

МОДЕЛЬ САМООРГАНИЗАЦИИ АВТОНОМНЫХ АГЕНТОВ В ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННОЙ СРЕДЕ¹

З.Б. Сохова, В.Г. Редько

Аннотация. Развита модель самоорганизации автономных агентов, функционирующих в прозрачной децентрализованной среде. Прозрачность среды означает, что вся информация о среде и сообществе агентов открыта. Агенты предоставляют всему сообществу информацию о собственном текущем ресурсе и намерениях. Среда состоит из ячеек, которые в процессе функционирования могут вырабатывать новый ресурс, используя ресурсы, которые они получают от агентов. Агентам известны также эффективности и собственные ресурсы ячеек. В работе на основе многоагентного подхода рассматривается задача эффективного распределения ресурса агентов по ячейкам и анализируются различные варианты этих распределений. Агенты действуют рационально, исходя из своих собственных целей. Предложен итерационный метод распределения ресурса агентов по ячейкам, в котором агенты обмениваются информацией для принятия решений. Проведено компьютерное моделирование для нескольких режимов работы модели: без обучения, с итерациями; с обучением, с итерациями; без обучения, без итераций; с обучением, без итераций. Результаты проведенного компьютерного моделирования демонстрируют, что суммарный ресурс сообщества агентов получается значительно выше в модели с обучением и итерациями. Показано, что агенты в результате самоорганизации и обучения распределяются так, чтобы в каждой ячейке их число было небольшим. Проведенные эксперименты показали, что обучение работает только совместно с итерациями.

Ключевые слова: многоагентные системы, самоорганизация, децентрализация, прозрачная среда.

ВВЕДЕНИЕ

В исследованиях по искусственному интеллекту в последние десятилетия получила широкое распространение теория *многоагентных систем*. Многоагентный подход применяется при решении задач оптимизации и управления, моделировании коллективного поведения, моделировании рынков, в задачах распределения инвестиций. В отличие от таких направлений, как динамические системы, дискретно-событийное моделирование, системная динамика, в данном подходе важны индивидуальные характеристики агентов и их локальное взаимодействие. Это позволяет строить модель «снизу

вверх». Благодаря этому, можно наблюдать за тем, как взаимодействие агентов влияет на общее поведение всей системы в целом. В настоящее время существует множество моделей и направлений исследований в этой области [1–4]. Одним из таких направлений являются *самоорганизующиеся* многоагентные системы [5, 6]. Важность понятия «самоорганизация» подчеркивалась в работе У. Эшби [7]. Многоагентные системы позволяют исследовать процессы самоорганизации, дают возможность описать сложные системы и обладают высокой гибкостью. Отметим также работы по многоагентным системам и близкие работы по сообществам роботов [8, 9].

В теории многоагентных систем часто встречаются два близких понятия: распределенный искусственный интеллект (РИИ) и децентрализованный искусственный интеллект (ДИИ). Отметим, чем они различаются. Если говорить о задачах, ко-

¹ Работа выполнена в рамках государственного задания по проведению фундаментальных научных исследований в НИИСИ РАН, проект № 0065-2019-0003.



торые решаются в рамках этих подходов, можно указать, что РИИ занимается совместным решением глобальных проблем распределенной группой агентов. Решение задачи является совместным в том смысле, что взаимный обмен информацией помогает выполнить одну общую задачу. В отличие от РИИ, ДИИ сосредоточен на деятельности автономного агента в мультиагентном мире. При таком подходе понятие «агент» используется в широком смысле для обозначения субъекта, который действует рационально, исходя из своих собственных целей. При этом существование автономного агента возможно независимо от существования других автономных агентов. Автономные агенты могут сотрудничать и обмениваться информацией в общем мире для выполнения личных или глобальных задач. Таким образом, в РИИ изначально определяется некоторая глобальная задача и нужно спроектировать распределенные объекты, чтобы ее решить. В ДИИ сначала определяются децентрализованные автономные объекты, и основная задача заключается в изучении поведения этих автономных сущностей, чтобы получить представление о том, какие задачи они способны выполнять [10]. В настоящей работе применяется децентрализованный подход.

Особый интерес в многоагентном моделировании представляют такие явления, как «конкуренция» и «сотрудничество». В работе [11] Р. Аксельрод, основываясь на теории игр и компьютерном моделировании, экспериментально доказывает выгоду сотрудничества для двух конкурирующих игроков. В указанной работе строится и исследуется многоагентная модель, состоящая из сообщества конкурирующих агентов, в которой каждый агент принимает решение самостоятельно, при этом, благодаря сотрудничеству (обмен информацией и прозрачность среды) и обучению, возможно более эффективное функционирование всей системы в целом.

Настоящая статья представляет собой развитие предыдущих работ авторов, выполненных при исследовании процессов коллективного поведения в прозрачной среде [12–14]. Отметим, что термин «прозрачная среда» не является строгим термином, принятым в научном сообществе. Но в последние годы он часто встречается в социально-экономических исследованиях. В нашей работе данный термин близок к термину «прозрачный рынок», который используется в экономике [15]. Основная цель настоящей работы — показать, что автономные агенты могут в процессе конкуренции и сотрудничества распределиться по ячейкам по одному или небольшими группами, используя обучение и итерационный обмен информацией о состоянии среды.

1. ОПИСАНИЕ МОДЕЛИ

Приведем формальное описание исследуемой модели. Пусть имеется некая среда, состоящая из пронумерованных ячеек. Число ячеек фиксировано и равно M . Каждая ячейка характеризуется своей эффективностью k_i и собственным ресурсом R_{i0} , который не меняется в течение времени. Будем полагать, что в процессе функционирования каждая ячейка, используя имеющийся ресурс, может вырабатывать новый ресурс. В данной работе ресурс аналогичен капиталу инвесторов и производителей в работах [12–14], а ячейки подобны производителям. Но в отличие от работ [12–14], в настоящей статье собственный ресурс ячейки не меняется. Параметр k_i характеризует то, насколько эффективно i -я ячейка может обработать имеющийся у нее ресурс.

В среде функционирует сообщество, состоящее из N агентов. Агенты также характеризуются размером ресурса K_j , который у них имеется. Агент выделяет часть своего ресурса для некоторой ячейки и получает от нее часть выработанного ресурса. Причем j -й агент получает часть выработанного ресурса от i -й ячейки пропорционально сделанному им вкладу в данную ячейку. Агенты функционируют в течение T периодов времени в прозрачной среде аналогично тому, как это представлено в работах [12–14], т. е. агентам открыта информация об эффективности ячеек и суммарном ресурсе, который будет у ячейки после получения ресурса от других агентов.

Отметим, что в целом время разбито на периоды, а в течение каждого периода происходит достаточно большое число итераций. Номер периода $T = 1, 2, \dots, N_T$, номер итерации $t = 1, 2, \dots, t_{\max}$. Один период T включает в себя несколько этапов:

- этап 1 — итерационный процесс принятия решений агентами о том, какую часть ресурса конкретный агент может выделить той или иной ячейке,
- этап 2 — выделение ресурса агентами для ячеек,
- этап 3 — получение агентами нового выработанного ресурса от ячеек,
- этап 4 — обучение агентов.

В начале периода T агенты принимают решение о том, какую часть своего ресурса нужно выделить для определенной ячейки. Данное решение принимается в течение *итерационного процесса* (этап 1), который будет детально описан ниже. Агент может выбрать любое число ячеек для распределения ресурса.

Опишем сначала этапы 2 и 3 в периоде T . Будем считать, что суммарный ресурс, который будет в

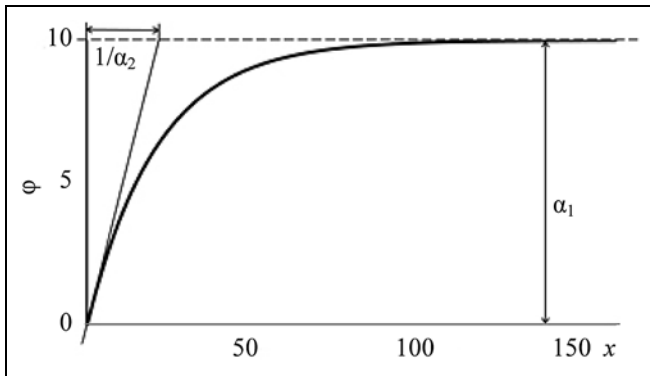


Рис. 1. Графический вид функции эффективности, $\alpha_1 = 10$, $\alpha_2 = 0,05$

i -й ячейке после получения ресурсов от агентов, т. е. после этапа 1, равен

$$R_i = R_{i0} + \sum_{j=1}^N r_{ij}, \quad (1)$$

где r_{ij} — величина ресурса, выделенного j -м агентом для i -й ячейки. При этом величина ресурса, который могут получить все агенты суммарно от i -й ячейки, равна

$$E_i(R_i) = \exp(-k_s s_i) k_i \varphi_i(R_i), \quad (2)$$

где k_i — эффективность i -й ячейки ($0 < k_i \leq 1$), k_s — количество ресурса, которое тратится ячейкой на одного агента (например, это может быть расход ресурса на взаимодействие с агентом); s_i — число агентов, которые выбрали i -ю ячейку; φ_i представляет собой функцию эффективности ячейки и имеет вид:

$$\varphi_i(x) = \alpha_1 [1 - \exp(-\alpha_2 x)], \quad (3)$$

где α_1 ($\alpha_1 \in \mathbf{R}$), α_2 ($0 < \alpha_2 \leq 1$) — параметры функции эффективности. На рис. 1 представлена графическая интерпретация функции эффективности (3). В отличие от работы [13], здесь выбрана более гибкая в настройке нелинейная функция эффективности. Заметим также, что формула (2) для расчета величины нового ресурса, выработанного ячейкой, отличается от формулы, которая рассматривалась в предыдущих работах авторов [12–14], множителем $\exp(-k_s s_i)$. Множитель $\exp(-k_s s_i)$ в формуле (2) приводит к некоторому уменьшению вырабатываемого ресурса, и это уменьшение тем больше, чем больше агентов взаимодействует с данной ячейкой. В работах [12–14] такой расход для производителей не учитывался. Данный расход, как будет показано далее при анализе компьютерных экспериментов, позволяет обучить агентов

распределяться так, чтобы в каждой ячейке их число было небольшим.

На этапе 3 в периоде T рассчитывается количество ресурса, которое будет получено каждым агентом от i -й ячейки, по формуле:

$$P_{ij} = E_i(R_i) \frac{r_{ij}}{\sum_{l=1}^N r_{il}}.$$

Так как среда прозрачная, то агенты владеют информацией о том, какие эффективности имеют ячейки, также открыта информация о намерениях других агентов.

Общий ресурс, полученный j -м агентом в период T , рассчитывается по формуле:

$$SP_j = \sum_{i=1}^M P_{ij}.$$

Далее ресурс j -го агента увеличивается на количество полученного ресурса SP_j :

$$K_j(T) = K_j(T-1) + SP_j.$$

Общий ресурс всего сообщества агентов в конце периода T рассчитывается по формуле:

$$SK(T) = \sum_{j=1}^N K_j(T).$$

Решение о том, какую часть ресурса выделить для определенной ячейки, принимается агентами в течение итерационного процесса (этап 1), который состоит в следующем.

На первой итерации агенты, учитывая эффективность ячеек и собственный ресурс ячейки, рассчитывают оценки, которые характеризуют эффект, получаемый от отдельной ячейки. Величины оценок рассчитываются по формуле:

$$A_{ij} = d_{ij} k_i \varphi_i(R_{i0}), \quad (4)$$

где d_{ij} — текущая степень доверия j -го агента к i -й ячейке. В начале функционирования степени доверия имеют одинаковую величину и равны 0,1. В течение итерационного процесса степени доверия не изменяются. Они будут меняться при обучении на этапе 4 в периоде T . Процесс изменения степеней доверия при обучении будет представлен ниже.

На второй и последующих итерациях уже учитываются намерения других агентов и оценки рассчитываются по формуле:

$$A_{ij} = d_{ij} P_{ij} = d_{ij} \exp(-k_s s_i) k_i \varphi_i(R_i) \frac{r_{ij}}{\sum_{l=1}^N r_{il}}, \quad (5)$$



где R'_i — предполагаемый ресурс, который будет у i -й ячейки после вкладов всех агентов; r_{il} — ресурс, намеченный к выделению l -м агентом для i -й ячейки на предыдущей итерации. Ресурс R'_i рассчитывается по формуле (1). Таким образом, на каждой итерации величина R'_i пересчитывается с учетом намерений агентов. Фактический ресурс, который получит ячейка, определяется на последней итерации. При компьютерном моделировании исследовалось поведение модели для режимов «с итерациями» и «без итераций». В режиме «без итераций» оценки рассчитываются агентами только один раз по формуле (4); формула (5) в этом режиме не используется.

После получения оценок агенты принимают решение о том, какую часть ресурса выделить для каждой ячейки. Величина ресурса, выделяемого j -м агентом для i -й ячейки, определяется выражением

$$r_{ij} = K_j \frac{A_{ij}}{\sum_{l=1}^M A_{il}},$$

где K_j — ресурс j -го агента. Производится достаточно большое число итераций; на последней итерации каждый агент принимает решение, о том, какую часть ресурса выделить для той или иной ячейки, эта часть равна величине ресурса r_{ij} , полученной на этой итерации.

В конце каждого периода T агенты обучаются (этап 4). Обучение происходит без учителя, путем изменения *степеней доверия* к ячейкам. После того, как агенту становится известна информация о получаемом ресурсе от ячейки (после этапа 3), агент пересчитывает текущие степени доверия по правилу:

$$d_{ij}(T+1) = d_{ij}(T) + \beta Q(P_{ij})[1 - d_{ij}(T)] - \gamma d_{ij}(T),$$

где β ($0 < \beta \leq 1$) — параметр скорости обучения; $Q(x) = x/(1+x)$; P_{ij} — ресурс, полученный j -м агентом от i -й ячейки; γ ($0 < \gamma < 1$) — параметр «забывания». Таким образом, переоценка величин d_{ij} происходит согласно тому, какое количество ресурса получил агент от определенной ячейки. Чем больше величина полученного ресурса, тем выше будет доверие агента к этой ячейке. Заметим, что если прирост прибыли незначительный, то степень доверия уменьшается. Последнее слагаемое характеризует уменьшение степени доверия, «забывание» навыка. При компьютерном моделировании проводилось сравнение режимов «с обучением» и «без обучения». В режиме «без обучения» полага-

лось, что степени доверия от периода к периоду не изменялись, т. е. в периоде отсутствует этап 4.

Описанный алгоритм обучения позволяет построить степени доверия таким образом, что агенты распределяются по разным ячейкам. Разные характеры распределения исследованы и проанализированы с использованием компьютерного моделирования.

2. РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Для описанной выше модели разработана компьютерная программа и проведены численные эксперименты. Были использованы такие значения основных параметров моделирования: число периодов $N_T = 100$; число итераций внутри каждого периода $t_{\max} = 150$; число агентов $N = 5, 10$ или 20 ; число ячеек $M = 10$ или 30 ; параметры функции эффективности $\alpha_1 = 10,0$, $\alpha_2 = 0,05$; скорость обучения $\beta = 1,0$; параметр «забывания» $\gamma = 0,8$; количество ресурса, которое тратится агентом при нахождении в ячейке $k_s = 0,3$. Начальные ресурсы агентов и эффективности ячеек исходно были случайными и были равномерно распределены в интервале $[0, 1]$. Компьютерное моделирование проведено для нескольких режимов работы модели:

- режим 1 — без обучения, с итерациями,
- - "-" - 2 — с обучением, с итерациями,
- - "-" - 3 — без обучения, без итераций,
- - "-" - 4 — с обучением, без итераций.

2.1. Сходимость итерационного процесса

На рис. 2, а, б представлена зависимость конечного суммарного ресурса сообщества агентов от числа итераций в последнем периоде для режимов работы 1 и 2. Данные усреднены по ста различным расчетам. Видно, что итерационный процесс в режиме без обучения сходится быстро. В режиме с обучением итерационный процесс также сходится.

На рис. 3 представлена разница между суммарным ресурсом, полученным для $(t+1)$ -й итерации и для t итераций в режиме 2 (с обучением и итерациями). Анализ результатов моделирования показывает, что при наличии обучения и итераций суммарный ресурс сообщества агентов значительно выше, чем в режиме «без обучения, с итерациями». Более детально это будет показано в п. 2.2. С учетом этой проверки число итераций t_{\max} выбиралось равным 150.

2.2. Основные результаты моделирования

Покажем, что в режиме 2 (с обучением и итерациями) сообщество агентов накапливает больший

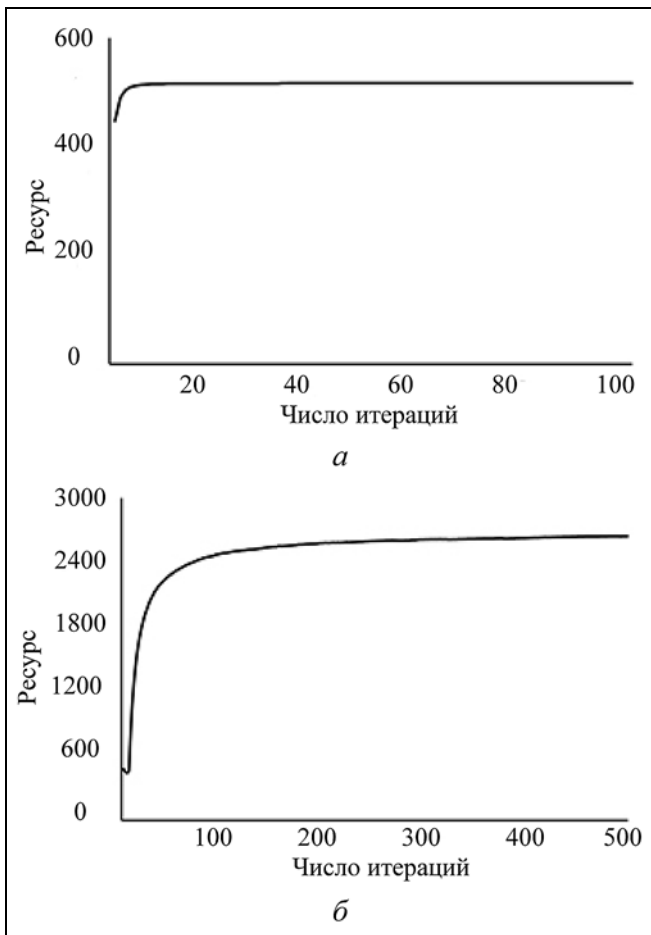


Рис. 2. Зависимость суммарного ресурса сообщества агентов от числа итераций ($N = 5$, $M = 10$, $T = 100$): а — без обучения, с итерациями; б — с обучением, с итерациями

ресурс, чем в режимах 1 (без обучения, с итерациями), 3 (без обучения, без итераций) и 4 (с обучением, без итераций). На рис. 4 представлена динамика суммарного ресурса сообщества агентов для этих режимов. Видно, что в режиме с обучением и итерациями (режим 2) суммарный ресурс сообщества агентов значительно выше. При этом в режимах без итераций (режимы 3 и 4) суммарные ресурсы практически совпадают, в режиме без обучения и с итерациями (режим 1) суммарный ресурс незначительно отличается от режимов 3 и 4. Так как в режимах 3 и 4 (без итераций) ресурс агентов растет значительно слабее, чем в режимах с итерациями, то в дальнейшем мы ограничимся анализом режимов с итерациями (режима 1 и режима 2) и проведем сопоставление этих двух режимов.

Таким образом, видно, что обучение и итерации работают только совместно. Чтобы объяснить этот результат, рассмотрим, как агенты ранжируют ячейки в различных режимах в соответствии с

формулой (5). Будем считать самой эффективной ячейкой ту, у которой произведение $k_i R_{i0}$ наибольшее. Сначала рассмотрим ранжирование ячеек в режиме 1 (без обучения, с итерациями). На рис. 5 представлены нормированные оценки, которые рассчитали агенты для каждой из ячеек на последней итерации $t_{\max} = 150$ в периоде $T = 2$. Видно, что агенты ранжируют ячейки одинаково, т. е. самой эффективной все агенты считают ячейку под номером 7, далее идут ячейки под номерами 3, 9, 2, 1, 6, 8, 5, 4. Таким образом, в режиме 1 работает *ранжирование ячеек*. Агенты в этом случае не соревнуются друг с другом, а *сотрудничают*: от итерации к итерации увеличивается вклад в более эф-

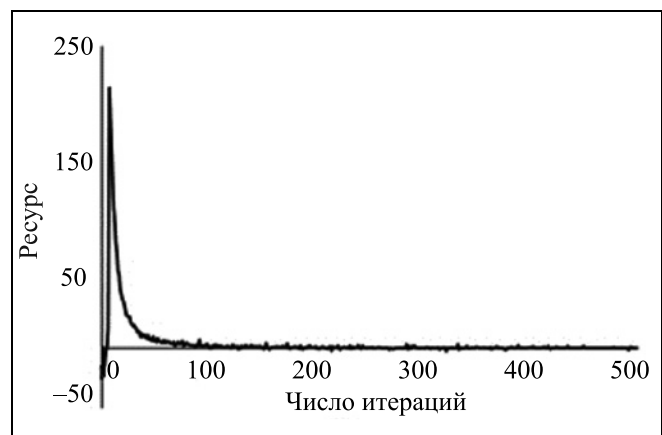


Рис. 3. Разница между суммарным ресурсом, полученным сообществом агентов, для $(t + 1)$ -й итерации и для t итераций в режиме 2 (с обучением, с итерациями), $T = 100$

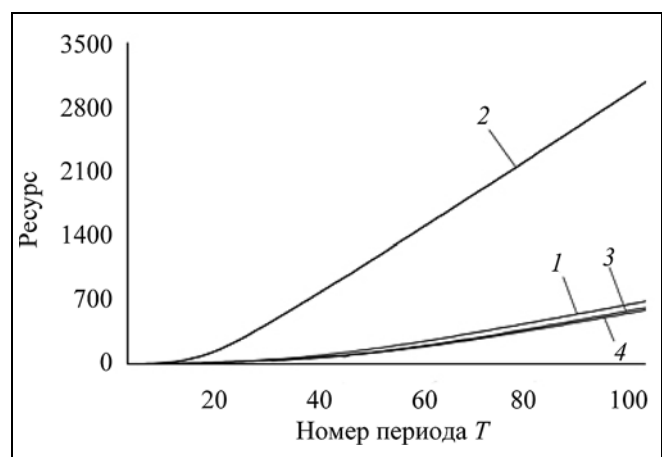


Рис. 4. Роль обучения и итераций. Зависимость суммарного ресурса агентов от времени ($N = 5$, $M = 10$, $t_{\max} = 150$). Режимы: 1 — без обучения, с итерациями, 2 — с обучением, с итерациями, 3 — без обучения, без итераций, 4 — с обучением, без итераций

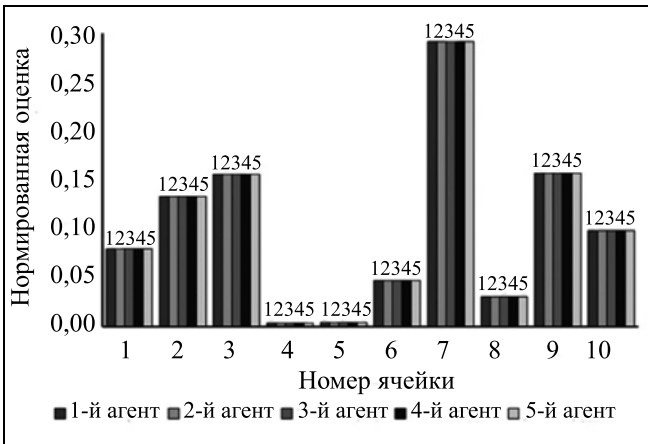


Рис. 5. Нормированные оценки ячеек для режима «без обучения, с итерациями» для каждого агента на последней итерации:
 $t_{\max} = 150$ в периоде $T = 2$, $N = 5$, $M = 10$ (на столбиках диаграммы отмечены номера агентов)

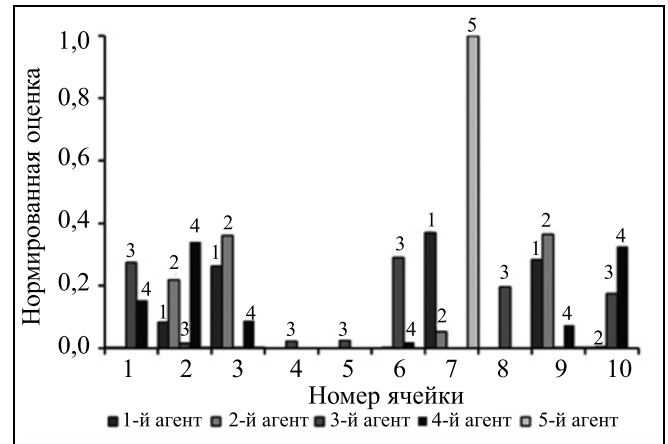


Рис. 6. Нормированные оценки ячеек для режима «с обучением, с итерациями» для каждого агента на последней итерации:
 $t_{\max} = 150$ в периоде $T = 2$, $N = 5$, $M = 10$ (на столбиках диаграммы отмечены номера агентов)

фективную ячейку, это происходит для всех агентов синхронно.

Теперь включим в модель обучение и проанализируем результаты для режима 2. На рис. 6 представлены результаты моделирования. Видно, что ранжирование ячеек в соответствии с формулой (5) у агентов разное. При включенном обучении дополнительно с ранжированием ячеек работает конкуренция агентов. Те агенты, у которых больший вклад в определенную ячейку, начинают вытеснять из этой ячейки других агентов, изменяя степени доверия от периода к периоду. Например, агент под номером 5 вкладывает весь свой ресурс в 7-ю ячейку (наиболее эффективную). В эту же ячейку часть ресурса вкладывают агенты под номерами 1 и 2, но в течение функционирования сообщества, как будет показано ниже (см. табл. 1), в 7-й ячейке останется только агент под номером 5, а агент под номером 1 перейдет к 9-й ячейке, вытеснив из нее остальных агентов.

Далее проанализируем, каким образом агенты распределяются по ячейкам для режимов 1 и 2.

Прежде всего, агенты не ограничены числом ячеек, которые они могут выбрать, т. е. каждый агент может выбрать произвольное число ячеек. К тому же, если одну и ту же ячейку выбирают несколько агентов, то от ячейки каждый агент получает меньше ресурса (см. формулу (2)). По-видимому, агентам выгоднее, когда они распределяются между ячейками по одному или небольшими группами. На рис. 7, а, б представлено, какое число агентов выбирает каждую ячейку в двух режимах с итерациями — 1 (без обучения) и 2 (с обучением) в последнем периоде $T = 100$. Распределение агентов зависит от соотношения числа ячеек и агентов.

Рассмотрим сначала случай, когда ячеек в два раза больше, чем агентов (рис. 7, а). Видно, что в процессе функционирования сообщества в режиме с обучением каждую ячейку выбирает ровно один агент. Как было отмечено выше, один агент может распределить свой ресурс между несколькими ячейками. Но, несмотря на это, в режиме с обучением агенты распределяются между ячейками по одному. Такой эффект достигается благо-

Таблица 1

Распределение агентов по ячейкам

Номер агента	Начальный ресурс агента	Эффективности ячеек, которые выбраны агентом	Собственный ресурс ячейки	Номера ячеек, которые выбраны агентом
5	0,94	0,97	0,72	7
1	0,54	0,57	0,99	9
2	0,48	0,66, 0,64	0,67, 0,83	2, 3
4	0,33	0,91	0,27	10
3	0,25	0,86, 0,08, 0,02, 0,23, 0,15	0,24, 0,21, 0,73, 0,92, 0,96	1, 4, 5, 6, 8

даря итерациям и обучению. Здесь можно говорить о самоорганизации в сообществе агентов. В режиме *без обучения* агенты выбирают распределение ресурса по всем имеющимся ячейкам согласно полученным оценкам A_{ij} , т. е. каждый агент распределяет свой ресурс между всеми имеющимися ячейками. Видно, что каждую ячейку выбирают все десять агентов. При этом размер выделяемого агентом ресурса будет зависеть от эффективности и собственного ресурса ячейки.

Рассмотрим теперь случай, когда число ячеек и агентов совпадает (рис. 7, б). Видно, что и в этом случае агенты в режиме с обучением распределяются по небольшому числу агентов в каждой ячейке — по одному, два или три агента на одну ячейку. В режиме без обучения агенты выбирают распределение ресурса по всем имеющимся ячейкам аналогично предыдущему случаю.

При увеличении числа агентов и ячеек получаются аналогичные рис. 7 результаты. Они пред-

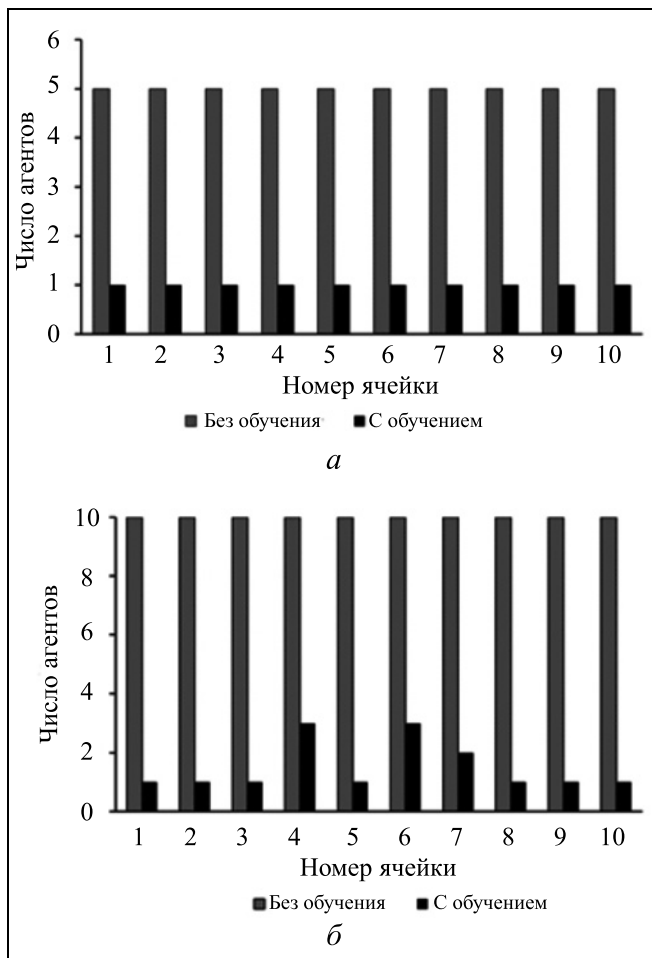


Рис. 7. Распределение агентов по ячейкам:
 а — число агентов $N = 5$, число ячеек $M = 10$; б — число агентов $N = 10$, число ячеек $M = 10$

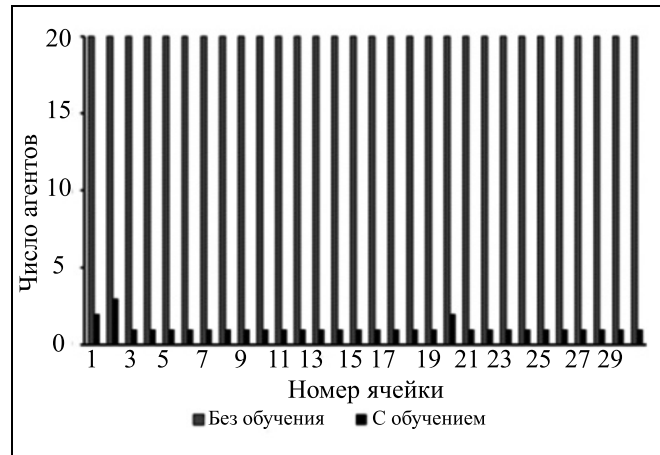


Рис. 8. Распределение агентов по ячейкам, $N = 20$, $M = 30$

ставлены на рис. 8. Распределение агентов рассматривается на последнем периоде $T = 100$. Видно, что и в этом случае агенты в процессе самоорганизации в режиме с обучением могут распределиться между ячейками по одному, по два или по три агента, в отличие от режима без обучения, где каждый агент выделяет часть ресурса для каждой из имеющихся ячеек. Причем более эффективные ячейки выбираются большим числом агентов (в данном эксперименте это ячейки 1, 2 и 20).

Исследуем для режима 2 (с обучением) характер распределения агентов по ячейкам для случая, когда ячеек больше, чем агентов ($M = 10$, $N = 5$). В табл. 1 представлена подробная информация о распределении. Строки в таблице упорядочены по убыванию начального ресурса агентов.

Видно, что в результате самоорганизации агенты выбирают непересекающиеся ячейки (см. последний столбец). Кроме того, два агента (под номерами 2 и 3) распределяют свой ресурс между несколькими ячейками. Стоит отметить, что агент под номером 3, у которого вначале наименьший ресурс, выбирает менее эффективные ячейки (у которых произведение $k_i R_{i0}$ меньше). Анализ таблицы показывает, что все остальные агенты выбирают ячейки, у которых произведение эффективности и собственного ресурса больше. При этом агент с максимальным начальным ресурсом имеет больше шансов захватить более эффективную ячейку в конкурентной борьбе. Агенту с наименьшим количеством ресурса (в данном эксперименте это агент под номером 3) остаются менее эффективные ячейки. Интересен тот факт, что, несмотря на это, в результате функционирования сообщества суммарный ресурс агента под номером 3 становится больше, чем у агента под номером 5, который выбрал самую эффективную ячейку. Это происхо-

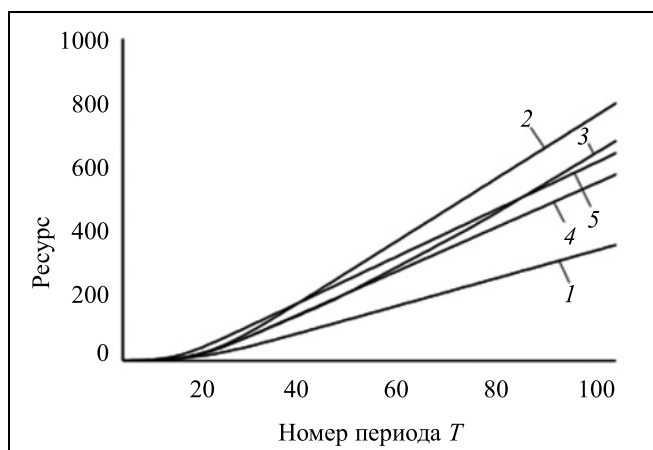


Рис. 9. Зависимость ресурса агентов от времени, режим 2, $N = 5$, $M = 10$

дит из-за того, что агент под номером 3 выделяет ресурсы для большего числа ячеек, и так как эти ячейки (менее эффективные) больше никто не выбрал, весь ресурс, выработанный этими ячейками, забирается агентом под номером 3. Результаты представлены на рис. 9 (линии 1—5 иллюстрируют ресурсы агентов под соответствующими номерами из табл. 1).

Таким образом, обучение и итерационный обмен информацией приводит к меньшему числу агентов в отдельной ячейке в результате их конкурентной борьбы. Те агенты, которые имеют больший ресурс в начале функционирования сообщества, выбирают более эффективные ячейки, т. е. те ячейки, которые получают более высокие оценки в итерационном процессе. Так как вырабатываемый ячейкой новый ресурс распределяется между всеми агентами, которые выделили для этой ячейки ресурс, пропорционально их вкладам, то агент, выделивший наибольший ресурс получит большую отдачу; соответственно, его степень доверия к этой ячейке увеличится больше, чем у остальных агентов, которые выделили ресурс для этой ячейки. В следующем периоде ситуация, описанная выше, повторится. Другим агентам в такой ситуации будет выгоднее выбирать менее эффективные ячейки. Таким образом, агент, у которого больший ресурс в начале функционирования сообщества, вытесняет всех остальных агентов из более эффективной ячейки. Остальные агенты распределяются между оставшимися ячейками, учитывая оценки, которые они получают во время итерационного обмена информацией. Описанный случай относится к ситуации, когда ячеек значительно больше, чем агентов. Если же число ячеек совпадает с числом агентов, то в более эффективных ячейках могут остаться один или несколько агентов.

Интересен также случай, когда все ячейки имеют одинаковую эффективность и одинаковый собственный ресурс. Например, рассмотрим случай, когда эти величины у всех агентов одинаковы и равны 0,9. Начальное число агентов $N = 5$, число ячеек $M = 10$. Наблюдения проводились для периода $T = 100$. В результате моделирования получаем, что агенты не могут распределиться между ячейками. Каждый агент выделяет часть ресурса для каждой из возможных ячеек. Данный эффект имеет место по причине того, что все оценки и степени доверия одинаковые и агент распределяет свой ресурс равномерно между всеми возможными ячейками. Эту проблему можно решить, если начальные степени доверия d_{ij} задать случайно. Тогда результаты компьютерного моделирования показывают, что агенты распределяются между ячейками по одному. В этом случае конкурентная борьба задана через степени доверия, так как неважно, какую из ячеек выберет агент. Для большей наглядности приведем матрицу доверия, которая получается для агентов в последнем периоде функционирования сообщества $T = 100$ (табл. 2). Видно, что число агентов в каждой ячейке равно одному (см. последний столбец табл. 2). Но при этом некоторые агенты выбирают несколько ячеек, например, агенты под номерами 1, 4 и 5.

Зависимость суммарного ресурса сообщества агентов от периода времени T для описанных двух случаев представлена на рис. 10. Видно, что когда агенты распределяются по одному, суммарный ресурс сообщества больше.

Также было исследовано влияние важных параметров расчетов (скорость обучения β и параметр «забывания» γ) на поведение модели.

Таблица 2

Матрица доверия агентов

Номер ячейки	Агент					Число агентов
	№ 1	№ 2	№ 3	№ 4	№ 5	
1	0,00	0,00	0,00	0,00	0,52	1
2	0,00	0,00	0,00	0,00	0,52	1
3	0,00	0,52	0,00	0,00	0,00	1
4	0,00	0,00	0,00	0,52	0,00	1
5	0,00	0,00	0,52	0,00	0,00	1
6	0,00	0,00	0,00	0,00	0,52	1
7	0,00	0,00	0,00	0,52	0,00	1
8	0,52	0,00	0,00	0,00	0,00	1
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,52	1
10	0,52	0,00	0,00	0,00	0,00	1
Число ячеек	2	1	1	2	4	10



Рис. 10. Зависимость ресурса агентов от времени, режим 2, $N = 5$, $M = 10$, $k_i = 0,9$

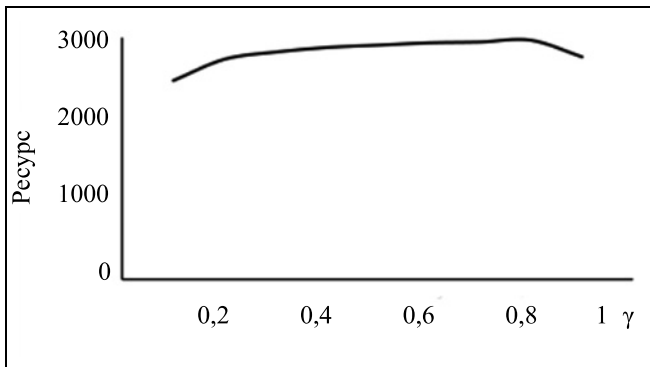


Рис. 11. Зависимость суммарного ресурса агентов от параметра γ при $\beta = 1,0$, режим 2

На рис. 11 представлена зависимость суммарного ресурса сообщества агентов от параметра забывания γ при $\beta = 1,0$ в периоде $T = 100$. Наилучшие результаты были получены при $\beta = 1,0$ и $\gamma = 0,8$.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предыдущие исследования авторами процессов коллективного поведения фокусировались на взаимодействии агентов-инвесторов и агентов-производителей в прозрачной среде [12–14]. При этом делалась простая попытка ввести обучение агентов-инвесторов путем настройки степеней доверия инвесторов к производителям. Однако эта предыдущая попытка введения обучения оказалась неудачной: обучение не приводило к существенному росту ресурса рассмотренного экономического сообщества. В настоящей работе были развиты предыдущие варианты моделей и модифицировано

правило взаимодействия между элементами модели, в частности, между ячейкой и агентом, путем введения дополнительного расхода ресурса агента на взаимодействие между агентами. Это привело к тому, что обучение агентов стало эффективным.

Результаты компьютерных экспериментов, проведенных в настоящей работе, продемонстрировали работоспособность данного варианта модели. Важным результатом настоящей работы можно считать то, что при наличии обучения и итерационного обмена информацией агенты четко распределяются так, чтобы в каждой ячейке их число было небольшим, при этом суммарный ресурс, накопленный сообществом агентов, больше, чем в модели без обучения и итераций.

Предложенный алгоритм может быть применен в задачах, которые возникают при исследовании коллективного поведения. Разработанная модель может быть также использована при исследовании конкуренции и сотрудничества в экономических и социальных науках, в которых эти категории играют важную роль.

Авторы благодарны анонимным рецензентам за полезные замечания и рекомендации, способствовавшие улучшению статьи.

ЛИТЕРАТУРА

1. Shoham, Y., Leyton-Brown, K. Multiagent Systems: Algorithmic, Game-Theoretic, and Logical. — Cambridge University, 2008. — 532 p.
2. Tesfatsion, L. Agent-Based Computational Economics: Growing Economies from the Bottom up // Artificial Life. — 2002. — Vol. 8, no. 1. — P. 55–82.
3. Claes, R., Holvoet, T., Weyns, D. A Decentralized Approach for Anticipatory Vehicle Routing Using Delegate Multiagent Systems // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. — 2011. — Vol. 12, no. 2. — P. 364–373.
4. Holvoet, T., Valckenaers, P. Exploiting the Environment for Coordinating Agent // Environments for Multi-Agent Systems III, Lecture Notes in Artificial Intelligence. — 2007. — Vol. 4389. — P. 51–66.
5. Городецкий В.И. Самоорганизация и многоагентные системы. I. Модели многоагентной самоорганизации // Известия РАН. Теория и системы управления. — 2012. — № 2. — С. 92–120. [Gorodetskii, V.I. Samoorganizatsiya i mnogoagentnyye sistemy. I. Modeli mnogoagentnoi samoorganizatsii // Izvestiya RAN. Teoriya i sistemy upravleniya. — 2012. — No. 2. — P. 92–120. (In Russian)]
6. Городецкий В.И. Самоорганизация и многоагентные системы. II. Приложения и технология разработки // Известия РАН. Теория и системы управления. — 2012. — № 3. — С. 102–123. [Gorodetskii, V.I. Samoorganizatsiya i mnogoagentnyye sistemy. II. Prilozheniya i tekhnologiya razrabotki // Izvestiya RAN. Teoriya i sistemy upravleniya. — 2012. — No. 3. — P. 102–123. (In Russian)]
7. Ashby, W. Principles of the Self-Organizing Dynamic System // Journal of General Psychology. — 1947. — Vol. 37. — P. 125–128.
8. Тарасов В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информати-



- ка. — М.: Эдиториал УРСС, 2002. — 352 с. [Tarasov, V.B. Ot mnogoagentnykh sistem k intellektual'nym organizatsiyam: filosofiya, psikhologiya, informatika. — Moscow: URSS, 2002. — 352 p. (In Russian)]
9. Карпов В.Э., Карпова И.П., Кулинич А.А. Социальные сообщества роботов: Эмоции и темперамент роботов. Общение роботов. Модели контактного, подражательного и агрессивного поведения роботов. Командное поведение роботов и образование коалиций. Пространственная память анимата. — М.: ЛЕНАНД, 2019. — 352 с. [Karpov, V.E., Karpova, I.P., Kulnich, A.A. Sotsial'nye soobshchestva robotov: Ehmotsii i temperament robotov. Obschenie robotov. Modeli kontagioznogo, podrazhatel'nogo i agressivnogo povedeniya robotov. Komandnoe povedenie robotov i obrazovanie koalitsii. Prostranstvennaya pamyat' animata. — Moscow: LENAND, 2019. — 352 p. (In Russian)]
 10. Demazeau, Y., Müller, J.-P. Decentralized A.I. — Elsevier Science Publisher B.V., North-Holland, 1990. — 272 p.
 11. Axelrod, R. The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration. — Princeton University Press, Princeton, 1997. — 248 p.
 12. Red'ko, V.G., Sokhova, Z.B. Processes of Self-Organization in the Community of Investors and Producers // Selected Papers from the XIX International Conference on Neuroinformatics, October 2–6, 2017, Moscow, Russia. — 2017. — Vol. 736. — P. 163–169.
 13. Red'ko, V.G., Sokhova, Z.B. Iterative Method for Distribution of Capital in Transparent Economic System // Optical Memory & Neural Networks (Information Optics). — 2017. — Vol. 26, no. 3. — P. 182–191.
 14. Сохова З.Б., Редько В.Г. Моделирование поиска инвестиционных решений автономными агентами в прозрачной конкурентной экономике // Искусственный интеллект и принятие решений. — 2019. — № 2. — С. 98–108. [Sokhova, Z.B., Red'ko, V.G. Modelirovanie poiska investitsionnykh reshenij avtonomnymi agentami v prozrachnoy konkurentnoy ekonomike // Iskusstvennyy intellekt i prinyatie resheniy. — 2019. — No. 2. — P. 98–108. (In Russian)] См. также: http://www.aidt.ru/index.php?option=com_content&view=article&id=841:z-b-sokhova-v-g-redko-modelirovanie-poiska-investitsionnykh-reshenij-avtonomnymi-agentami-v-prozrachnoy-konkurentnoj-ekonomike&catid=366:mногоagentnye-sistemy&Itemid=211&lang=ru (In Russian)
 15. Bloomfeld, R., O'Hara, M. Market transparency: who wins and who loses? // Review of Financial Studies 12 (1). — 1999. — P. 5–35.

Статья представлена к публикации членом редколлегии П.Ю. Чеботаревым

Поступила в редакцию 01.12.2020, после доработки 15.02.2021.
Принята к публикации 24.02.2021.

Сохова Зарема Борисовна — мл. науч. сотрудник,
✉ zarema.sokhova@gmail.com,

Редько Владимир Георгиевич — д-р физ.-мат. наук,
✉ vgrecko@gmail.com,

Научно-исследовательский институт системных исследований РАН, г. Москва.

A SELF-ORGANIZATION MODEL FOR AUTONOMOUS AGENTS IN A DECENTRALIZED ENVIRONMENT

Z.B. Sokhova¹ and V.G. Red'ko²

Scientific Research Institute for System Analysis, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

¹✉ zarema.sokhova@gmail.com, ²✉ vgrecko@gmail.com

Abstract. A self-organization model for autonomous agents operating in a transparent decentralized environment is developed and investigated. Transparency means that all information about the environment and the agents' community is open. Each agent informs the entire community about his current resources and intentions. The environment consists of cells, and during operation, each cell can generate a new resource using the resources received from agents. Each agent is also aware of the efficiency and resources of the cells. The agent-based approach is adopted to consider the efficient allocation of agents' resources over cells and analyze different resource allocations. Each agent acts rationally based on his goals. An iterative resource allocation method is proposed, in which the agents exchange information to make their decisions. Computer simulations are carried out for several modes of operation: 1) without training but with iterations, 2) with training and iterations, 3) without training and iterations, and 4) with training but without iterations. As indicated by the simulation results, the total resource of the agents' community is significantly higher in the model with training and iterations; due to self-organization and training, the agents are distributed so that their number in each cell is small. According to the experimental evidence, learning works only in combination with iterations.

Keywords: multiagent systems, self-organization, decentralization, transparent environment.

Funding. This work was performed within the state assignment for fundamental scientific research in SRISA RAS, project no. 0065-2019-0003.

Acknowledgments. The authors are grateful to the anonymous reviewers for careful reading of the manuscript and helpful remarks.