УДК 004-942
https://www.doi.org/10.47813/mip.7.2026.20.3009
EDN XCVRVM

Организация сбора данных для обучения агентов в модели экономического поведения домохозяйств

Т.Р. Мухутдинов*, Е.А. Макарова

ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий», ул. Заки Валиди, д. 32, Уфа, 450076, Россия

*E-mail: tigranchess@mail.ru

Аннотация. В статье рассматривается организация вычислительного эксперимента для агент-ориентированной модели экономического поведения домохозяйств, реализованной в среде AnyLogic. Показано, что для реализации концепции самообучающихся агентов, предполагающей корректировку поведенческих параметров (реактивности, склонности к копированию, консерватизма) и структуры потребительских расходов на основе анализа причинно-следственных связей между действиями и изменениями уровня удовлетворенности, необходима репрезентативная база данных, содержащая историю состояний, действий и результатов каждого отдельного агента в различных макроэкономических сценариях. Предложена структура данных, обоснованная с точки зрения построения марковского процесса принятия решений для обучения с подкреплением: состояние агента (доход, сбережения, удовлетворенность), действия (поведенческие параметры и доли расходов по статьям), контекст среды (наличие и амплитуда ценового шока) и результат (изменение удовлетворенности). Описан механизм автоматических многократных прогонов модели с использованием эксперимента Parameter Variation, позволяющего варьировать ключевые параметры. Приведены примеры реализации сбора данных в AnyLogic и структура выходных файлов. Показано, что предложенный подход является фундаментом для построения интеллектуальных агент-ориентированных моделей с адаптивным поведением, а созданная инфраструктура сбора данных может быть использована для калибровки моделей и оценки эффективности мер социально экономической политики.

Ключевые слова: агент-ориентированное моделирование, AnyLogic, сбор данных, обучение с подкреплением, домохозяйства, поведенческие параметры.

Для цитирования: Мухутдинов, Т. Р. Организация сбора данных для обучения агентов в модели экономического поведения домохозяйств / Т. Р. Мухутдинов, Е. А. Макарова // Модернизация, Инновации, Прогресс (MIP ENGINEERING-VII-2026): материалы VII Всероссийской (национальной) научной конференции (Красноярск, 11–12 сентября 2026 г.). – Красноярск: Красноярский краевой Дом науки и техники Российского Союза научных и инженерных общественных объединений, 2026. – Т. 20. – С. 71-80. – https://doi.org/10.47813/mip.7.2026.20.3009. – EDN: XCVRVM.

Organization of data collection for agent training in a household financial behavior model

T.R. Mukhutdinov*, E.A. Makarova

Ufa University of Science and Technology, 32 Zaki Validi st., Ufa, 450076, Russia

*E-mail: tigranchess@mail.ru

Abstract. The paper addresses the organization of a computational experiment for an agent-based model of household economic behavior implemented in the AnyLogic environment. It is shown that the implementation of the self-learning agent concept, which involves adjusting behavioral parameters (reactivity, copying propensity, conservatism) and the structure of consumer expenditures based on the analysis of cause-and-effect relationships between actions and changes in satisfaction levels, requires a representative database containing the history of states, actions and outcomes of each individual agent under various macroeconomic scenarios. A data structure is proposed, justified from the perspective of constructing a Markov Decision Process for reinforcement learning: agent state (income, savings, satisfaction), actions (behavioral parameters and expenditure shares by categories), environmental context (presence and magnitude of price shocks) and outcome (change in satisfaction). The mechanism of automated multiple model runs using the Parameter Variation experiment, which allows varying key parameters, is described. Examples of data collection implementation in AnyLogic and the structure of output files are provided. It is shown that the proposed approach is a foundation for building intelligent agent-based models with adaptive behavior, and the created data collection infrastructure can be used for model calibration and assessing the effectiveness of socio-economic policy measures.

Keywords: agent-based modeling, AnyLogic, data collection, reinforcement learning, households, behavioral parameters.

For citation: Mukhutdinov, T. R. Organization of data collection for agent training in a household financial behavior model / T. R. Mukhutdinov, E. A. Makarova // Modernization, Innovations, Progress (MIP ENGINEERING-VII-2026): Proceedings of the VII All-Russian (National) Scientific Conference (Krasnoyarsk, September 11–12, 2026). – Krasnoyarsk: Krasnoyarsk Regional Science and Technology City Hall of the Russian Union of Scientific and Engineering Public Associations, 2026. – Vol. 20. – P. 71-80. – https://doi.org/10.47813/mip.7.2026.20.3009. – EDN: XCVRVM.

1. Введение

Агент-ориентированное моделирование (АОМ) в последнее время утвердилось как один из перспективных инструментов для исследования сложных социально-экономических систем, в которых макроэкономические закономерности, благодаря эффекту эмерджентности, формируются как результат децентрализованных взаимодействий множества гетерогенных агентов [1, 2]. Оно позволяет учитывать разнородность агентов, их индивидуальные предпочтения. При построении агент-ориентированных моделей исследователь может задавать автономным агентам различные характеристики, а затем наблюдать, как они взаимодействуют в гетерогенной среде. В результате из локальных взаимодействий на микроуровне возникают социальные эффекты, такие как социальное расслоение, стадное поведение и др.

Ранее была предложена концепция интеллектуального агента-домохозяйства, наделенного способностями к рефлексии, целеполаганию и обучению на собственном опыте [3]. Согласно этой концепции, предполагается, что агент обладает способностью не только реагировать на изменения внешней среды по заранее заданным правилам, но и анализировать причинно-следственные связи между своими действиями и их последствиями, постепенно корректируя свои поведенческие параметры с целью улучшения результатов финансовой и трудовой деятельности. К таким параметрам отнесены:

- реактивность – определяет чувствительность агента к внешним воздействиям и его готовность изменять свое поведение в ответ на изменения среды;
- склонность к копированию – характеризует готовность агента повторять потребительское поведение своих соседей;
- склонность к консерватизму – отражает инертность агента в отношении изменения устоявшихся моделей потребления.

Кроме того, предполагается способность агента изменять свои доли потребительских расходов, с целью максимизировать свою удовлетворенность.

Однако, переход от описания концепции интеллектуального агента к ее непосредственной реализации связан с необходимостью решения ряда проблем. Ключевая из них – это отсутствие данных, достаточных для применения алгоритмов машинного обучения, необходимых для реализации поддержки агента в управлении его поведением. Для построения

эффективной политики управления принятием решений агенту необходим опыт взаимодействия со средой, представленный в виде множества кортежей (состояние, действие, награда, следующее состояние). В контексте моделирования поведения домохозяйств это означает, что для каждого агента на каждом модельном шаге необходимо знать его финансовое состояние, принятые им решения, внешние условия, в которых эти решения принимались, а также изменения в его благосостоянии.

Ручной прогон модели даже при небольшом количестве сценариев не позволяет сформировать базу данных необходимого объема. Модель, на которой было решено собирать информацию, содержит шесть доходных групп, каждая из которых характеризуется двумя типами сбережений, восемью статьями расходов, тремя поведенческими параметрами и другими показателями. При проведении сценарных экспериментов с варьированием параметров число возможных комбинаций становится весьма значительным, а многократные прогоны увеличивают объем требуемых вычислений на порядок.

Таким образом, возникает необходимость в разработке инструмента автоматизированного сбора данных, обеспечивающего многократные прогоны модели с фиксацией необходимых данных в структурированном виде, пригодном для последующего анализа и обучения.

2. Постановка задачи (Цель исследования)

Целью исследования является разработка системы автоматического сбора данных для агент-ориентированной модели экономического поведения домохозяйств, направленной на последующее обучение агентов с использованием методов машинного обучения.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- Определить минимально достаточный набор переменных, которые должны фиксироваться на каждом модельном шаге.
- Выбрать и настроить тип эксперимента в среде AnyLogic, который позволяет обеспечить многократные автоматические прогоны модели при варьировании ключевых параметров.
- Разработать механизм сбора данных.
- Провести тестирование разработанного конвейера на ограниченном наборе сценариев и оценить объем полученных данных.

2.1. Объект исследования

Объектом исследования является агент-ориентированная модель экономического поведения домохозяйств [4]. Она включает в себя шесть доходных агентов-групп, различающихся степенью дохода: «Глубокая бедность», «Бедные», «Малообеспеченные», «Среднедоходные», «Высокодоходные», «Состоятельные». Каждый агент характеризуется следующим параметрами:

- Доходы: заработная плата, дивиденды, проценты по вкладам, социальные трансферты.
- Потребительские расходы: вектор, где каждая компонента соответствует доле расходов по определенной статье (питание, ЖКХ, медицина и т.д.).
- Сбережения: высоко- и низколиквидные, приносящие доход в виде процентов.
- Резервные запасы: высоко- и низколиквидные, используются для покрытия дефицита текущих доходов.
- Поведенческие параметры: реактивность, склонность к копированию, склонность к консерватизму.
- Удовлетворенность: степень соответствия фактического потребления ожиданиям агента.

Также модель поддерживает несколько видов информационного взаимодействия, что позитивно сказывается на вариативности возможных сценариев моделирования.

3. Методы и материалы исследования

3.1. Обоснование структуры собираемых данных

Для обучения агента с использованием методов машинного обучения, в частности обучения с подкреплением, необходимо представить процесс взаимодействия агента со средой в виде марковского процесса принятия решений [5]. В его рамках на каждом временном шаге t агент воспринимает состояние среды S, выбирает действие A, получает награду R и переходит в новое состояние S+1. Задача обучения состоит в поиске оптимальной стратегии, максимизирующей ожидаемую суммарную награду.

Исходя из этого, структура собираемых данных должна включать следующие компоненты:

Состояние агента (state) – совокупность переменных, которые воспринимает агент и которые влияют на его решения. Сюда входят:

- In – чистый доход на текущем шаге. Это основной ресурс, определяющий бюджетное ограничение агента. Изменение дохода является одним из ключевых сигналов, на который агент должен научиться реагировать.
- Out_prev – суммарные расходы на предыдущем шаге. Этот параметр позволяет агенту оценить тренд: растут ли его расходы, снижаются или остаются стабильными. В сочетании с доходом это даёт представление о динамике финансового положения.
- S1, S2 – объемы сбережений. Высоколиквидные сбережения S1 могут быть быстро использованы для покрытия дефицита, тогда как низколиквидные S2 приносят доход.
- M – уровень удовлетворенности. Этот параметр является целевой функцией агента: все его действия в конечном счёте направлены на повышение удовлетворённости. Изменение данного параметра можно использовать как естественную награду.
- Bankrupt – бинарный индикатор банкротства. Это критическое состояние, которое должно быть учтено агентом при принятии решений, поскольку оно означает потерю платёжеспособности и требует радикальной смены стратегии.

Действие агента (action) – переменные, значения которых агент может изменять. К ним относятся:

- React – реактивность. Агент может увеличивать или уменьшать этот параметр, чтобы регулировать чувствительность к внешним воздействиям.
- Q – склонность к копированию. Агент может менять этот параметр, определяя, в какой степени он ориентируется на поведение социального окружения.
- W – склонность к консерватизму. Этот параметр регулирует инертность агента: высокое значение означает, что агент неохотно меняет устоявшуюся структуру расходов.
- Вектор C - доли расходов по восьми статьям. Это основной инструмент распределения бюджета. Агент может перераспределять доли между статьями в ответ на изменение цен, доходов или личных предпочтений. Сумма долей всегда равна единице.

Контекст среды (context) – переменные, которые не зависят от агента, но существенно влияют на него самого, на его состояние и действия. Это:

- Shock_applied - индикатор наличия ценового шока.
- Shock_magnitude – амплитуда шока.
- Transfers – размер социальных трансфертов.

Результат (reward) – переменная, позволяющая оценить эффективность принятого агентом действия. Сюда входит mu_next – уровень удовлетворенности агента на следующем

шаге. Разность (*mu_next – mu)* может служить непосредственной наградой: положительная разность повествует об удачном действии, отрицательная – о не удачном.

Таким образом, предлагаемая структура данных содержит набор полей, который, согласно требованиям марковского процесса принятия решений, является минимально достаточным и в то же время не включает избыточных переменных, что позволяет сформировать выборку для решения задачи обучения агента.

3.2. Организация сбора данных в AnyLogic

Для реализации многократных автоматических прогонов модели используется встроенный в AnyLogic эксперимент типа Parameter Variation [6,7]. Данный тип эксперимента позволяет задать набор значений для нескольких параметров модели и выполнить прогоны для каждой комбинации. Это наиболее подходящий инструмент для сценарного анализа, поскольку он обеспечивает:

- Систематический перебор параметров. Исследователь может задать дискретные значения для каждого варьируемого параметра, и эксперимент автоматически сгенерирует все возможные комбинации.
- Многократные прогоны с разными seed-значениями. Для учёта стохастичности модели (случайные начальные условия, случайные взаимодействия между агентами) можно задать число повторений для каждой комбинации.
- Возможность программного управления. В ходе эксперимента можно выполнять произвольный код на Java, что позволяет реализовать сбор данных, их обработку и выгрузку.
- Мониторинг прогресса. AnyLogic предоставляет встроенные средства для отслеживания хода выполнения эксперимента, что важно при большом числе прогонов.

В данной работе варьируются параметры, представленные в таблице 1.

Таблица 1. Варьируемые параметры моделирования.

Параметр	Тип	Диапазон значений	Описание
networkType	int	1-4	Тип информационной сети.
shockMagnitude_p	double	0,1-1,0	Амплитуда ценового шока
shockIndex_p	int	0-8	Индекс статьи расходов

shockClusterIndex_p	int	0-6	Индекс кластера, подверженного ценовому шоку (0- подвержены все кластеры)
shockTiming_p	double	1-60	Время применения шока (месяц)
shockEnabled_p	boolean	true/false	Флаг активации шока

Окна настройки параметров эксперимента приведены на рисунке 1.

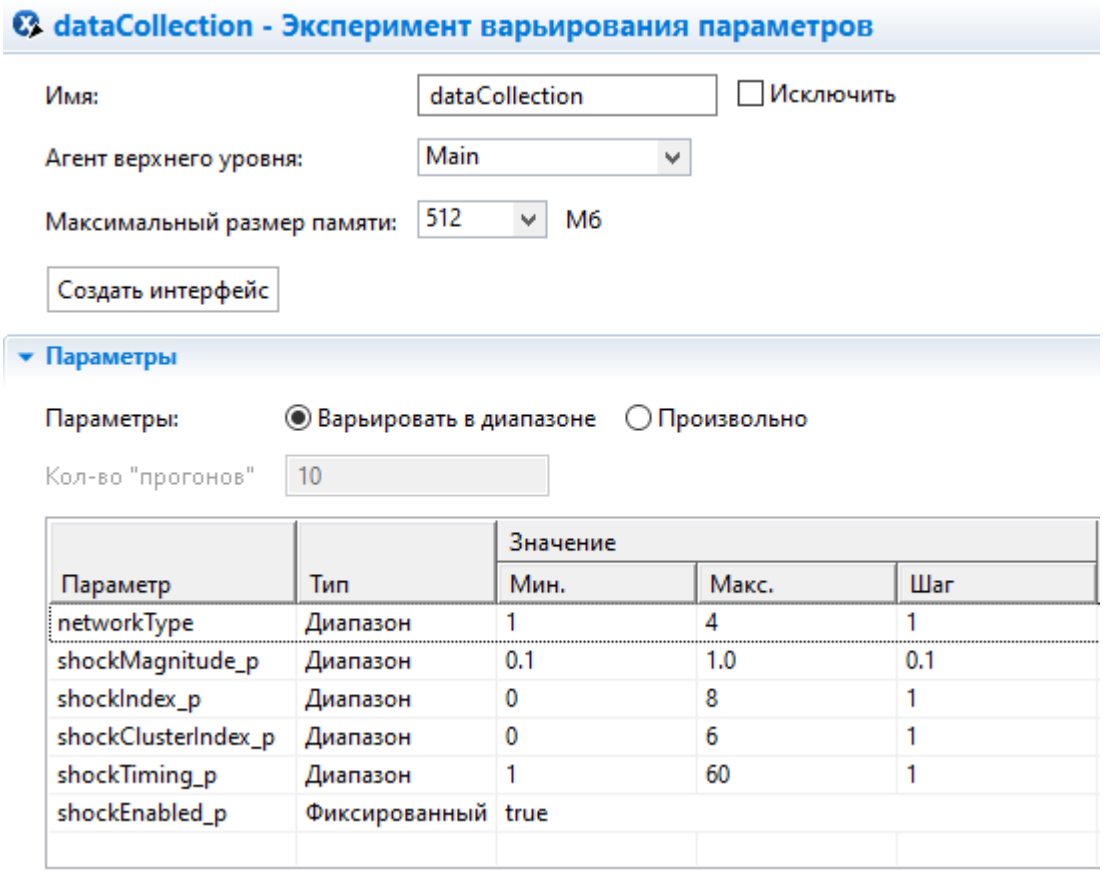

Рисунок 1. Окна настройки варьируемых параметров эксперимента в среде AnyLogic.

Параметр networkType определяет структуру информационного обмена между агентами, что позволяет оценить роль социального окружения в распространении поведенческих стратегий. Параметр shockMagnitude задает силу ценового шока, а shockTiming – момент его применения. Индексы статей расходов shockIndex и кластера shockClusterIndex позволяют исследовать воздействие на конкретные статьи расходов или доходные группы населения.

Сбор данных организован так, чтобы избежать потери данных при длительных вычислениях. В главном агенте Main объявлен буфер записи BufferedWriter dataWriter, который открывается в эксперименте и остается доступным на протяжении всех прогонов. Циклическое событие collectData с интервалом 1.0 (один месяц модельного времени) обходит всех активных агентов и вызывает метод recordData() у каждого из них. В этом методе формируется строка в формате CSV со всеми вышеописанными полями, после чего она передается в метод writeDataLine() для записи в файл.

4. Полученные результаты

Разработанный эксперимент сбора данных был проведен в среде AnyLogic на ограниченном наборе параметров. Цель тестирования – проверка работоспособности автоматического механизма прогонов, корректности применения шока с заданными параметрами и записи данных в CSV-файл.

В ходе тестового прогона были выполнены следующие проверки:

- Автоматическое применение шока в виде резкого повышения цен на товар повседневного спроса. Созданное событие shockEvent корректно срабатывает в момент времени, заданный параметром shockTiming_p. На рисунке 2 представлена динамика доли расходов на питание (C0) для кластера “Бедные” в тестовом прогоне.

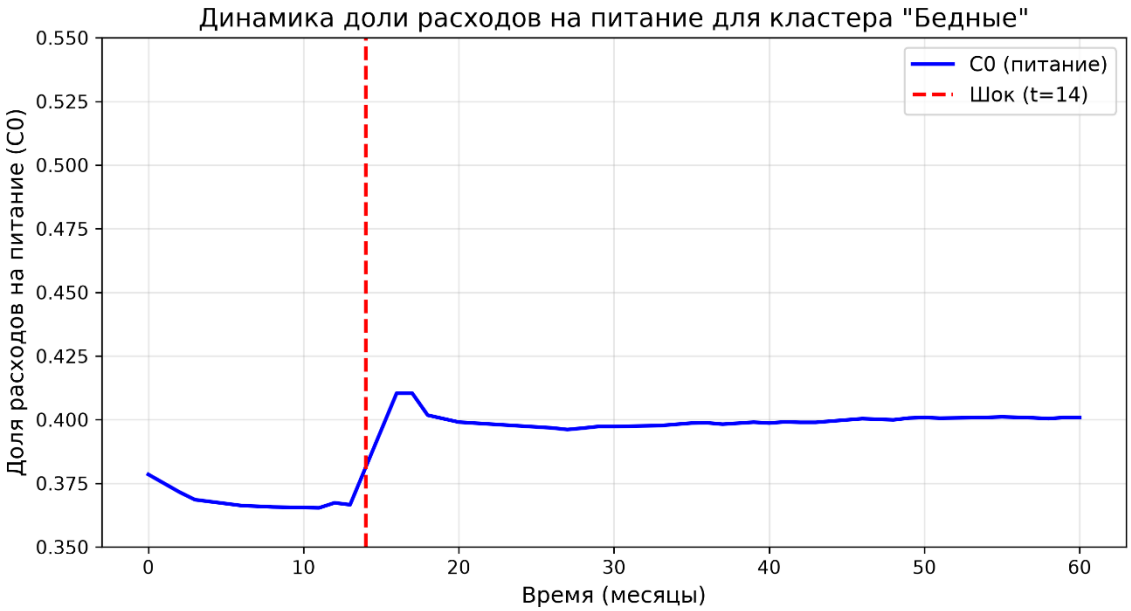

Рисунок 2. Динамика доли расходов на питание.

- В момент шока фиксируется резкий скачок, что объясняется увеличением доли расходов на шокируемую статью. В последующие месяцы наблюдается постепенное снижение по

мере того, как агенты адаптируют структуру расходов к новым ценовым условиям. Данная динамика согласуется с ожидаемым поведением домохозяйств: в ответ на ценовой шок агенты перераспределяют бюджет в пользу базовых товаров, а затем постепенно восстанавливают структуру расходов по мере адаптации, что указывает на работоспособность применения параметров шока.

- Запись данных в CSV-файл. По завершении прогона сгенерирован файл all_runs.csv с заголовком, содержащим все поля. Каждая строка соответствует одному агенту на одном шаге модельного времени. Анализ файла средствами Juputer Notebook показал корректное количество уникальных значений столбца runId, что указывает на работоспособность записи данных.

5. Выводы

В данной работе разработана и протестирована система сбора данных для агент-ориентированной модели экономического поведения домохозяйств, ориентированная на последующее обучение агентов с использованием методов машинного обучения. Была обоснована структура собираемых данных, которая является минимально достаточным набором для построения марковского процесса принятия решений в задаче обучения с подкреплением. Реализован механизм сбора данных в среде AnyLogic при помощи встроенного эксперимента Parameter Variation. Собранные данные содержат полную историю состояний, действий и результатов каждого агента. Созданная инфраструктура сбора данных является необходимым фундаментом для перехода к моделированию поведения самообучающихся агентов, способных на основе накопленного опыта принимать более эффективные решения, что должно способствовать повышению уровня удовлетворенности агента. Это позволит существенно увеличить прогностическую ценность модели для оценки эффективности социально-экономической политики.

Список литературы

1. Epstein, J. M. Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modeling / J. M. Epstein. – Princeton: Princeton University Press, 2006. – 356 p.
2. Макаров, В. Л. Агент-ориентированные модели как инструмент апробации управленческих решений / В. Л. Макаров, А. Р. Бахтизин, Е. Д. Сушко // Управленческое консультирование. – 2016. – № 12(96). – С. 16-25. – EDN XEAUXJ.

3. Мухутдинов, Т. Р. Функциональные возможности интеллектуального агента в системе агент-ориентированного моделирования поведения домохозяйств / Т. Р. Мухутдинов // Мавлютовские чтения: Материалы XX Всероссийской молодёжной научной конференции. В 9-ти томах, Уфа, 12–15 мая 2026 года. Том 5. – Уфа, 2026. – С. 1236-1240. – EDN MBYFSW.
4. Макарова, Е. А. Построение агент-ориентированной модели сектора домохозяйств на основе динамической модели макроэкономического кругооборота / Е. А. Макарова, А. К. Парамонова // Робототехника и искусственный интеллект: материалы XVII Всероссийской научно-технической конференции с международным участием, Железногорск, 13 декабря 2025 года. – Красноярск: ЛИТЕРА-принт, 2025. – С. 214-219. – EDN GMVHWO.
5. Puterman, M. L. Markov decision processes: Discrete stochastic dynamic programming / M. L. Puterman // Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming, 2008. – P. 1-649. – https://doi.org/10.1002/9780470316887. – EDN OGEZTW.
6. Григорьев, И. AnyLogic за три дня: практическое пособие по имитационному моделированию / И. Григорьев. – Москва: Издательство Московского университета, 2016. – 202 с.
7. AnyLogic Help. Эксперимент варьирования параметров. – URL: https://www.anylogic.help/ru/anylogic/experiments/parameter-variation.html (дата обращения: 05.09.2026).