



Аннотация. Представлена эволюционная модель построения искусственного интеллекта, предназначенная для проектирования и разработки интеллектуальных систем. Ключевым базовым элементом предложенной модели является так называемый ALF — интеллектуальный агент со способностями к самообучению, коммуникации, самоорганизации и совместным действиям с подобными агентами. В основу ALF-агентов заложены эволюционные принципы с применением генетических алгоритмов. Реализация предложенного подхода выполнена в виде игровой модели. Разработанная структура и функциональность ALF-агентов обуславливают гибкость и эффективность модели, что подтверждено в проведенных экспериментах.

Ключевые слова: искусственный интеллект, мультиагентные системы, эволюционное программирование.

ВВЕДЕНИЕ

Разработанная модель предназначена для решения на ее основе ряда теоретических и практических задач искусственного интеллекта. Исходя из этого, формулировка задания для построения модели включает следующие требования к ней:

- наличие средств для формального описания знаний об окружающем мире или некоторой предметной области, сравнимого по выразительности и универсальности с онтологиями [1];
- возможность формального описания задачи, т.е. ее постановки;
- наличие среды для выполнения эффективного поиска решения задачи.

Перечисленные свойства, особенно два последних, реализованы в языке программирования Prolog [2]. В основу предлагаемой модели положены принципы эволюционных систем, что делает ее гибкой, универсальной и адаптивной. Базовым элементом модели является так называемый ALF (Artificial Life Form — искусственная форма жизни) — интеллектуальный автономный агент со способностями к обучению в процессе выполнения поиска решения задачи (т.е. поиска цели), адаптации в изменяемой вычислительной среде, а также к планированию и перепланированию своих действий и совместных действий с другими агентами, осуществляемых посредством коммуникации с ними. В этом рассматриваемая модель подобна мультиагентному подходу, однако для достижения универсальности акцент сделан на формировании особой целевой функции ALF-агента, которой подчинены все его возможные действия, планы и задачи.

Целевой функцией является коэффициент «выживаемости» ALF-агента, т.е. его главная цель — оставаться «живым» в среде максимально долгий промежуток времени. Далее, формулируется постановка задачи и таким образом определяется соответствующая конфигурация вычислительной среды модели, организуется и реализуется процесс вычисления решения. При этом успешное нахождение

ALF-агентом общего или промежуточных решений задачи стимулируется увеличением срока его жизни. Способности ALF-агента к обучению, реализованные с помощью набора генетических алгоритмов и других методов машинного обучения, к адаптации, планированию и коммуникации с другими ALF-агентами делают модель динамической, устойчивой и самоорганизующейся.

Практическая реализация предложенной модели еще недавно была бы невозможной ввиду сложности эволюционного подхода и генетических алгоритмов, размерностей прикладных задач и ряда других факторов. Современные глобальные сетевые технологии и вычислительные мощности позволили разработать интеллектуальные системы на основе предложенной модели.

1. ИССЛЕДОВАНИЯ, ПОСВЯЩЕННЫЕ ЭВОЛЮЦИОННОМУ НАПРАВЛЕНИЮ

Рассмотрев общую идеологию подхода, в котором алгоритмы решения задач самообучаются эволюционным путем от поколения к поколению, наследуя наилучшие качества самых лучших предков, что гарантирует им выживание и дальнейшее продолжение в потомках, вначале приведем классическую модель — игру «Жизнь» [3].

В игре используется двумерное клеточное поле, в котором некоторые клетки заняты, другие — пусты. В модели в каждый новый $(t+1)$ -й момент времени выполняется правило: если пустая клетка в t -й момент времени граничила с тремя занятыми, то в $(t+1)$ -й момент она становится занятой («родилась новая жизнь»), если занятая клетка в t -й момент времени граничила с двумя или тремя занятыми клетками, то она остается занятой в $(t+1)$ -й момент, в противном случае освобождается. Если имеется меньше двух соседей, то это «разреженная населенность», а если больше трех, то это «слишком плотная населенность». В обоих случаях невозможно поддерживать жизнь в следующий момент времени. Для каждого поколения жизнь каждой популяции является результатом ее собственной жизни, а также жизни ее соседей в предыдущем поколении.

Игра «Жизнь» — пример модели вычислений, названной клеточным автоматом (cellular automaton). Последний представляет семейство простых конечных автоматов, демонстрирующее эмерджентное поведение при взаимодействии элементов популяции. Состояние конечного автомата в момент $t+1$ определяется функцией от его собственного состояния и состояния его соседей в момент t . Таким образом, моделируется коллективное поведение взаимосвязанных элементов системы. Выход каждого элемента зависит от состояния его соседей. Поэтому эволюцию состояний набора элементов можно описать как процесс социальной адаптации [4].

В подобных моделях критерием качества является выживаемость отдельных особей из поколения в поколение. Отметим, что для клеточных автоматов обычно применяется обучение без учителя. Эволюцию в данном смысле нельзя рассматривать с точки зрения улучшения модели согласно какой-либо метрики или сходимости процесса обучения, а лишь с точки зрения выживаемости элементов. Единственная мера прогресса — продолжение существования [5].

Основы эволюционного программирования заложены в классических трудах фон Неймана, Кодда, Ленгтона, Девора [6–9].

В проекте Р. Брукса [10] разработаны группы автономных роботов, которые могут передвигаться, исследовать предметы, обнаруживать препятствия, обходить их и т.д. Каждая сущность основана на теории Брукса об архитектуре субкатегоризации (subsumption architecture), которая воплощает фундаментальные идеи декомпозиции поведения на уровни и постепенную структуризацию путем апробации в реальном мире. Интеллект системы формируется через организацию и взаимодействие с окружающей средой. Конечные автоматы конфигурируются с расположением их по уровням управления. Каждый новый уровень строится на базе существующих.

Одним из наиболее интересных проектов являются исследования Н. Нильсона [11], в которых разработана система телео-реактивного управления агентами. Здесь предложена глобальная агентная архитектура, состоящая из подсистем, поддерживающих функции, необходимые для существования и успешного функционирования в динамической среде. Это обеспечивает соответствующую реакцию на различные ситуации в окружающей среде, исходя из целей агента: переключение внимания между несколькими конкурирующими целями, перепланирование действий при выходе ситуации за определенные ранее границы, изучение результатов своих действий для построения более надежных планов и т.д.

Телео-реактивная программа управления агентом направляет агента к цели с учетом постоянно изменяющихся внешних условий среды. Данный подход поддерживает принцип планирования, требующий стереотипной программы отклика, и позволяет агентам соответствующим образом быстро реагировать на типичные ситуации, что обеспечивает реактивность. Действия агентов являются динамическими и подчиняются определенным целям. Агенты могут иметь несколько изменяемых во времени целей. Так как невозможно запомнить все стереотипные ситуации, следует обеспечить агенту возможность динамического планирования/перепланирования последовательности действий и изменения положения вещей во внешней среде, а также возможность обучения системы. Под руководством Нильсона были реализованы методы обучения и адаптации, позволяющие агенту автоматически изменять заложенную в нем программу.

2. ЭВОЛЮЦИОННАЯ МОДЕЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА БАЗЕ ALF-АГЕНТОВ

Для построения модели интеллектуального ALF-агента воспользуемся классической концепцией агента из технологий разработки мультиагентных систем. Приведем основные понятия концепции агента.

Агент — компьютерная система, находящаяся в некоторой среде и способная к автономным действиям в ней для достижения своих целей. Под автономностью здесь понимается способность системы действовать без управляющего воздействия человека (или других агентов), а также контролировать свои действия и внутреннее состояние.

Под интеллектуальными подразумеваются агенты, которые являются гибкими, т.е. сочетают такие качества, как реактивность, проактивность и социальность.

Реактивность — способность чувствовать свою среду, которая может являться физическим или виртуальным миром с множеством других агентов или процессов, пользователей и т.п., и своевременно реагировать на изменения, происходящие в ней.

Проактивность — умение не только реагировать на состояние или изменение среды, а осуществлять собственные, целенаправленные действия и проявлять инициативу, где это нужно и допустимо.

Социальность — взаимодействие по мере необходимости с другими искусственными агентами или людьми в целях завершения решения своих задач, достижения целей и для помощи другим агентам в их деятельности.

Особо выделяют такое важное качество, как способность к обучению, для чего необходимо наличие определенной модели машинного обучения, интегрированной в код программы агента.

Итак, ALF-агент — это система для анализа информации и принятия решений в быстро изменяющейся среде в режиме реального времени. Он самомотивирован на эффективные действия, адаптируется к изменениям среды, запоминает собственный опыт и использует его для самообучения, применяет абстрактный язык для коммуникации с людьми и другими ALF-агентами, а также обнаруживает и корректирует свои и их ошибки.

Идея привнести в модель интеллектуального агента некоторые качества, свойственные живым существам из реального мира, базируется на предположении, что так проще заложить в структуру агента мотивационную составляющую. Живому существу необходимо выживать в агрессивной окружающей среде. Для этого нужно пополнять энергию посредством добывания еды и избегать опасности быть съеденным, убитым и т.д. Энергия постоянно уменьшается и это в какой-то момент мотивирует существо на поиск нового источника энергии. Другим мотивационным фактором является закономерность, что дольше живут и передают свои свойства и особенности потомкам (иногда вместе с навыками и знаниями) существа, которые лучше и быстрее развивают навыки поиска еды и защиты от опасности. Эволюция является движущей силой в развитии живых существ.

Хотя менее развитое существо потребляет меньше энергии, более развитое может найти больше ее источников и успешно избежать опасных ситуаций. Главный критерий выживаемости — возможность обеспечения себя количеством энергии не меньшим потребляемого.

По аналогии с живой природой, в структуру интеллектуального ALF-агента заложена целевая базовая функция — количество энергии. Как только количество энергии становится меньше некоторого уровня «голода», агент начинает поиск нового источника в своей среде. Условием появления нового источника энергии для ALF-агента может быть выполнение некоторого задания, например, решить задачу поиска кратчайшего пути в графе, задачу коммивояжера, составление расписания и т.д. Если ALF-агент успешно справляется со своей задачей (или ее частью), он получает источник пополнения энергии и выживает. В процессе решения задачи он учится, выдвигает гипотезы, которые впоследствии подтверждаются или опровергаются, вырабатывает некоторые стратегии и эвристики. Если сгенерированные им «алгоритмы» эффективны для решения поставленной задачи, агент выживает.

Система с ALF-агентами работает следующим образом. Согласно поставленной задаче конфигурируется виртуальная среда агентов. Задается структура графа, таблицы с заданными ограничениями и другими условиями, которые действуют как законы физики этого виртуального мира. Изначально задача ставится в ее простейшем элементарном виде, чтобы ALF-агенты могли учиться решать ее постепенно — от простого к сложному.

После этого в среду запускается популяция ALF-агентов. Им ставится индивидуальная задача, которую они начинают решать, пытаясь «заработать» новый источник энергии. В процессе функционирования агенты учатся, формируют навыки, развиваются с помощью заложенных в них алгоритмов машинного обучения. После успешного решения некоторой части задачи ALF-агент получает порцию энергии и может работать дальше. В результате более успешные ALF-агенты выживают дольше. Когда вся популяция прекращает свое существование вследствие недостатка энергии, система анализирует действия агентов, выбирает лучших из них, проживших дольше всех, и скрещивает их путем объединения приобретенных ими знаний, наработанных правил и стратегий. Новую сгенерированную популяцию снова запускают в среду задачи в ее первоначальной конфигурации. Таким образом, осуществляется перезагрузка среды задачи с новым поколением ALF-агентов. После завершения жизни последнего ALF-агента нового поколения система анализирует среднюю продолжительность жизни. Если она увеличилась по сравнению со старшим поколением, система осуществляет очередную перезагрузку. Это происходит циклически, пока растет средняя продолжительность жизни популяции. Если этот рост прекратился, значит, система достигла состояния оптимума и научилась эффективно решать задачу на данном уровне сложности. Система отбирает лучших ALF-агентов в популяции и запускает новое поколение в среду, сконфигурирован-

ную под новый, более высокий, уровень сложности задачи. Данный процесс продолжается, пока система не научится решать задачу наивысшего уровня сложности.

Преимущество модели состоит том, что каждый ALF-агент получает от системы задачу и данные, необходимые для ее решения, а далее самостоятельно ищет решение, обучаясь и развиваясь в процессе поиска. Этот поиск и развитие мотивируется пополнением энергии, которое продлевает жизнь наиболее успешным ALF-агентам. Их знания и навыки передаются новым поколениям. Эволюция модели обеспечивает развитие ALF-агентов от поколения к поколению.

Реализация предложенного подхода выполнена в виде игровой модели с клеточным полем 10000×10000 . В некоторых клетках поля (15 % его площади) расположены «скалы» (клетки, которые невозможно занять), где они распределены равномерно, образуя просторный лабиринт, населенный ALF-агентами, пытающимися научиться выживать в условиях данного мира игры. В лабиринте растут деревья, их плоды ALF-агенты едят для пополнения энергии. Часть деревьев имеют ядовитые плоды, которыми можно отравиться. ALF-агенты должны научиться отличать ядовитые плоды от съедобных. Виртуальный мир населяют также хищники, охотящиеся на ALF-агентов. Последние учатся спасаться от хищников, прятаться и защищаться. Мир игры постепенно усложняется от наименее агрессивной среды (много еды для каждого ALF-агента, отсутствие хищников) до наиболее сложных условий выживания (мало еды, конкуренция за выживание, много хищников), давая возможность ALF-агентам постепенно адаптироваться и развивать навыки, передавая их из поколения в поколение. Для реализации модели использован язык Python и его библиотеки SciPy и Scikit-learn.

3. ЭКСПЕРИМЕНТЫ ПО РЕАЛИЗАЦИИ ЭВОЛЮЦИОННОЙ МОДЕЛИ

Для оценки состоятельности предложенной эволюционной модели искусственного интеллекта проведен ряд экспериментов. Так как основным критерием эффективности модели вообще и ALF-агента в частности является способность агентов выживать как можно дольше, важно исследовать все факторы, от которых зависит их выживаемость и как ее можно максимизировать.

Гипотеза 1. Чем более развит интеллектуальный ALF-агент, тем выше у него коэффициент выживаемости в средах с различной степенью агрессивности.

Отметим, что в данной гипотезе под большей развитостью понимается наличие большего набора способностей у ALF-агента.

На первый взгляд гипотеза 1 очевидна и не требует доказательств. Однако нужно принимать во внимание тот факт, что обычно более сложный интеллектуальный агент потребляет больше ресурсов (как вычислительных, так и информационных) и его сложность ощутимо увеличивает вероятность ошибки при решении задач в условиях недетерминированности и неполноты информации. В то же время известны исследования [12] возможностей эволюции и взаимодействия простых систем в целях формирования взаимосвязей, обеспечивающих высокоуровневую коллективную обработку информации. Это пример эмерджентности и реализации глобальных вычислений в распределенной системе, состоящей из взаимодействующих клеток или процессоров на основе эволюционных или генетических алгоритмов. Таким образом, существует несколько конкурирующих подходов, что делает гипотезу 1 нетривиальным утверждением. Отметим, что самым жизнеспособным существом на планете является тихоходка (*Tardigrada*). Это крохотное животное легко выдерживает экстремально высокие и низкие температуры, сверхвысокое давление, полное отсутствие влаги и воздуха, вакуум, а также огромные дозы радиации.

В проведенных исследовательских экспериментах наибольший интерес представляли такие показатели, как индивидуальная и средняя выживаемость ALF-агентов различных классов сложности в разнообразных агрессивных средах

(максимальные значения возраста самых стойких особей и средняя продолжительность жизни популяции в условных единицах измерения времени).

3.1. Описание миров. Мир в экспериментах — это 2D (двумерное) клеточное поле. Время в мире измеряется в условных единицах: минимальный отрезок времени — момент, далее следует день (1 день = 1000 моментов) и год (1 год = 100 дней).

Передвижение по миру осуществляется во всех направлениях последовательно через соседние клетки, обходят те из них, которые заняты предметами и другими существами. Скорость передвижения в мире для всех существ равна 1 клетка/момент.

Как описано ранее, в некоторых клетках расположены скалы. Всем живым существам приходится их обходить. Группы скал образуют некий просторный лабиринт мира, у которого широкие проходы, мало тупиков и нет замкнутых пространств.

В отдельных клетках находятся фруктовые FT-деревья, съедая их плоды, ALF-агент пополняет свою энергию до 100 %. После этого дерево исчезает и на следующий день вырастает в другой области мира. Все FT-деревья в начале создания мира посажены с нормальным распределением по всему пространству лабиринта, окрашены в зеленый цвет, который способен распознавать ALF-агент. Количество FT-деревьев задается в процентном отношении к числу ALF-агентов.

В некоторых клетках находятся фруктовые PT-деревья с ядовитыми плодами, съедая их, ALF-агент увеличивает свою энергию на 20 %, но ровно через 10 моментов 50 % энергии теряет. PT-деревья размещены с нормальным распределением и в отличие от FT-деревьев окрашены в фиолетовый цвет. Количество PT-деревьев задается в процентном отношении к числу FT-деревьев.

Некоторые из миров населены хищниками PRD — интеллектуальными агентами специального вида, запрограммированными на преследование и уничтожение ALF-агентов. Хищники блуждают по миру, видят ALF-агента с расстояния семи клеток, приближаются к нему и при непосредственном попадании на соседнюю с ним клетку, если ALF-агент никуда не переместится в следующий момент времени, съедают его. После чего хищник на один день прекращает охоту. В случае, если хищник окружен двумя или более ALF-агентами на соседних клетках, он погибает. При этом все ALF-агенты пополняют свой запас энергии до 100 %. После уничтожения хищник PRD через один год вновь появляется произвольно в любой области мира.

Количество хищников PRD задается в процентном отношении к числу ALF-агентов. Изначальное «расселение» хищников происходит согласно нормальному распределению.

Конфигурация мира задается следующим образом: 2D, FT — 50%, PT — 30%, PRD — 15%. Таким образом, можно регулировать степень агрессивности среды.

3.2. Описание ALF-агентов. Отметим, что, даже в случае полного бездействия ALF-агента, его энергия с равномерной скоростью уменьшается на 0.1 % за один момент времени. Если агент передвигается, то скорость увеличивается в три раза.

Рассмотрим параметры ALF-агента.

Зрение (Sght). Измеряется количеством клеток, которые ALF-агент может видеть вокруг себя.

Если у ALF-агента менее 50 % энергии, он автоматически начинает поиски еды с помощью заложенной в нем программы нижнего базового уровня. Едой могут являться плоды деревьев. Если деревья имеются в зоне Sght, агент прокладывает маршрут, преодолевает его и съедает плоды. Если агент не видит вокруг деревьев, он начинает процесс поиска согласно некоторой выработанной им стратегии.

Для пополнения энергии агент может съесть плоды только одного дерева, после чего оно исчезает. Если рядом еще остались деревья, он может их запомнить и внести соответствующие координаты в свою базу знаний (БЗ).

Если ALF-агент находит FT-дерево, то он может съесть плоды и пополнить энергию. Если ALF-агент находит PT-дерево, то может распознать его цвет, отличающийся от FT-дерева, при этом ничего не зная о ядовитости PT-дерева. Лишь съев его плоды и выжив, ALF-агент может сделать вывод о своей ошибке и записать соответствующее правило в свою БЗ. Это пример «обучения на своих ошибках». Если рядом, т.е. в зоне видимости происходящего, присутствует другой ALF-агент, то он также может сделать вывод и записать соответствующее правило в свою БЗ. Однако для этого соседний агент должен уметь сопоставлять изменение в результате произошедшего не своего, а чужого состояния. Это пример «учебы на чужих ошибках». Если для первого случая нужен только классификатор на основе некоторого метода машинного обучения (CLSФ), то для другого — необходим интеллектуальный мониторинг (MNTR), т.е. способность не только видеть, но и понимать суть процесса: «сосед-коллега съел плод дерева фиолетового цвета, его энергия вначале увеличилась на 20 %, а потом уменьшилась на 50 %». Этот интеллектуальный мониторинг реализуется в модели как программа доступа к информации соседнего ALF-агента о происходящем с последним в данное время, если сосед оказывается на расстоянии меньшим, чем Sght.

Коммуникация (CMNC). Если агент имеет свойство коммуникации, он может делать запросы к своим коллегам, находящимся от него на расстоянии одной-трех клеток, о том, известны ли им координаты деревьев с плодами, о возможном присутствии хищников и т.д., и сразу получает ответ. При наличии коммуникации CMNC существует также возможность обмениваться правилами между БЗ соседних ALF-агентов. Так реализуется «обмен опытом».

Взаимодействие, сотрудничество (CLBR). ALF-агент может попросить помощи у другого ALF-агента, например для защиты от хищника. Два ALF-агента способны отпугнуть или даже ликвидировать хищника, окружив его и загнав в угол.

Борьба с хищниками. ALF-агенты видят хищника с расстояния четырех клеток и могут убежать от него. Скорость агента равна скорости хищника, но его энергия во время бега в отличие от хищника уменьшается. В этом случае лучшей стратегией будет спрятаться за какой-нибудь предмет, дерево или скалу. Если есть возможность скооперироваться с соседним агентом, можно попытаться ликвидировать хищника. Для этого нужно оказаться в соседних с хищником клетках в один момент времени. Синхронизация действий происходит по каналам коммуникации CMNC.

Все перечисленное является правилами миров. При загрузке мира ALF-агент не имеет всех данных из набора этих правил. Так, агент не знает о том, что плоды PT-дерева ядовиты, он способен увидеть хищника с расстояния четырех клеток, но только с расстояния трех клеток включается программа базового уровня «опасность» и он попытается убежать или защититься, когда научится это делать. О том, что можно спрятаться от хищника, ALF-агент изначально не знает, а должен сделать вывод об этом, заметив, что преследование прекратилось, когда он пропал из зоны прямой видимости. Тому, что совместно два ALF-агента могут отпугнуть, защититься или даже ликвидировать хищника, пополнив при этом свои запасы энергии (прообраз охоты), также обучаются практическим путем. Стратегии обхода лабиринта мира в поисках еды вырабатываются агентом в процессе выживания.

Инструментарии CLSF, MNTR, CMNC, CLBR предоставляются ALF-агенту, но как и когда их использовать, как планировать свои действия и как их осуществлять в зависимости от ситуации — это задачи, решаемые ALF-агентами на основе накопленного опыта, правил, наработанных стратегий и алгоритмов, ко-

торые являются результатом обучения на базе генетических и эволюционных алгоритмов в процессе выживания в агрессивном мире.

Конфигурация ALF-агента (Sght = 4, CLSF +, MNTR +, CMNC +, CLBR –) — это описание, соответствующее агенту с полным набором функциональностей, кроме способности к взаимодействию (к сотрудничеству) с другими агентами.

3.3. Методика эксперимента. Перечислим типы миров, использованные в эксперименте.

Тип 1: 2D, FT — 250%, PT — 0%, PRD — 0% (мир с огромным количеством еды в зоне Sght).

Тип 2: 2D, FT — 200%, PT — 0%, PRD — 0% (еды становится меньше).

Тип 3: 2D, FT — 150%, PT — 0%, PRD — 0% (еда исчезает из зоны видимости).

Тип 4: 2D, FT — 100%, PT — 0%, PRD — 0% (приходится учиться ее искать).

Тип 5: 2D, FT — 50%, PT — 0%, PRD — 0% (появляется конкуренция за еду).

Тип 6: 2D, FT — 50%, PT — 20%, PRD — 0% (появились ядовитые деревья, нужно учиться их распознавать).

Тип 7: 2D, FT — 50%, PT — 50%, PRD — 0% (ядовитых деревьев становится больше).

Тип 8: 2D, FT — 50%, PT — 100%, PRD — 0% (ядовитых деревьев ровно половина).

Тип 9: 2D, FT — 250%, PT — 20%, PRD — 5% (еды достаточно, но появляются хищники).

Тип 10: 2D, FT — 150%, PT — 20%, PRD — 15% (еды меньше, хищников становится больше).

Тип 11: 2D, FT — 100%, PT — 20%, PRD — 20% (еды еще меньше, хищников еще больше).

Тип 12: 2D, FT — 80%, PT — 20%, PRD — 25% (хищников очень много, нужно защищаться).

Очевидно, что миры постепенно становятся сложнее и агрессивнее. Вначале агентам нужно учиться жить, потом по мере исчезновения еды надо научиться ее искать, необходимо совершенствовать стратегии и алгоритмы поиска. Когда вырастают ядовитые деревья, нужно учиться их распознавать. После появляются хищники, число которых растет, необходимо учиться убегать и спасаться от них, защищаться, а потом уже убивать и охотиться.

Приведем классы ALF-агентов.

Класс 1: Sght = 4, CLSF +, MNTR –, CMNC –, CLBR –.

Класс 2: Sght = 4, CLSF +, MNTR +, CMNC –, CLBR –.

Класс 3: Sght = 4, CLSF +, MNTR +, CMNC +, CLBR –.

Класс 4: Sght = 4, CLSF +, MNTR +, CMNC +, CLBR +.

ALF-агент каждого более совершенного ($i+1$)-го класса расходует энергию на 7 % быстрее, чем агент предыдущего i -го класса.

Эксперименты проводились согласно следующей методике. Заселяются 1000 ALF-агентов класса 1 в мир типа 1. Каждый агент изначально имеет базовое множество правил вида «мало энергии — ищи еду» и набор возможных действий, которые он может совершать в данном мире. Его энергия постоянно уменьшается, он должен восполнять ее количество, чтобы выжить. Агент наблюдает за происходящим, предпринимает определенные действия и фиксирует их результат, выдвигает некоторые гипотезы о причинно-следственных связях. Часть из них подтверждается практикой, часть — опровергается. Подтвержденные гипотезы-зависимости становятся правилами и записываются в БЗ. Каждому агенту предоставляется 20 жизней с сохранением БЗ и возможностью делать выводы из опыта предыдущих жизней.

После завершения первого цикла жизни (со смертью последнего ALF-агента) отбирается 25 % наиболее успешных особей, проживших в совокупности дольше других, а также особей со значительным набором подтвержденных практикой правил, алгоритмов, стратегий — агентов-«ученых». Отобранные особи попарно скрещиваются объединением данных в их БЗ. Если в результате скрещивания формируется уникальная, отличная от родителей, особь (уникальный набор данных в базе), то отбирается особь для нового цикла эволюции. После скрещивания и отбора новых особей снова заселяются 1000 особей в мир типа 1 и совершается следующий цикл эволюции. По его окончании опять повторяется отбор, скрещивание, перезапуск следующего цикла эволюции и продолжается до тех пор, пока длительность жизни отдельных самых успешных особей и средние показатели их популяции не прекратят свой рост. Фиксируются значения продолжительности жизни на пике роста.

Далее выбирается последняя наиболее успешная популяция, заселяется в мир типа 2 и аналогично запускается процесс эволюции в нем. И так последовательно проводится этот вид ALF-агентов класса 1 путем эволюции через миры, начиная с типа 2 до типа 12 включительно.

После этого описанная процедура с самого начала повторяется с агентами классов 2, 3 и 4.

3.4. Результаты экспериментов. В табл. 1 представлены показатели средней продолжительности жизни всей популяции агентов в конце последнего этапа эволюции для всех 48 серий эксперимента (4 класса ALF-агентов × 12 типов миров).

В мире типа 1 имелся избыток еды, деревья достаточно быстро восстанавливались и почти всегда находились в зоне прямой видимости ALF-агентов. Большинство особей всех четырех классов могут жить в этом мире бесконечно долго. Суть этого этапа в запуске процесса жизни: «энергия уменьшается — видим еду, подходим и съедаем».

В мирах типов 2–5 количество еды постепенно уменьшается. ALF-агенты учатся ее искать, строить стратегии поиска. Способные к коммуникации агенты начинают делать запросы о еде и делиться данными о координатах деревьев, а также наработанными алгоритмами поиска еды. В мире типа 4 наблюдается ошутимое повышение продолжительности жизни популяций в случае классов 3 и 4 ALF-агентов. Это происходит вследствие качественного улучшения стратегий поиска. Продолжительность жизни в мире типа 5 уменьшается в результате того, что еды становится в два раза меньше, чем количество ALF-агентов в популяции.

В мире типа 6 появляются ядовитые деревья, количество которых постоянно увеличивается в мирах типов 7 и 8. ALF-агенты практическим путем узнают негативное влияние плодов ядовитого дерева. В случае выживания они запоминают цвет дерева и используют эту информацию в будущем. ALF-агенты класса 2 могут получить эти знания в процессе наблюдения за соседним ALF-агентом. Способные к коммуникации ALF-агенты класса 3 и 4 могут получить эти знания по запросу или при обмене правилами БЗ. Эти преимущества классов 3 и 4 ALF-агентов отображены в полученных данных (см. табл. 1).

В мирах типов 9–12 появляются хищники, количество которых быстро увеличивается. Обучению стратегиям защиты и борьбы с ними способствует более широкий набор способностей у ALF-агентов классов 3 и 4. Охотиться на хищников могут научиться только ALF-агенты класса 4 со способностью к координации действий. При расшифровке данных эксперимента установлены случаи скоординированных действий ALF-агентов для ликвидации хищников, при этом ликвидации повторялись несколько раз подряд. Таким образом, среди ALF-агентов сформировалось несколько групп «охотников».

Как видно из данных табл. 1, в целом гипотеза 1 экспериментально подтверждена. Действительно, высокоразвитые интеллектуальные ALF-агенты демон-

Таблица 1. Результаты экспериментов эволюции ALF-агентов

Класс	Средняя продолжительность жизни в популяции											
	Тип 1	Тип 2	Тип 3	Тип 4	Тип 5	Тип 6	Тип 7	Тип 8	Тип 9	Тип 10	Тип 11	Тип 12
1	100+	30	24	25	13.5	11	12.9	14.7	9.2	6.7	3.1	0.9
2	100+	28	26	26.5	19	14	16.3	20.1	11.8	7.2	2.9	1.2
3	100+	45	34	39	27	22	24.1	26.7	14.7	9.6	6.2	3.2
4	100+	48	27	42	29.9	25	26.5	29.2	15.3	10.9	7.2	4.1

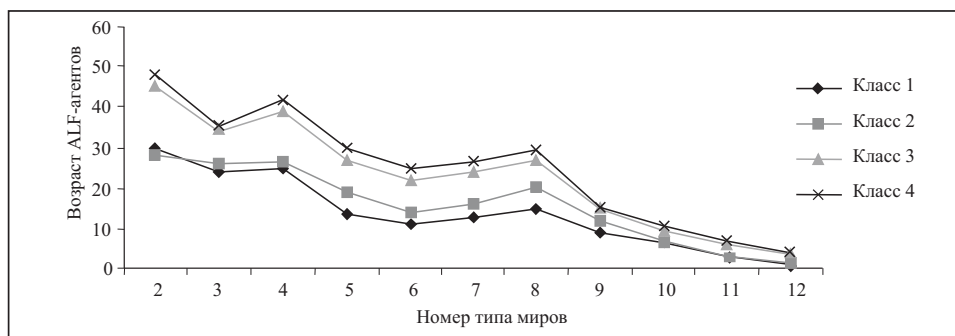


Рис. 1. Графики показателей продолжительности жизни ALF-агентов

стрируют наиболее высокие показатели выживаемости, несмотря на большой расход энергии и необходимость постоянного активного поиска источников ее пополнения. Также прослеживается тенденция практически непрерывного относительного роста показателей продолжительности жизни ALF-агентов с увеличением сложности их класса в мирах каждого типа (рис. 1). При этом отметим, что процесс эволюционного обучения ALF-агентов классов 3 и 4 проходит приблизительно в 1.7 раз быстрее, чем агентов классов 1 и 2.

Для проведения экспериментов в целях концептуальной проверки модели и исследования ее эффективности осознанно выбран игровой подход, в котором постулированные принципы можно реализовать в явном виде без метафор.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье описан эволюционный подход к построению искусственного интеллекта. Предложенная модель включает средства построения, поддержки и пополнения базы знаний, описывающей некоторую предметную область, обеспечивает возможность формальной постановки задач, а также имеет среду для организации и выполнения вычислений их решений. Базовым элементом модели является ALF — интеллектуальный автономный агент со способностью к обучению в процессе выполнения поиска решения задачи, адаптации в изменяемой вычислительной среде, и следовательно, к планированию и перепланированию своих действий и совместных действий с другими агентами, осуществляемых посредством коммуникации с ними. Эти свойства, реализованные с применением эволюционных методов, генетических алгоритмов и других методов машинного обучения, обуславливают гибкость и эффективность модели, продемонстрированные в проведенных экспериментах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Nirenburg S., Raskin V. Ontological semantics. Cambridge, MA: MIT Press. 2004. 440 p.
2. Bratko I. Prolog programming for artificial intelligence. Harlow, England; New York: Addison Wesley, 2001. 678 p.

3. Gardner M. Mathematical games — The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life". *Scientific American*. 1970. Vol. 223. P. 120–123.
4. Люгер Дж.Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем, 4-е издание: Пер. с англ. Москва: Издательский дом «Вильямс», 2003. 864 с.
5. Gould S.J. Full house: The spread of excellence from Plato to Darwin. New York: Harmony Books, 1996. 244 p.
6. Von Neumann J., Burks A.W. Theory of self-reproducing automata. Urbana: University of Illinois Press, 1966. 418 p.
7. Codd E.F. Cellular automata. Orlando: Academic Press, 1968. 132 p.
8. Langton C.G. Studying artificial life with cellular automata. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1986. Vol. 22, Issues 1–3. P. 120–149.
9. Hightower R. The Devore universal computer constructor. *Presentation at the Third Workshop of Artificial Life*. Santa Fe, NM, 1992.
10. Brooks R.A. Intelligence without reason. *Proc. of the Twelfth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-91)*. Sydney, Australia. 1991. P. 569–595.
11. Nilsson N. J. Teleo-reactive programs for agent control. *Journal of Artificial Intelligence Research*. 1993. Vol. 1, N 1. P.139–158,
12. Crutchfield J.P., Mitchell M. The evolution of emergent computation. *Proc. of the National Academy of Sciences of the United States of America*. 1995. Vol.92 (23). P. 10742-10746. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.92.23.10742>.

Надійшла до редакції 27.09.2018

А.В. Анісімов, О.О. Марченко, В.Р. Землянський
ЕВОЛЮЦІЙНИЙ МЕТОД ПОБУДОВИ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. Описано еволюційну модель побудови штучного інтелекту, призначену для проектування та розроблення інтелектуальних систем. Ключовим базовим елементом запропонованої моделі є так званий ALF — інтелектуальний агент з можливостями для самонавчання, комунікації, спільних дій і самоорганізації серед подібних агентів. В основу ALF-агентів покладено еволюційні принципи, реалізовані з використанням генетичних алгоритмів. Реалізацію запропонованого підходу виконано у вигляді ігрової моделі. Унікальна структура та функціональність ALF-агентів зумовлюють значну гнучкість і ефективність моделі, продемонстровані в проведених експериментах.

Ключові слова: штучний інтелект, мультиагентні системи, еволюційне програмування.

A.V. Anisimov, O.O. Marchenko, V.R. Zemlianskyi
EVOLUTIONARY METHOD OF CONSTRUCTING ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS

Abstract. The paper describes an evolutionary model for artificial intelligence construction, designed for the development of intelligent systems. It allows describing a variety of subject areas with the construction of knowledge bases. The model has universal means for formal description of tasks, as well as environment for implementing computational processes of their solution. The key element of the proposed model is a so-called ALF, which is an intelligent agent with the ability of learning, communication, self-organization, and joint action with other agents. The development of ALF agents is based on evolutionary principles implemented with the use of genetic algorithms. The implementation of the proposed approach was performed as a game model. A considerable flexibility and efficiency of the model demonstrated in the experiments are due to the unique structure and functionality of ALF agents.

Keywords: artificial intelligence, multi-agent systems, evolutionary programming.

Анісімов Анатолій Васильевич,
 чл.-кор. НАН України, доктор физ.-мат. наук, профессор Киевского национального университета имени Тараса Шевченко, e-mail: ava@unicyb.kiev.ua.

Марченко Александр Александрович,
 доктор физ.-мат. наук, профессор Киевского национального университета имени Тараса Шевченко, e-mail: omarchenko@univ.kiev.ua.

Землянський Вячеслав Робертович,
 соискатель Киевского национального университета имени Тараса Шевченко, e-mail: slava.zemlianskyi@gmail.com.