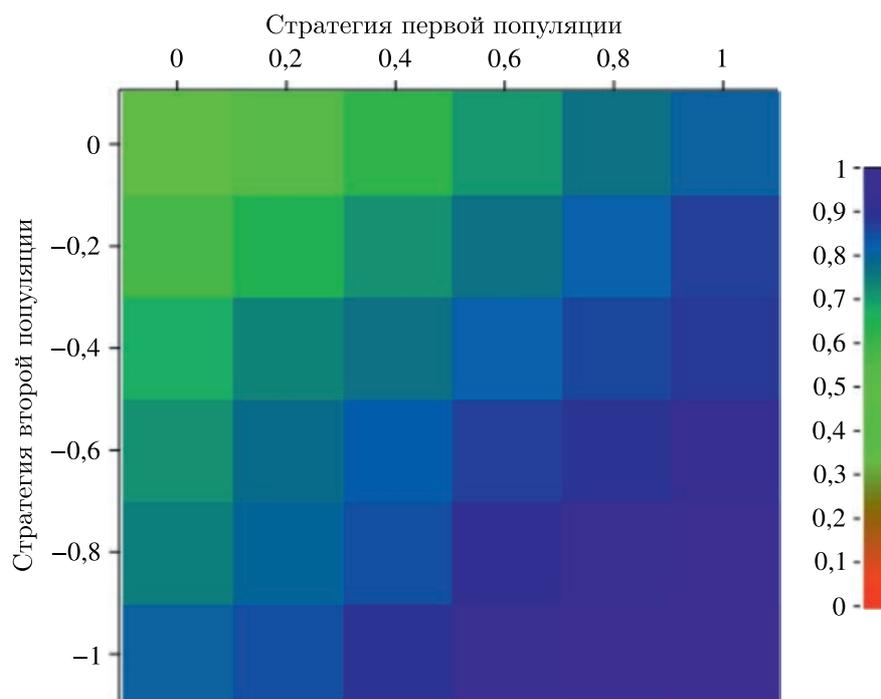


Рис. 2. Визуализация результатов эксперимента при неподвижном источнике ресурса

На рис. 2, представляющем собой цветовую тепловую карту, в столбцах указаны численные значения стратегии первой популяции Θ_1 , в рядах — стратегии второй популяции Θ_2 , а в ячейках графически (цветом) обозначены вероятности вытеснения второй популяции, то есть выживания первой.

Видно (рис. 2), что вероятность вытеснения первой популяцией всегда превышает значение 0,5 либо равна ему, то есть в независимости от стратегии второй популяции первая популяция с большей вероятностью вытесняет вторую. Такой результат можно трактовать как превосходство стратегии, заключающейся в большем значении $N_{об..k}$ (количество обучаемых агентов)

Таблица 1. Численные результаты экспериментов при неподвижном ресурсе

Θ_1	Θ_2	$p(\Theta_1, \Theta_2)$	$M(x_n(\Theta_1, \Theta_2))$	$D(x_n(\Theta_1, \Theta_2))$
1	-1	0,97	0,97	0,03
1	-0,8	0,83	0,83	0,14
1	-0,6	0,78	0,78	0,17
1	-0,4	0,74	0,74	0,19
1	-0,2	0,70	0,70	0,21
1	0	0,67	0,67	0,22
0,8	-1	0,92	0,92	0,07
0,8	-0,8	0,76	0,76	0,18
0,8	-0,6	0,72	0,72	0,20
0,8	-0,4	0,68	0,68	0,22
0,8	-0,2	0,65	0,65	0,23
0,8	0	0,62	0,62	0,24
0,6	-1	0,85	0,85	0,13
0,6	-0,8	0,72	0,72	0,20
0,6	-0,6	0,68	0,68	0,22
0,6	-0,4	0,64	0,64	0,23
0,6	-0,2	0,60	0,60	0,24
0,6	0	0,59	0,59	0,24
0,4	-1	0,82	0,82	0,15
0,4	-0,8	0,68	0,68	0,22
0,4	-0,6	0,63	0,63	0,23
0,4	-0,4	0,59	0,59	0,24
0,4	-0,2	0,57	0,57	0,25
0,4	0	0,55	0,55	0,25
0,2	-1	0,78	0,78	0,17
0,2	-0,8	0,64	0,64	0,23
0,2	-0,6	0,59	0,59	0,24
0,2	-0,4	0,57	0,57	0,25
0,2	-0,2	0,55	0,55	0,25
0,2	0	0,54	0,54	0,25
0	-1	0,74	0,74	0,19
0	-0,8	0,61	0,61	0,24
0	-0,6	0,57	0,57	0,25
0	-0,4	0,54	0,54	0,25
0	-0,2	0,52	0,52	0,25
0	0	0,50	0,50	0,25

по сравнению со значением $N_{п.,k}$ (количество переманиваемых агентов). То есть образование преобладает над сменой принадлежности.

В случае подвижного ресурса (рис. 3) видно, что вероятность вытеснения первой популяцией превышает значение 0,5 либо равна ему, только при стратегиях, в которых значение $N_{п.,i}$ близко к своему максимуму для первой популяции. В остальных случаях первая популяция исчезает.

Таким образом, при уменьшении доступности ресурса стратегии, ориентированные на переманивание агентов чужой популяции, оказываются более выгодными по сравнению с теми, которые ориентированы на образование. Связано это с тем, что переманивание позволяет поддерживать бóльшую численность популяции, что приводит к более быстрому нахождению маршрута до ресурса агентами в таких неблагоприятных условиях.

Таблица 2. Численные результаты экспериментов при подвижном ресурсе

Θ_1	Θ_2	$p(\Theta_1, \Theta_2)$	$M(x_n(\Theta_1, \Theta_2))$	$D(x_n(\Theta_1, \Theta_2))$
1	-1	0,01	0,01	0,01
1	-0,8	0,03	0,03	0,03
1	-0,6	0,07	0,07	0,07
1	-0,4	0,12	0,12	0,11
1	-0,2	0,13	0,13	0,11
1	0	0,19	0,19	0,15
0,8	-1	0,03	0,03	0,03
0,8	-0,8	0,06	0,06	0,06
0,8	-0,6	0,11	0,11	0,10
0,8	-0,4	0,14	0,14	0,12
0,8	-0,2	0,18	0,18	0,15
0,8	0	0,23	0,23	0,18
0,6	-1	0,06	0,06	0,06
0,6	-0,8	0,09	0,09	0,08
0,6	-0,6	0,13	0,13	0,11
0,6	-0,4	0,18	0,18	0,15
0,6	-0,2	0,23	0,23	0,18
0,6	0	0,29	0,29	0,21
0,4	-1	0,11	0,11	0,10
0,4	-0,8	0,15	0,15	0,13
0,4	-0,6	0,17	0,17	0,14
0,4	-0,4	0,23	0,23	0,18
0,4	-0,2	0,28	0,28	0,20
0,4	0	0,38	0,38	0,24
0,2	-1	0,15	0,15	0,13
0,2	-0,8	0,2	0,2	0,16
0,2	-0,6	0,22	0,22	0,17
0,2	-0,4	0,26	0,26	0,19
0,2	-0,2	0,35	0,35	0,23
0,2	0	0,46	0,46	0,25
0	-1	0,19	0,19	0,15
0	-0,8	0,25	0,25	0,19
0	-0,6	0,28	0,28	0,20
0	-0,4	0,32	0,32	0,22
0	-0,2	0,42	0,42	0,24
0	0	0,5	0,5	0,25

Целью следующей серии экспериментов являлись изучение условий возникновения третьей популяции и влияние ее на динамику модели. Были проведены эксперименты, в которых варьировался характерный радиус информационного воздействия ζ со стороны агентов третьей популяции на остальные. Все эксперименты этой серии были ограничены по длительности, результатом считалось состояние, в котором находилась система по истечении времени, требующегося для смены 5 поколений особей в популяции. Экспериментально было обнаружено три характерных состояния, а именно: 1) вытеснение третьей популяцией остальных популяций; 2) сосуществование третьей популяции и остальных; 3) отсутствие третьей популяции. Эксперименты были проведены при разных значениях скорости движения ресурса (доступности). Результаты экспериментов представлены на цветовых тепловых картах, в столбцах которых указана скорость ресурса, в рядах — радиус воздействия со стороны агентов третьей популяции на

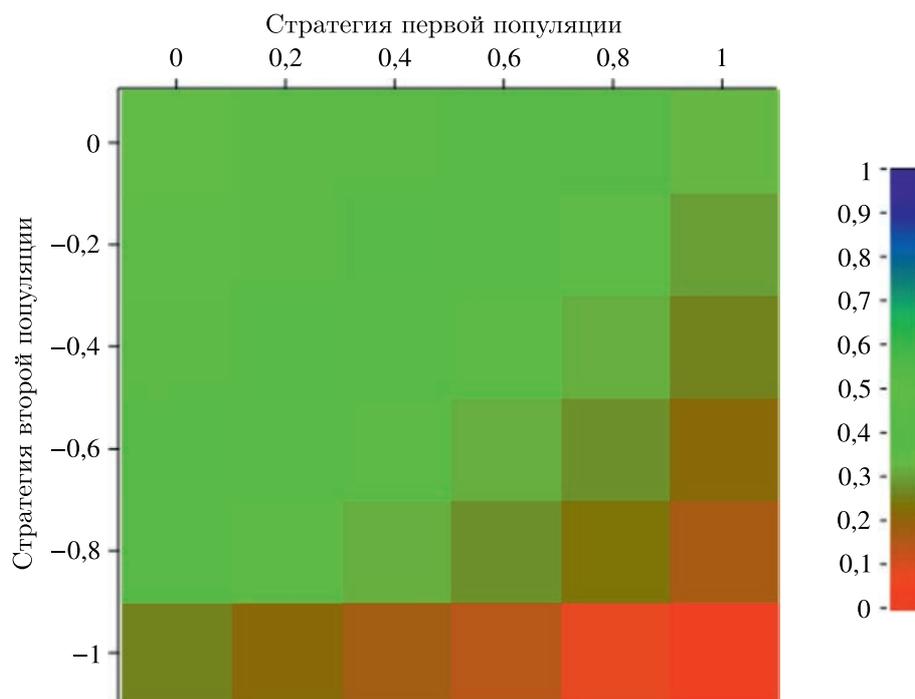


Рис. 3. Визуализация результатов эксперимента при подвижном источнике ресурса

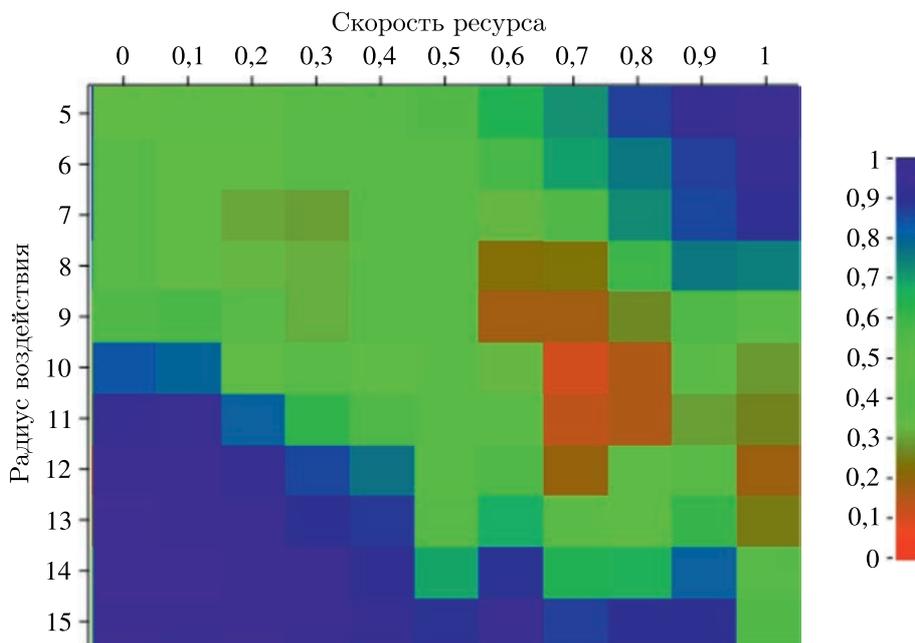


Рис. 4. Вероятность возникновения режима сосуществования популяций при различных радиусах воздействия и скорости ресурса (доступность)

агентов остальных популяций ζ , а в ячейках графически обозначены вероятности возникновения соответствующего характерного состояния в системе (рис. 4–6).

Как видно из рис. 3, режим сосуществования популяций присутствует во всех проведенных экспериментах. Причем границы такого режима сдвигаются в сторону возрастания радиуса воздействия ζ агентов третьей популяции при увеличении скорости ресурса.

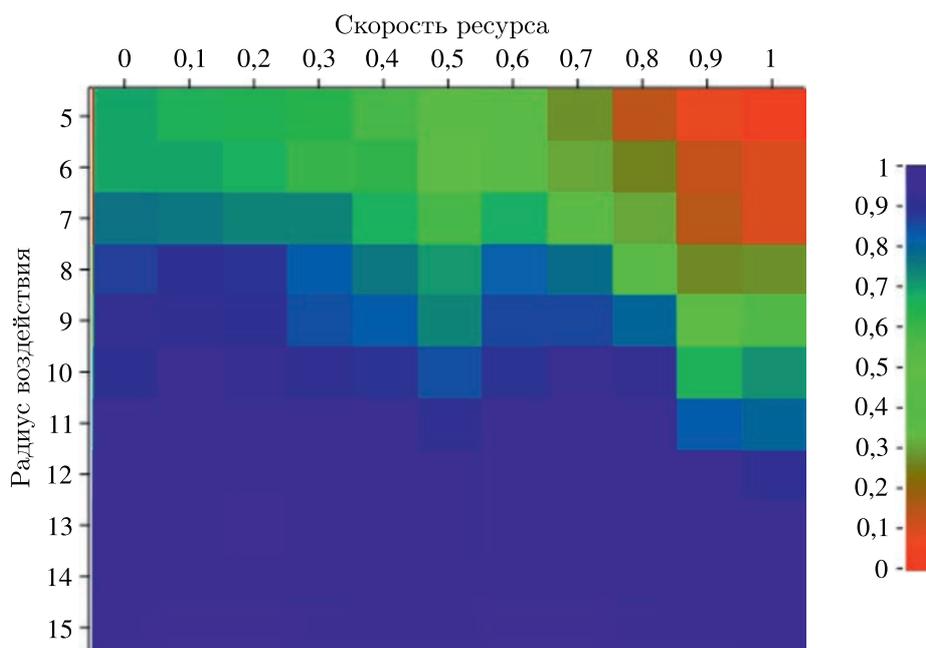


Рис. 5. Вероятность отсутствия возникновения третьей популяции при различных радиусах воздействия и скорости ресурса (доступность)

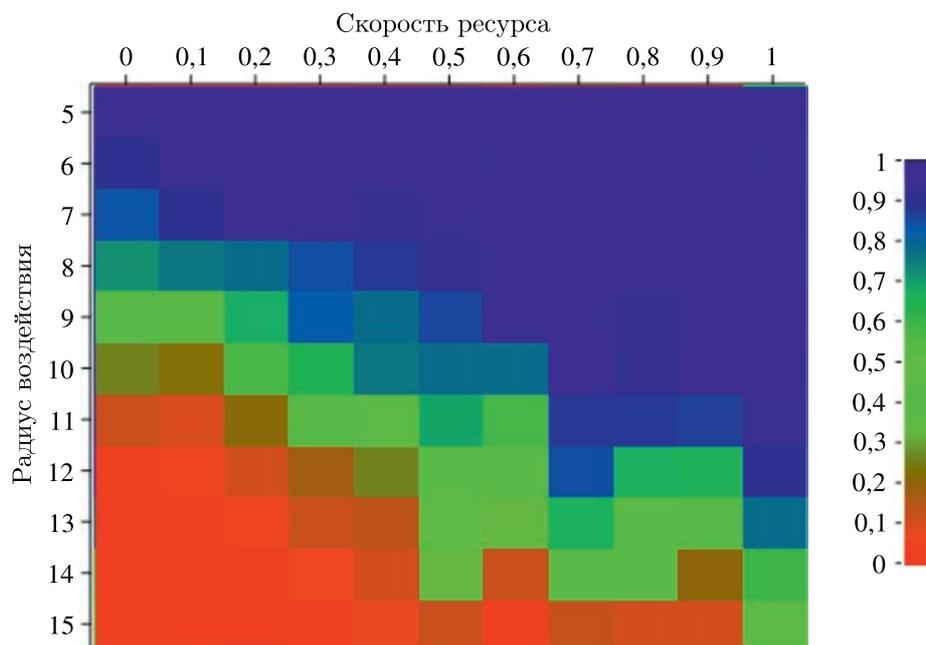


Рис. 6. Вероятность вытеснения третьей популяцией остальных при различных радиусах воздействия ζ и скорости ресурса (доступность)

Рассмотрим несколько срезов рис. 4, 5 и 6, совмещенных на одном графике.

На графиках (рис. 7, 8) наблюдается рост вероятности вытеснения третьей популяцией остальных с увеличением радиуса воздействия ζ во всех сериях экспериментов, и, наоборот, при уменьшении значения радиуса ζ шанс возникновения третьей популяции уменьшается. Однако в независимости от подвижности ресурса во всех экспериментах наблюдается режим сосуществования всех трех популяций.

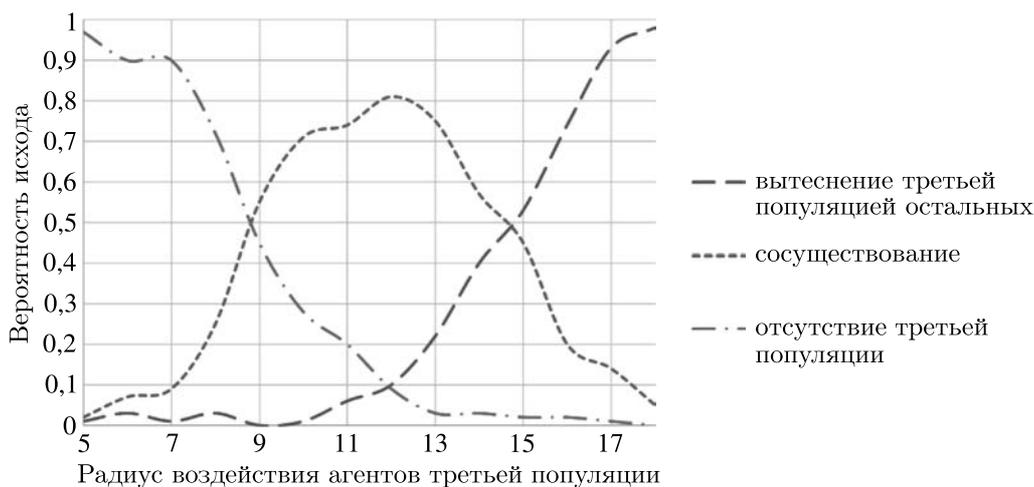


Рис. 7. Вероятность исхода модели при подвижном ресурсе в зависимости от характерного радиуса воздействия ζ

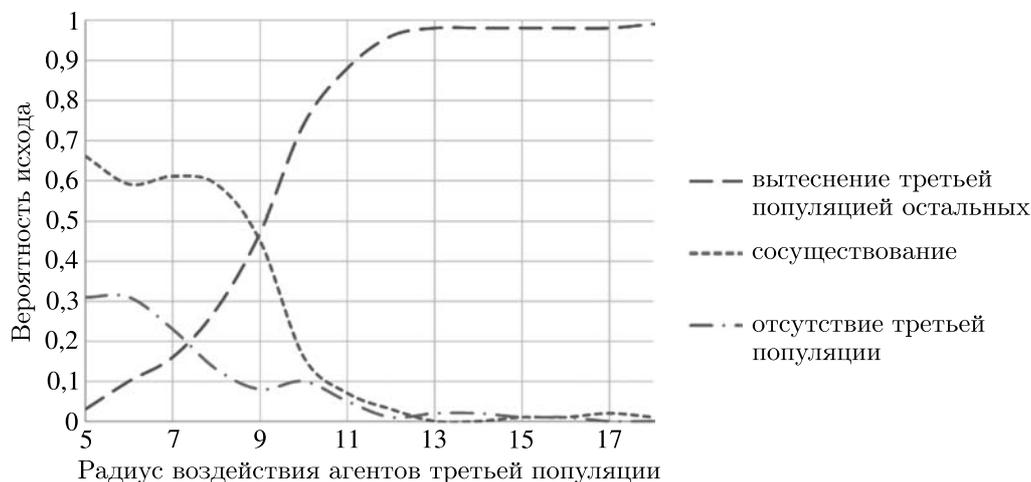


Рис. 8. Вероятность исхода модели при неподвижном ресурсе в зависимости от характерного радиуса воздействия ζ

5. Заключение

Использование подходов роевого интеллекта с добавлением демографических процессов, влияющих на количество агентов, участвующих в решении определенной задачи, а также при учете затрат агентов при решении этих задач является, как нам кажется, эффективной технологией для создания широкого класса социально ориентированных агентных имитационных моделей.

В рассмотренной выше модели на основе технологии роевого интеллекта была построена агентная имитационная модель, которая использовалась для анализа влияния информационных процессов на динамику системы двух конкурирующих популяций за подвижный ресурс.

По результатам имитационных экспериментов, проведенных с моделью, было показано, что при легкодоступном ресурсе стратегии, ориентированные на обучение агентов своей популяции, дают популяции, применяющей эту стратегию, большее конкурентное преимущество, что приводит к вытеснению популяции, использующей стратегию переманивания. Однако в случае, когда ресурс становился труднодоступным, наоборот, стратегии, нацеленные на переманивание

обученных особей другой популяции, оказываются более выгодными для популяции, использующей эту стратегию.

При труднодоступном ресурсе и вследствие недостаточности образовательных стратегий в модели происходит возникновение третьей популяции, агенты которой не имеют централизованного управления. Такая популяция вносит нестабильность в общую динамику системы, что в определенных случаях приводит к полному вытеснению первоначально существовавших популяций.

Как нам видится, для исследования влияния информационных воздействий на социальные процессы агентные имитационные модели, построенные на базе роевого интеллекта, являются удобным инструментом для формализации и анализа социальной динамики.

Список литературы (References)

- Белотелов Н. В., Коноваленко И. А.* Моделирование влияния подвижности особей на пространственно-временную динамику популяции на основе компьютерной модели // Компьютерные исследования и моделирование. — 2016. — Т. 8, № 2. — С. 298–305.
Belotelov N. V., Konovalenko I. A. Modelirovaniye vliyaniya podvizhnosti osobei na prostranstvenno-vremennuyu dinamiku populyatsii na osnove kompyuternoy modeli [Modeling the impact of individual mobility on spatial and temporal population dynamics based on a computer model] // Computer Research and Modeling. — 2016. — Vol. 8, No. 2. — P. 298–305 (in Russian).
- Белотелов Н. В., Коноваленко И. А., Назарова В. М., Зайцев В. А.* Некоторые особенности групповой динамики в агентной модели «ресурс – потребитель» // Компьютерные исследования и моделирование. — 2018. — Т. 10, № 6. — С. 833–850.
Belotelov N. V., Konovalenko I. A., Nazarova V. M., Zaycev V. A. Nekotorye osobennosti gruppovoi dinamiki v agentnoi modeli “resurs – potrebitel” [Some features of group dynamics in the agent-based resource–consumer model] // Computer Research and Modeling. — 2018. — Vol. 10, No. 6. — P. 833–850 (in Russian).
- Карпенко А. П.* Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой. — 2016. — С. 248.
Karpenko A. P. Sovremennyye algoritmy poiskovoi optimizatsii. Algoritmy vdohnovleniye prirodoi [Modern search engine optimization algorithms. Nature-inspired algorithms]. — 2016. — P. 248 (in Russian).
- Михайлов А. П., Петров А. П.* Математические модели системы «человек – общество». — М.: Физматлит, 2022. — С. 456.
Michailov A. P., Petrov A. P. Matematicheskie modeli sistemi “chelovek – obshchestvo” [Mathematical models of the “man–society” system]. — Moscow: Fizmatlit, 2022. — P. 456 (in Russian).
- Моисеев Н. Н.* Математика ставит эксперимент. — М.: Наука, 1979. — С. 29.
Moiseev N. N. Matematika stavit eksperiment [Math sets up an experiment]. — Moscow: Nauka, 1979. — P. 29 (in Russian).
- Dahal K., Tan K. C., Cowling P. I.* (eds.) Evolutionary scheduling. — Springer Science & Business Media, 2007. — Vol. 49. — P. 1–5.
- Eiben A. E., Smith J. E.* Introduction to evolutionary computing. — Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2015. — P. 1–3.
- Gallegati M., Kirman A.* Reconstructing economics: Agent based models and complexity // Complexity Economics. — 2012. — Vol. 1. — P. 5–31.
- Gallegosa A., Mazzagb B., Mogilnera A.* Two continuum models for the spreading of myxobacteria swarms // Bulletin of Mathematical Biology. — 2006. — P. 837–861.
- Kramer O.* Genetic algorithms. — Springer International Publishing, 2017. — P. 3–5.
- Lawrynowicz A.* A survey of evolutionary algorithms for production and logistics optimization // Research in Logistics & Production. — 2011. — Vol. 1. — P. 58–59.
- Lee C. T., Hoopse M. F., Diehl J., Gilliland W., Huxel G., Leaver E. V., Mccann K., Umbanhowar J., Moglner A.* Non-local concepts and models in biology // J. Theor. Biol. — 2001. — Vol. 210. — P. 201–219.
- Mac Nally R.* Modelling confinement experiments in community ecology: differential mobility among competitors // Ecological Modelling. — 2000. — Vol. 129. — P. 65–85.