



УДК 681.5.01

М. С. Куприянов, А. В. Кочетков

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Мультиагентная модель самоорганизующейся распределенной системы

Рассматриваются вопросы, касающиеся современных проблем управления в сложных технических системах. Приводится анализ существующих решений в данной области на основе методов и алгоритмов самоорганизации. В качестве практической реализации самоорганизующихся методов обосновывается выбор мультиагентного подхода и дается описание предлагаемой мультиагентной модели для построения самоорганизующейся распределенной системы.

Самоорганизация, самоорганизующаяся система, мультиагентная система, модель системы

Задача оптимального и эффективного управления в технических системах всегда являлась значимой и актуальной в области информационных технологий. Однако господствующее до недавнего времени кибернетическое направление в решении задач управления техническими системами в настоящее время бурного научно-технического прогресса уже не в состоянии справляться с появляющимися новыми задачами. В последнее время становится очевидным, что существующие методы и средства не в состоянии решить значительную часть актуальных задач. Это связано в первую очередь с новыми свойствами современных систем, которыми ранее они не обладали. К таким свойствам следует отнести глобальность, крупномасштабность, гетерогенность, мобильность, территориальную распределенность, автономность, необходимость работы в режиме реального времени и др. Очевидно, что одними успехами в технологии элементной базы уже не обойтись, и необходимы качественно новые принципы и способы управления системами, обладающими указанными выше свойствами.

Одним из таких актуальных и перспективных направлений является создание самоорганизующихся систем, способных к самоуправлению, самоконфигурированию и самонастройке. Данное направление появилось в 70-х гг. XX в. в рамках междисциплинарного учения, известного как синергетика. Основные положения синергетики как

науки, изучающей общие закономерности явлений и процессов в сложных неравновесных системах любой природы, позднее были отображены на технические системы. Однако до недавнего времени успехи самоорганизации в технических системах были весьма ограничены. Лишь в XXI в. благодаря достижениям ученых и исследователей в области биологии и объяснению множества природных самоорганизующихся процессов стало возможным перенесение этих принципов и алгоритмов в область информационных технологий.

Дальнейшее развитие технические самоорганизующиеся системы получили в связи с интеграцией их с технологией мультиагентных систем, которая на сегодняшний день является единственной парадигмой для практической реализации систем с самоорганизацией. Именно совместное использование принципов самоорганизации и технологии мультиагентных систем делает возможным практическую реализацию сложных технических систем, обладающих свойствами открытости, крупномасштабности, автономности и др., которые на сегодняшний день являются наиболее затребованными в области информационных технологий.

К числу первых технических самоорганизующихся моделей систем можно отнести перцептрон Розенблатта, фильтры Калмана и Габора [1]. Эти модели в основном предназначались для решения задач прогнозирования, идентификации и распознавания образов. Фильтры Калмана и Га-

бора ставили перед собой задачу предсказания значения некоторого процесса в текущий момент времени на основании его значений в предыдущие. Математическая модель этих фильтров содержала решающую функцию в виде полиномов, коэффициенты которых могли быть итеративно подстроены на основании информации, полученной по каналам обратной связи. В перцептроне идея подстройки весовых коэффициентов полиномов получила дальнейшее развитие и с успехом применялась для задач распознавания образов. Впоследствии эти модели дали мощный импульс развитию целого направления систем, способных к обучению, – нейронных сетей.

Принцип неокончателных решений, многорядности и заимствование методов селекции растений из биологии позволили создать в 1980-х гг. целое направление, известное как метод группового учета аргументов (МГУА) [2]. Основной задачей, решаемой данным методом, является построение адекватной математической модели процесса в какой-либо области для дальнейшего предсказания и моделирования ее поведения. Для этой цели определяется предварительный набор переменных, характеризующих изучаемый процесс, и для всевозможных наборов пар таких переменных строится степенной полином Колмогорова–Габора. Обучение модели состоит в подборе коэффициентов полинома на основании регрессионного анализа по обучающей выборке (значениям процесса в предыдущие моменты времени). В очередной ряд селекции проходят только часть пар переменных, имеющих лучшее предсказывающее свойство, степень полинома увеличивается, и перебор отобранных пар переменных, полученных на предыдущем ряде селекции, продолжается. Нарастивание рядов останавливается при достижении заданной точности предсказания на отдельной проверочной выборке.

Самоорганизующиеся методы группы МГУА были успешно использованы для решения множества задач (предсказание демографической и экономической ситуации в стране, медицинская диагностика заболеваний, анализ и прогнозирование экологической обстановки в регионах и др.). Несмотря на достоинства моделей МГУА, они способны выдавать результаты за приемлемое время лишь при очень малом числе аргументов (до 30), что существенно ограничивает их применение сегодня.

Позднее, в связи с появлением сенсорных сетей задача предсказания и соответствующего управления в системах различной природы претерпела значительную доработку. Механизмы

самоорганизации в мультиагентной архитектуре позволили устранить указанный недостаток методов МГУА. Успешно реализованным на практике примером может служить система предсказания наводнений на реке [3]. Данная система состоит из большого числа сенсоров, установленных вдоль русла реки и измеряющих изменение уровня воды за определенный промежуток времени. Информация с этих сенсоров поступает на несколько рабочих станций, причем каждый сенсор посылает информацию на одну станцию. Программные агенты, установленные на сенсорах, ответственны за вычисление весовых коэффициентов $w_i(t)$, с которыми измерения $S_i(t)$ i -го сенсора входят в формулу предсказания: $F_{j\text{prog}}(t_k) = \sum_{\forall i: w_i > 0} w_i(t_{k-1}) S_i(t_{k-1})$. Измерения агентов с весами, меньшими нуля, в расчет не принимаются.

Самоорганизация в данной модели заключается в изменении значений весовых коэффициентов сенсоров $w_i(t)$ и выполняется на основании информации, получаемой каждой рабочей станцией по сигналам обратной связи о реальном изменении уровня воды в реке, а также по значениям, полученным от агентов других рабочих станций. Существенные расхождения предсказанного и истинных значений указывают на необходимость изменений весовых коэффициентов на значение Δw , общее для всех сенсоров одной рабочей станции. Эксперименты показывают, что такой математически примитивный механизм корректно следует реальной ситуации уровня воды в реке и успешно используется уже на протяжении нескольких лет.

Глобализация и распределенность современных информационных систем породили новые проблемы, связанные с управлением такими системами, где характерной особенностью является невозможность централизованного управления ввиду огромного масштаба подобных систем. Типичные представители данного класса систем – грид, спутниковые, облачные системы – могут содержать миллионы объектов. Одной из центральных задач в такого рода системах является оптимальная балансировка нагрузки на узлы системы. Известны многие варианты решения данной задачи, основанные на механизмах самоорганизации. Приведем далее лишь один из вариантов ее решения.

Каждому узлу сети такой системы ставится в соответствие агент, на вход которого поступает поток запросов на обслуживание. Агенту доступна информация только от своих соседей, и он совершенно ничего не знает о топологии системы в це-

лом. Задача агента – обмен заявками на обслуживание, находящимися в его очереди, с соседними агентами соседних узлов. Для этого каждый агент отправляет своим соседям число заявок, которое пропорционально их числу в очереди, а также количеству его соседей. Данный механизм успешно работает в крупномасштабных системах даже при динамическом изменении их топологии.

Использование еще одной биологически заимствованной идеи – морфогенеза – позволило создать модели для решения одной из самых актуальных и насущных проблем мегаполисов – оптимизации пробок [3]. В системах живой природы морфогенез управляет развитием и ростом клеток. Для этой цели используется специальная химическая субстанция, называемая морфогеном, которая выделяется различными органами эмбриона в процессе своего развития. По мере удаления клетки от органа концентрация морфогена падает, что позволяет клетке установить свое местоположение, а также направление на источник морфогена. В результате в теле эмбриона формируется некоторое количество градиентных полей, наподобие физических.

Для решения задачи управления пробками в городах в модели данной системы объектам реальной системы – автомобилям и светофорам – ставятся в соответствие их программные агенты – АА-агент (агент автомашины) и АС-агент (агент светофоров). Также в модели присутствуют 2 градиентных поля: поле расстояний PD, которое является постоянным во времени, и динамически изменяющееся поле трафика для каждого светофора (PT). Не останавливаясь на деталях реализации данной модели, отметим, что управление в ней заключается в выборе оптимальной стратегии поведения каждого агента: для АА-агента, движущегося по полю PD, – избегать больших значений поля трафика PT, а для АС-агента – координируясь с некоторым набором своих соседей, минимизировать суммарное значение поля трафика PT во всех направлениях. Эксперименты показывают, что, несмотря на свою простоту в математической части, данная модель вполне перспективна и может найти практическое применение.

Отдельного внимания заслуживает задача управления конфигурацией и маршрутизацией пакетов в мобильных телекоммуникационных беспроводных сетях (Ad-hoc сети) [4]. Поддержание работоспособности и надежного функционирования в таких сетях – нетривиальная задача: наряду с огромным числом компонентов системы и ее территориальной распределенностью объек-

ты системы могут покидать систему и возвращаться в нее в любой момент времени. Очевидно, что существующие методы, основанные на поддержании таблиц маршрутизации, в таких системах просто неприменимы. В самоорганизующемся протоколе AntHocNet, использующем биологически-заимствованные идеи «интеллекта роя», каждый узел в сети, программно представленный своим агентом, поддерживает информацию о возможных путях маршрутизации, обмениваясь сообщениями только со своими ближайшими соседями. Благодаря поддержке агентом для каждого известного ему маршрута цифровой метки, имитирующей феромон, и выбору того или иного маршрута с некоторой вероятностью, зависящей от значения этого феромона, сеть надежно функционирует и способна к балансированию нагрузки на ее узлы.

Самоорганизующаяся мультиагентная система может быть использована для управления процессом планирования и выпуска продукции в производственных системах [4]. Распределенная агентная модель такой системы включает в себя агентов трех типов: агентов продукта, агентов заказа и агентов ресурсов. Для производства некоторого продукта системой создается агент продукта, который содержит в себе всю необходимую информацию о процессе производства этого продукта. Агент продукта создает затем одного или несколько агентов заказа, которые отвечают за этапы изготовления продукта. Изготовление продукта связано с поиском необходимых для этого ресурсов различного рода. Задачей агента заказа является нахождение в сети необходимых ресурсов за наименьшую плату и их резервирование. Задачей агентов ресурсов является эффективная «продажа» имеющихся у него ресурсов за максимальную цену. Для этого агент ресурсов размещает информацию об имеющихся у него объемах ресурсов и их графике потребления на общедоступной доске объявлений.

Механизм самоорганизации в данном случае заключается в следующем. При появлении нового заказа создается агент соответствующего типа, который отправляется в сеть и просматривает информацию, размещенную на досках объявлений агентами ресурсов. При этом ресурсы, которые предварительно ему интересны, он запоминает. Накопленная таким образом информация по возвращении агента заказа к агенту продукта анализируется последним. После выбора агентом продукта необходимых для него ресурсов и графика их использования в сеть отправляется новый

экземпляр агента заказа, который резервирует ресурсы на досках объявлений агентов ресурсов.

Актуальность информации на досках объявлений поддерживается благодаря использованию цифровой метки, аналога феромона, которой помечается каждая запись на доске. Благодаря ей зарезервированные, но неиспользуемые ресурсы со временем становятся вновь доступными для других агентов заказа. Поэтому агент продукта, заинтересованный в использовании некоторого ресурса, обязан периодически посылать сообщения агенту ресурса с подтверждением своей заинтересованности в нем.

Существуют многие разновидности данного механизма, отличающиеся поведением агентов при перепланировании потребления ресурсов, механизмами совершения «делки» между агентами заказа и ресурсов, но идея использования цифровой «феромонной» доски объявлений для управления производственными системами является перспективной и многообещающей.

Анализ рассмотренных методов и моделей самоорганизующихся систем показывает, что, несмотря на широкий круг задач управления, эффективно решаемых ими, имеются актуальные задачи управления распределенными системами, эффективных самоорганизующихся алгоритмов и методов для которых не предложено. Характерной особенностью таких систем является наличие в них некоторой целевой функции, отражающей целевое предназначение данной системы. Значение целевой функции в каждый момент времени показывает, насколько эффективно система справляется с возложенными на нее задачами. Примерами таких систем могут служить: система управления предпринимательским бизнесом, где целевой функцией является доход владельца, система управления экономической ситуацией в регионе, где целевая функция может выражаться в оптимизации некоторых экономических показателей, система управления экологической обстановкой, целевой функционал которой выражается, например, в уровне концентрации углекислого газа в атмосфере и т. д.

Существующие решения достаточно специфичны и не позволяют использовать их в смежных областях. Кроме того, зачастую алгоритмы самоорганизации, используемые в них, закрыты для пользователей и разработчиков систем. Никто, например, не раскроет детали функционирования сети игровых автоматов.

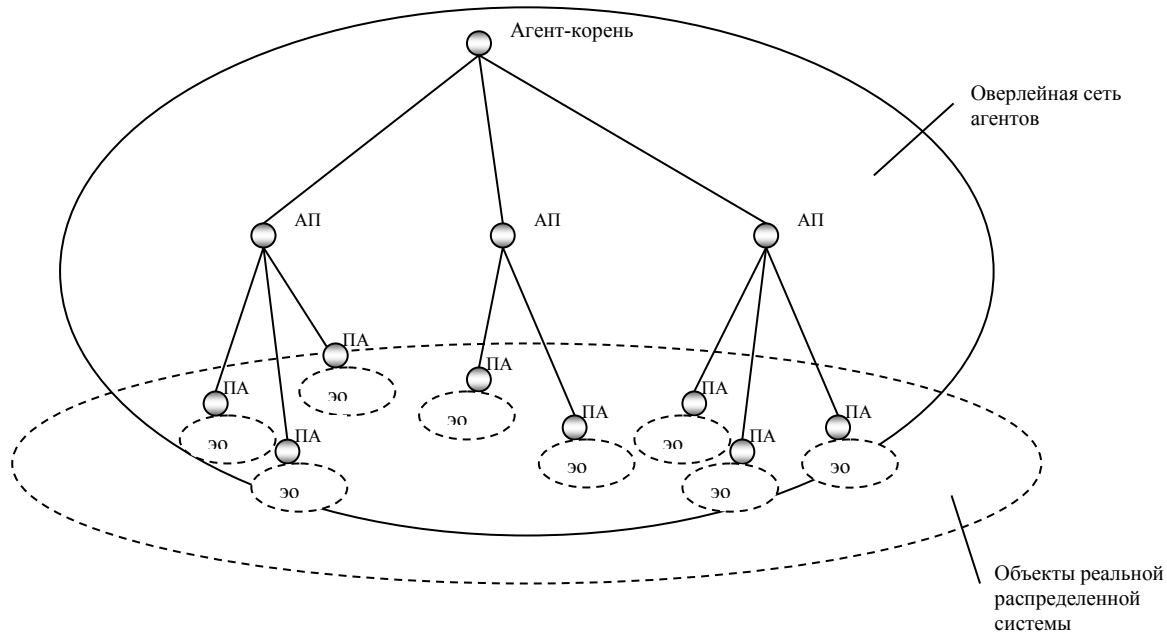
В связи с вышеизложенным актуальным направлением исследований является создание модели самоорганизующейся распределенной си-

стемы и разработка методов самоорганизации для распределенных систем, функционирование которых может быть выражено в виде целевой функции. Для проведения экспериментов должен быть создан симулятор, позволяющий построить модель распределенной системы, задать все необходимые параметры ее функционирования и провести временную симуляцию ее функционирования.

Распределенная система состоит из множества составляющих систему объектов и связей между ними. Будем различать объекты двух типов: объекты, производящие реальную полезную работу в системе – элементарные объекты (ЭО), и объекты (возможно, абстрактные), каким-либо образом суммирующие и/или анализирующие результаты работы других объектов – элементы-посредники (ЭП). Каждый ЭО управляется одним ЭП и передает ему результаты своей работы. В системе присутствует также центральный узел, в котором происходит обработка и анализ информации о функционировании всей системы, формируется значение целевого функционала и вырабатываются управляющие воздействия для элементов нижележащих уровней.

В модели такой системы каждый ЭО представляется своим прикладным агентом (ПА), а ЭП – агентом-посредником (АП). Задачей прикладного агента является управление своим объектом, передача результатов функционирования объекта своему АП и получение от него некоторых управляющих сигналов. Задачей АП является сбор и обобщение результатов работы со всех подчиненных ему ПА, передача этой информации вышестоящему по иерархии ЭП и получение от него управляющих сигналов. В корне получаемого таким образом дерева собирается итоговая информация о функционировании всей системы. Структура получаемой таким образом оверлейной сети агентов (т. е. абстрактной сети, накладываемой поверх реальной системы) показана на рисунке.

В качестве простого примера такой архитектуры может быть представлена система управления уровнем дохода сети гипермаркетов. С учетом желаемой детализации элементарным объектам могут соответствовать отделы в конкретных магазинах, а элементам-посредникам – магазины в целом. В таком случае ПА отвечают за уровень дохода своего объекта-отдела, АП ответственны за формирование уровня дохода всего магазина с учетом известных им накладных расходов, АП более высоких уровней иерархии ответственны за формирование значения доходности всех магазинов в городе, и наконец, агент-корень аккумулирует совокупный доход всей сети.



Агент-корень формирует значение целевого функционала системы $J(\mathbf{x})$, где \mathbf{x} – вектор управляемых параметров всей системы. Максимизация $J(\mathbf{x})$ не является возможной в большинстве реальных систем (например, невозможно получить все деньги всех покупателей для сети гипермаркетов), поэтому в данной модели система считает свое функционирование удовлетворительным, если выполняется неравенство: $J(\mathbf{x}) \geq J_{\min}$, где J_{\min} – некоторое пороговое значение. В случае нарушения этого неравенства система с помощью заложенных в нее методов самоорганизации должна вновь вывести себя на минимально возможный уровень функционирования.

Каждый прикладной агент, управляя своим элементарным объектом, вносит свой вклад в целевой функционал системы реализую некоторую функцию $f(\mathbf{x})$, где \mathbf{x} – вектор управляющих параметров ПА. Природа параметров может быть принципиально различна и зависит от специфики конкретного приложения, к числу обязательных параметров относится время. Вид функции также может варьироваться, однако моделируя конкретную предметную область следует избегать излишнего усложнения как вида функции, так и количества управляющих параметров.

На каждый параметр могут быть наложены ограничения, которые в общем виде могут иметь сложный нелинейный характер. В данной модели такие ограничения не рассматриваются, а полагается, что все ограничения могут быть заданы в виде $a_i \leq x_i \leq b_i$; $a_i, b_i \in R$, где R – множество веще-

ственных чисел. Теория численных методов оптимизации позволяет снимать такие ограничения при моделировании методом замены переменных.

Функции, реализуемые агентом-посредником, заключаются в консолидации некоторым образом результатов вычислений подчиненных ему прикладных агентов. Тем самым, АП имеет функцию свертки $\mu = f(el_1, el_2, \dots, el_p)$, где el_i – результат работы ПА с индексом i , управляемого текущим АП; p – общее число подключенных ПА нижнего уровня к текущему АП; f – некоторый оператор (например, оператор сложения).

В общем случае прикладной агент может быть отнесен к определенному типу ПА. Обозначим множество всех типов ПА в системе S как $T_S = \{T_{1,S}, T_{2,S}, \dots, T_{n,S}\}$, где n – число различных типов ПА в системе S . Тип ПА определяет соответствующий ему набор параметров и множество реализуемых ПА функций.

ПА типа i в каждый момент времени реализует выходную функцию $f_{k,i} \in F_i$, где F_i – набор функций, реализуемых ПА типа i : $F_i = \{F_{1,i}, F_{2,i}, \dots, F_{m,i}\}$. Здесь m – число различных функций, которые может реализовать ПА типа i . В общем случае влияние ПА на целевую функцию может выражаться не одной, а сразу несколькими независимыми функциями $\{f_{k,i}^1, f_{k,i}^2, \dots, f_{k,i}^p\}$, где p – общее число функций ПА, влияющих на формирование целевого функционала системы $J(\mathbf{x})$. Каждая функция $f_{k,i}^j$ зависит от набора парамет-

ров P , характеризующих ПА типа i : $f_{k,i}^1 = f(x_{1,i}, x_{2,i}, \dots, x_{q,i})$, где q – число параметров ПА типа i .

Предложенная модель может быть с успехом использована для описания и моделирования реальных самоорганизующихся систем, функцио-

нирование которых может быть выражено целевым функционалом. Кроме того, агенты, программно реализующие предложенную модель, могут быть автономными и территориально распределенными, повышая тем самым степень достоверности результатов симуляции модели.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кузнецова В. Л., Раков М. А. Самоорганизация в технических системах. Киев: Наук. думка, 1987.
2. Иващенко Г. И., Зайченко Ю. П., Димитров В. Д. Принятие решений на основе самоорганизации. М.: Сов. радио, 1976.
3. Gorodetskii V. I. Self-organization and multiagent systems: I. Models of multiagent self-organization // J. of Computer and Systems Sciences Intern. 2012. Vol. 51, iss. 2. P. 256–281.
4. Gorodetskii V. I. Self-organization and multiagent systems: II. Applications and the development technology // J. of Computer and Systems Sciences Intern. 2012. Vol. 51, iss. 3. P. 391–409.

M. S. Kupriyanov, A. V. Kochetkov
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

THE MULTIAGENT MODEL OF SELF-ORGANIZING DISTRIBUTED SYSTEM

Discusses the issues relating to the current management problems in complex technical systems. The analysis of the existing solutions in this area on the basis of self-organization methods and algorithms is given. As a practical implementation of self-organizing methods the selection of the multi-agent approach is proven. Next, the article describes the proposed multiagent model for building self-organizing distributed system.

Self-organization, self-organizing system, multiagent system, system model

УДК 004.942

Й Вэньлун, И. В. Герасимов, С. А. Кузьмин
Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Хэ Хоцзяо, Ян Хунюнь
Аграрный университет провинции Цзянси (г. Наньчан, Китай)

Применение метода опорных векторов для задачи восстановления регрессии в обработке данных листьев поливного риса

Рассматривается метод опорных векторов, позволяющий сгруппировать собранные в ходе исследований данные моделирования листьев поливного риса в образцы обучающего набора и тестового набора. На их основе были сконструированы 3 модели машинного обучения для прогнозирования условий выращивания поливного риса на основе длины, ширины и значения SPAD листа.

Лист поливного риса, физиологическая экология, машинное обучение, метод опорных векторов

В листе поливного риса, являющегося одним из основных питательных органов поливного риса, происходит фотосинтез и испарение влаги, что

влияет на урожайность риса и других его функций. Его рост является сложным и нелинейным процессом, на который влияют не только темпе-