

Гибридная модель формирования агентов на основе методов эволюционного проектирования и нечетких правил

Л. А. Гладков¹, Н. В. Гладкова²

Южный федеральный университет

¹leo_gladkov@mail.ru, ²nadyusha.gladkova77@mail.ru

Аннотация. В статье предлагается методика эволюционного проектирования автономных агентов и многоагентных систем (МАС), на основе которой осуществляется разработка и реализация нечетких и гибридных моделей формирования агентов. Разработана концепция проектирования агентов и МАС, согласно которой процесс проектирования включает в себя базовые компоненты самоорганизации, в том числе процессы взаимодействия, скрещивания, адаптации к среде и т.д. Построена общая методика формирования агентов-потомков в результате взаимодействия агентов-родителей. Разработаны и описаны различные типы операторов кроссингвера, сформулирована идея создания агентств (семей) как единиц эволюционирующих МАС. Разработаны гибридные нечетко-эволюционные модели формирования агентов и агентств на основе использования принципов нечеткого кодирования. Предложены способы построения нечетких генетических операторов на основе подходов нечеткой логики, в частности, треугольных норм и конорм. Разработана и реализована программная система поддержки эволюционного проектирования агентов и МАС.

Ключевые слова: многоагентные системы; эволюционные вычисления; гибридные модели; нечеткие генетические алгоритмы

I. ВВЕДЕНИЕ

Современные тенденции развития науки и техники, постоянное усложнение, совершенствование систем управления и технологических процессов вынуждают разработчиков информационных систем более широко внедрять системы поддержки принятия решений, разрабатывать новые средства повышения их эффективности. Еще одним аспектом развития информационных технологий являются высокопроизводительные вычисления (суперкомпьютеры, вычислительные кластеры, GRID-компьютинг, облачные вычисления и вычислительные джунгли), которым присущи параллельный и распределенный характер [1, 2].

Комбинируя различные подходы, можно обойти недостатки, присущие каждому из них в отдельности. Поэтому одной из ведущих тенденций, определяющей

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проекты №18-07-01054, 18-29-03090

развитие науки стало распространение интегрированных и гибридных систем. Под гибридной искусственной системой будем понимать такую систему, которая состоит из двух или более интегрированных разнородных подсистем (разных видов), объединенных совместными действиями (хотя эти подсистемы могут иметь различную природу) [1, 2].

Так, например, современные автоматизированные системы управления инфраструктурой большого города (мегаполиса) в рамках концепции «умный город» должны уметь решать алгоритмически сложные задачи большой размерности. «Умный город» – это сложноорганизованная социо-кибер-физическая сущность. Разработка новых гибридных методов и алгоритмов, основанных на методах эволюционного поиска, знаниях и агентно-ориентированном подходе, позволит повысить эффективность процедур принятия решений [3].

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

С концептуальной точки зрения, создаваемые гибридные информационные системы можно классифицировать как смешанные искусственные системы, т.е. системы созданные человеком и объединяющие искусственные и естественные подсистемы [4]. Они также являются целоеориентированными системами, т.е. системами основой функционирования которых является факторы целесообразности [5]. Можно выделить два направления разработки гибридных систем [6, 7]:

1) Применение механизмов генетических и эволюционных алгоритмов для решения проблем оптимизации и поиска в условиях нечеткой, неопределенной или недостаточной информации об объекте, параметрах и критериях решаемой задачи, совместно с использованием систем, основанных на нечетких правилах (genetic fuzzy rule-based system – GFRBS) [8–10];

2) Использование нечетких инструментов и методов, основанных на нечеткой логике для моделирования различных компонентов и операторов генетических алгоритмов, а также для адаптации и управления

основными параметрами генетического алгоритма для динамической настройки и улучшения работы ГА.

Использование нечеткой информации требует использования новых, отличных от классических, генетических операторов [6-10]. В этом случае может использоваться, например, следующая модификация оператора мутации: $x^* = x \pm \Delta$, где $x \in [0; 1]$, а $\Delta \in [0; 0,1]$. В современной теории нечетких множеств логико-лингвистические связки «И» и «ИЛИ» определяются в виде треугольных норм и конорм. Обобщенные нечеткие операции конъюнкции и дизъюнкции называются треугольными нормами и конормами. Треугольные нормы T и треугольные конормы S – это бинарные операции, удовлетворяющие условиям ограниченности, монотонности, коммутативности и ассоциативности.

Нечеткие связки и треугольные функции распределения вероятности можно использовать для создания эффективных операторов кроссингвера, которые устанавливают адекватные уровни разнообразия популяции и таким образом позволяют решать проблему преждевременной сходимости.

Еще одним перспективным подходом к организации информационных систем является использование мультиагентных архитектур. Многоагентная система может рассматриваться как популяция простых и независимых агентов, каждый агент которой самостоятельно реализуется в локальной среде и взаимодействует с другими агентами. Связи между различными агентами являются горизонтальными, а глобальное поведение агентов определяется на основе нечетких правил.

Одной из основных задач построения эффективных интеллектуальных информационных систем является создание программы агента, которая реализует функцию агента, преобразуя входные воздействия в ответные реакции.

В настоящее время известны различные подходы и методы построения искусственных агентов и многоагентных систем (МАС), в частности, методологии восходящего проектирования на основе ролей агентов и взаимодействия между ними (Gaia, MASE, PASSI, TROPOS и др.), методологии нисходящего проектирования в многомерном пространстве критериев и т.п.

Классическая методология требует построения множества моделей, которые определяют спецификацию многоагентной системы. Однако практически все известные методологии требуют предварительного определения функций и типов агентов, а также опираются на достаточно жесткие, заранее заданные протоколы коммуникации. По сути, они не учитывают различные механизмы самоорганизации, эволюции, кооперации агентов в МАС. Поэтому, большую актуальность имеет создание нового класса методологий и методов проектирования агентов и МАС, основанных на использовании эволюционных принципов, методов и моделей, в частности, идей и технологий эволюционного проектирования. Под эволюционным проектированием

(ЭП) искусственной (технической) системы понимается целенаправленное использование компьютерных моделей эволюции на всех стадиях разработки системы. Эволюционное проектирование является подходом, лежащим на стыке теории проектирования и теории самоорганизации. Любая самоорганизация предполагает кооперацию агентов в многоагентной системе, она также связана с адаптацией агента к среде и некоторой схемой эволюции. Возможны разные подходы к эволюционному проектированию агентов и МАС, которые могут опираться на различные модели эволюции. Естественным основанием для классификации концепции и стратегий ЭП может служить анализ причин развития агента или МАС: внешних или внутренних [11, 12].

В первом случае эволюционное проектирование МАС рассматривается как процесс ее эволюционной адаптации к внешней среде. Здесь внешняя среда есть причина эволюции разрабатываемой системы и ее важнейшая движущая сила. Тогда главным направлением развития создаваемой МАС полагается ее соответствие текущим условиям среды, которое может достигаться путем прямого приспособления системы к среде.

В частности, отправной момент эволюции МАС может быть связан с наступлением кризисных условий среды. Такие условия нарушают естественное функционирование МАС и ее агентов. В этой ситуации мутация (например, приобретение нового гена) позволяет агенту выжить и адаптироваться к изменившимся условиям. Эта категория мутаций наиболее перспективна и направлена на исправление функциональной недостаточности.

Во втором случае причины изменения МАС усматриваются в ней самой; они могут быть связаны с целеустремленностью агентов, их приспособлением для достижения общей цели и т.п.

Здесь и далее под эволюционным проектированием агента будем понимать процессы формирования его наследственной изменчивости и эволюционной адаптации к внешней среде. Иными словами, ЭП определяется как процесс формирования и развертывания, как генотипа, так и фенотипа агента. Генотип агента соответствует всей наследственной (генетически обусловленной) информации, которую агент получает от родителей, а фенотип содержит набор структур агента (определяемых ситуативными правилами), которые возникают в результате развития генотипа в определенной среде. При этом часто требуется обрабатывать качественную нечеткую информацию и рассматривать различные стратегии и компьютерные модели эволюции.

Формально проблему эволюционного проектирования (ЭП) искусственных систем можно представить в виде [5]:

$$ED = \langle E, K, O, Q \rangle,$$

где E – множество моделей эволюции; K – множество критериев ЭП; O – множество объектов ЭП; Q – множество процедур ЭП.

Эволюционная теория и эволюционное моделирование вместе с нечеткой логикой позволяют создать алгоритм, который определяет взаимодействия агентов. Эти агенты имеют параметры, определяемые в интервале $[0, 1]$; поэтому с помощью нечеткой логики мы модифицируем генетические операторы и оператор мутации в алгоритме. В результате алгоритма скрещивания агентов-родителей образуются агенты-потомки, которые в совокупности с агентами-родителями образуют семью (агентство). Для наглядного отображения агентств и общей структуры многоагентной системы используются графы.

III. ОПИСАНИЕ МОДЕЛИ

Предлагается модель формирования агента – потомка, на основе анализа возможных видов взаимодействия агентов – родителей в процессе эволюционного проектирования. Рассматривается популяция агентов представляющая собой эволюционирующую многоагентную систему (ЭМАС) с определенным набором параметров. Для построения модели используется модифицированный генетический алгоритм, его роль сводится к нахождению эффективных структур взаимодействий между агентами и формированию агента-потомка. Генетический алгоритм выполняет роль вышестоящего координатора, накладывающего ограничения на деятельность всей популяции агентов. Анализ результата наложения этих ограничений позволяет накапливать в популяции положительные свойства и формировать наиболее подходящие под конкретные условия структуры агентств и потомков.

Выбор генетических операторов зависит от видов взаимодействий между агентами. В данной модели рассматриваются четыре возможных вида взаимодействия, они представлены как схемы порождения потомков, т.е. представляют собой операторы скрещивания. Модель организована таким образом, что в одной схеме взаимодействия одновременно могут участвовать только два агента, а это означает, что у каждого нового агента (агента-потомка) имеется ровно два агента-родителя. Для каждой из четырех схем взаимодействия существуют необходимые условия срабатывания, т.е. далеко не каждая пара особей способна вступить во взаимодействие. Для того чтобы пара агентов имела возможность приступить к взаимодействию, необходимо, чтобы их нормализованные генотипы удовлетворяли условиям срабатывания одной заданной схемы.

Пусть имеется некоторая популяция агентов (эволюционирующая многоагентная система) $EMAS = \{A_1, \dots, A_n\}$, где A_i – i -й агент. Каждый i -й агент системы характеризуется набором параметров (p_{i1}, \dots, p_{ir}) , одна часть которых передается по наследству, а другая образуется в процессе собственной деятельности агента. Будем обозначать набор параметров, передаваемых по наследству (a_{i1}, \dots, a_{im}) . Совокупность этих параметров образует генотип агента. В свою очередь, фенотип агента связан с определением различных правил его взаимодействия со средой.

В общем случае популяция имеет G поколений. Для каждого поколения выделяются агенты двух типов: агенты – родители A_{pi} и агенты – потомки A_{nk} . Вместе агенты – родители и агенты – потомки образуют частный случай агентства, именуемый семьей. Пара последовательных агентств (три поколения агентов) образует минимальную единицу (элементарное состояние) ЭМАС.

Каждый агент в агентстве имеет свой генотип и фенотип. Будем считать, что генотип агента состоит из 2 генов, которые несут информацию о состоянии самого агента, и возможностях его взаимодействия с другими агентами. Как состояние агента, так и возможности его взаимодействия с другими агентами (формирования потомка) характеризуются соответствующими ресурсными параметрами – общим ресурсом агента $RESg$ и ресурсом, используемым для рождения потомка (вкладываемым в потомка) $RESb$, при этом $RESb < RESg$. Каждая пара родителей порождает, по меньшей мере, одного потомка, т.е. по сути, реализуется эволюционный оператор (оператор скрещивания):

$$evo: A_{pi} \times A_{pj} \rightarrow A_{nk}$$

где $A_{pi} \times A_{pj}$ – взаимодействие пары агентов-родителей, принадлежащих множеству родителей; A_{nk} – агент-потомок. При этом $evo \in EVO$, где EVO – множество эволюционных операторов (операторов скрещивания).

Оператор скрещивания отражает схему взаимодействия между агентами. В работе предложено четыре схемы возможных взаимодействий, в каждой схеме определен свой уникальный набор условий срабатывания:

$$EVO = \{As, Comb, SelU, Mer\},$$

где As – оператор скрещивания типа «ассоциация» (агенты-родители имеют примерно одинаковый общий ресурс и на паритетных началах участвуют в создании нового агента; здесь стимуляция к скрещиванию у обоих агентов является внутренней, а ресурс вновь образованного агента-потомка меньше ресурса каждого из родителей); $Comb$ – оператор типа «комбинация» (один из агентов-родителей имеет приоритет, поскольку является владельцем существенно большего ресурса, а ресурс агента-потомка находится в диапазоне между ресурсами агентов-родителей; при этом для «слабого» родителя стимуляция к скрещиванию может являться внешней); $SelU$ – оператор типа «селективное объединение» (элитные агенты-родители выбираются для создания нового сильного агента, при этом исходные агенты отдают на формирование агента-потомка большое количество ресурсов, но остающиеся у них ресурсы оказываются выше уровня выживания); Mer – оператор типа «слияние» (ресурс агента-потомка оказывается больше, чем у каждого из агентов-родителей, а остаточный ресурс исходных агентов-родителей оказывается ниже некоторого прожиточного минимума, и они умирают; при этом стимуляция к скрещиванию является внешней).

Таким образом, для порождения нового агента необходимо наличие пары агентов-родителей, удовлетворяющих определенным условиям реализации взаимодействия.

В общем виде последовательность действий такова:

1. Определение основных критериев (условий) эволюционного проектирования агентов.
2. Нечеткое кодирование ресурсных характеристик агентов.
3. Мутация агентов. В процессе жизнедеятельности МАС агентов происходит мутация генов агентов-родителей.
4. Выбор пары агентов-родителей из исходной МАС и установление отношений между ними на поколении G_i .
5. Скрещивание агентов-родителей и формирование агента-потомка.
6. Формирование семьи (агентства). Создание единиц эволюционных МАС.
7. Выбор пары агентов-родителей и установление отношений между ними на поколении G_{i+1} .

8. Проверка выполнения условия остановки. Происходит сравнение значения счетчика текущего поколения G_i с числом моделируемых поколений G_{max} , вводимым в начальных условиях моделирования. Если значение счетчика больше значения G_{max} , процесс моделирования прерывается.

Была разработана программная система поддержки эволюционного проектирования агентов и МАС. Результатом работы программы являются количественные характеристики, показывающие, какие схемы взаимодействия агентов участвовали в процессе формирования агента-потомка и какие агентства сформировались при порождении агента-потомка.

Был проведен ряд экспериментов для определения среднего числа типов скрещивания агентов при фиксированных входных параметрах: количество особей в начальной популяции – 100; – порог вероятности получения дополнительного ресурса особью – 0,2; – порог вероятности исключения расхода общего ресурса a – 0,2.

После определения средних значений сформированных структур (агентств) мы изменяем число моделируемых поколений: $G_{max} = 10$, $G_{max} = 30$, $G_{max} = 50$. Результаты тестов показаны на рисунке.

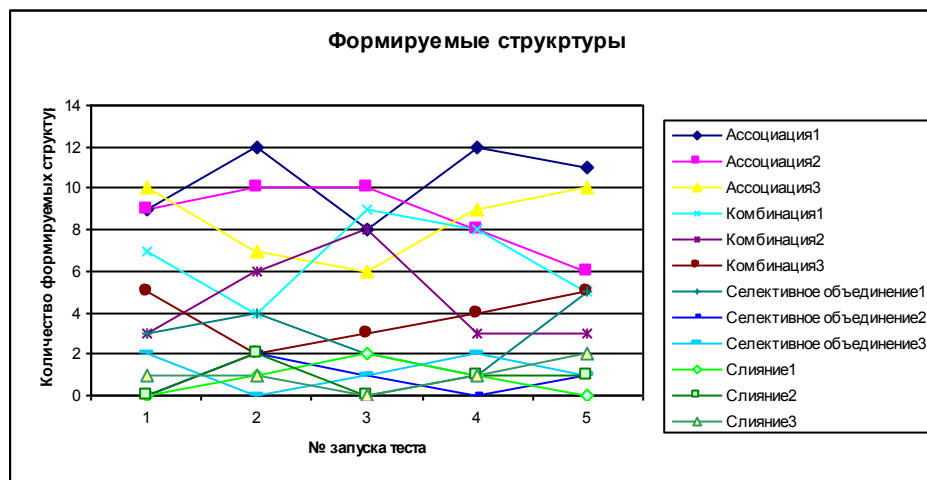


Рис. 1. Результаты тестов

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Гладков Л.А., Гладкова Н.В. Возможности управления знаниями на основе гибридных интеллектуальных методов. // «Открытое образование». Научно-практический журнал. М.:CAPITALPRESS, №6 (101), 2013. с. 61-65.
- [2] Гладков Л.А., Гладкова Н.В. Новые подходы к построению систем анализа и извлечения знаний на основе гибридных методов. // Известия ЮФУ. Технические науки. 2010. № 7 (108). с. 146-153.
- [3] Wooldridge M., Jennings N.R., Kinny D. The Gaia Methodology for Agent-Oriented Analysis and Design// Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2000. Vol. 3. p. 285-312.
- [4] Прангишвили И.В. Системный подход и общесистемные закономерности. М.: СИНТЕГ, 2000.
- [5] Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. М.: Горячая линия – Телеком, 2007.
- [6] Гладков Л.А. Решение задач и оптимизации решений на основе нечетких генетических алгоритмов и многоагентных подходов // Известия ТРТУ. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР». Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2006. №8(63). с. 83-88.
- [7] Гладков Л.А., Гладкова Н.В. Особенности использования нечетких генетических алгоритмов для решения задач оптимизации и управления // Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск "Интеллектуальные САПР". 2009, №4, с. 130-136.
- [8] Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. М.: Финансы и статистика, 2004.
- [9] Гладков Л.А., Курейчик В.М., Курейчик В.В., Родзин С.И. Основы теории эволюционных вычислений. Ростов-на-Дону: изд-во ЮФУ, 2011.
- [10] Herrera F., Lozano M. Fuzzy Adaptive Genetic Algorithms: design, taxonomy, and future directions. // Soft Computing 7(2003), Springer-Verlag, 2003. p. 545-562.
- [11] Тарасов В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям. М.: Эдиториал УРСС, 2002.
- [12] Тарасов В.Б., Голубин А.В. Эволюционное проектирование: на границе между проектированием и самоорганизацией// Известия ТРТУ. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР». 2006. №8(63). С.77-82.