

Л.А. Гладков, Н.В. Гладкова

ЭВОЛЮЦИОННОЕ ПРОЕКТИРОВАНИЕ МНОГОАГЕНТНЫХ СИСТЕМ*

Статья посвящена обсуждению проблем построения эволюционирующих мультиагентных систем. Рассмотрены возможные методологии проектирования мультиагентных систем. Отмечена актуальность разработки новых принципов построения мультиагентных систем на основе методов эволюционного проектирования. Выделены соответствия между терминами теории агентов и теории эволюции. Отмечена перспективность использования гибридных подходов к проектированию мультиагентных систем. Рассмотрены принципы построения и возможности использования нечетких генетических алгоритмов при проектировании мультиагентных систем. Отмечено, что основные модели методы теории эволюционного моделирования, могут успешно применяться при проектировании мультиагентных систем. Предложена эволюционирующей многоагентной системы. Описана процедура формирования новых агентов в процессе эволюции. Определен набор параметров, позволяющих оценить состояние каждого агента в популяции. Для оценки текущего состояния агента и возможностей его взаимодействия с другими агентами предложено использовать ресурсные параметры. Приведено определения агентства и семьи, минимальных элементов эволюционирующей мультиагентной системы. Предложена эволюционная стратегия построения модели эволюционирующей мультиагентной системы. Описаны процедуры выполнения оригинальных эволюционных операторов для обработки популяции агентов. На основе предложенной методики была разработана программная система поддержки эволюционного проектирования агентов и мультиагентных систем. В настоящее время проводятся вычислительные эксперименты для исследования предложенной модели проектирования многоагентных систем, оценки эффективности различных операторов и схем формирования агентов-потомков, необходимые условия выживания.

Мультиагентная система; агент; ресурс агент; агентство; эволюционное проектирование; эволюционные операторы; методология проектирования; гибридные методы.

L.A. Gladkov, N.V. Gladkova

EVOLUTIONARY DESIGN AS A TOOL FOR DEVELOPING MULTI-AGENT SYSTEMS

The article is devoted to the discussion of the problems of constructing evolving multi-agent systems. Possible methodologies for designing multi-agent systems are considered. The relevance of developing new principles for constructing multi-agent systems based on evolutionary design methods is noted. The correspondences between the terms of the theory of agents and the theory of evolution are highlighted. The prospects of using hybrid approaches to the design of multi-agent systems are noted. The principles of construction and the possibility of using fuzzy genetic algorithms in the design of multi-agent systems are considered. It is suggested that the models and methods of the theory of evolutionary modeling can be successfully applied in the design of multi-agent systems. An evolving multi-agent system is proposed. The procedure for the formation of new agents in the process of evolution is described. The set of parameters for assessing the state of each agent in the population has been determined. The resource parameters are proposed to be used to assess the current state of the agent and the possibilities of its interaction with other agents. The definitions of an agency and a family, the minimum elements of an evolving multi-agent system are given. An evolutionary strategy for constructing a model of an evolving multi-agent system is proposed. The procedures for the execution of the original evolutionary operators for processing the population of agents are described. Based on the proposed methodology, a software system for supporting the evolutionary design of agents and multi-agent systems was developed.

* Исследование выполнено при поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-01-00715.

At present, computational experiments are being carried out to study the proposed design model for multi-agent systems, as well as to evaluate the effectiveness of various operators and schemes for the formation of descendant agents, the necessary conditions for survival.

Multi-agent system; agent; resource agent; agency; evolutionary design; evolutionary operators; design methodology; hybrid methods.

Введение. В современных информационных системах существует несколько различных групп методов и подходов к созданию искусственных агентов и много-агентных систем (МАС), например, методологии восходящего либо нисходящего проектирования. Большинство из известных методологий требуют предварительного задания функций и типов агентов и строятся базе имеющихся коммуникационных протоколов. В таких конструкциях нет места для использования новых научных трендов, таких как механизмы самоорганизации, модели эволюции, принципы кооперации агентов в МАС [1–5].

Поэтому актуальной задачей является разработка новых принципов функционирования и создание новых методологий и подходов к проектированию агентов и МАС на базе биоинспирированных методов, принципов «искусственной жизни», моделей и подходов эволюционного проектирования [6]. Под термином «эволюционное проектирование» (ЭП) искусственной (технической) системы мы будем понимать целенаправленное использование различных моделей и принципов биологической эволюции на всех стадиях разработки системы. Данный подход относится к междисциплинарным и находится на стыке теории проектирования и теории самоорганизации. Наличие в системе элементов самоорганизации предполагает существование механизмов, позволяющих осуществлять взаимодействие (кооперацию) различных агентов в рамках многоагентной системы, также при этом предполагается, что агенты обладают свойствами позволяющими им адаптироваться к изменению внешней среды и развиваться, приобретать новые характеристики в процессе эволюции [7, 8].

Если внимательно присмотреться к фундаментальным принципам построения многоагентных систем и эволюционного моделирования, то можно заметить некоторые достаточно очевидные аналогии. Например, можно установить такой набор соответствий между терминами, используемыми в эволюционных алгоритмах и терминами теории многоагентных систем: «индивид» – «агент», «хромосома» – «свойства агента», «семья» – «агентство», «популяция» – эволюционирующая многоагентная система (ЭМАС) [1, 9].

При этом подобный подход можно обнаружить в трудах одного из создателей теории генетических алгоритмов Д. Холланда [10]. Он определял агента как искусственный организм, развивающийся в популяции себе подобных, стремящийся обучаться и адаптироваться к внешней среде. Такая интерпретация понятия агента вполне соответствует известным моделям эволюции, например по Дарвину (изменение свойств агентов в процессе эволюции, борьба за существование, естественный отбор) и, в то же время, удовлетворяет основным постулатам моделей «искусственной жизни» (наличие механизмов самовоспроизведения, самосохранения, саморегуляции агентов) [11, 12].

Если говорить о задаче проектирования, то можно сказать, что в процессе проектирования происходит преобразование абстрактных моделей высокого уровня в модели более низкого уровня, но при этом достаточно простые для практической реализации. Так вначале процесса проектирования разрабатывается модель агента, формируются роли и типы агентов, их иерархия. Затем строится модель услуг (сервисов) и модель контактов.

Агентно-ориентированный анализ может обеспечить понимание того, каким образом происходит взаимодействие агентов и в чем заключается задача каждого отдельного члена сообщества [13, 14].

Одним из очевидных примеров построения многоагентных систем, являются биоинспирированные модели и алгоритмы, например муравьиные или пчелиные колонии, рой светлячков и т.д. Муравьи (пчелы) являются естественными реактивными агентами, каждый из которых является достаточно примитивным и способен лишь на выполнение элементарных действий, являющихся реакцией на изменение окружающей обстановки [15, 16]. Но если рассматривать совместные действия муравьиной или пчелиной колонии, то мы видим, что возникает сложную систему коллективного поведения и взаимодействия, так называемый «роевой интеллект» (Swarm Intelligence) [17, 18].

Гибридные подходы к проектированию агентов и мультиагентных систем. В последнее время становится очевидным, что применение однородных методов для решения сложных проблем не позволяет решать стоящие задачи повышения эффективности разрабатываемых систем. В то же время, гибридизация, комбинирование разнородных подходов зачастую позволяет нивелировать недостатки, присущие каждому из используемых методов в отдельности. Гибридные (гетерогенные) системы состоят из различных элементов, объединенных решения поставленных задач [19, 20]. При этом в случае интеграции разнородных технологий возможно возникновение «синергетического эффекта» более высокого порядка, чем при объединении различных моделей в рамках одной технологии.

Выбор технологии для обработки исходной информации, зависит от особенностей решаемых задач, от числа количественных и качественных параметров, описывающих проблему, от уровня ее проработанности. Поэтому необходимо определить условия применимости каждой из рассматриваемых технологий, а также разработать методы и алгоритмы, позволяющие адаптировать их к решению конкретных задач проблемной области.

Одним из распространенных типов гибридных систем являются нечеткие генетические (эволюционные) алгоритмы (НГА) [21, 22]. Нечеткий генетический алгоритм включает в себя следующие основные модули: модель нечеткого кодирования (декодирования); нечеткие генетические операторы; модуль нечетких правил.

Известно несколько способов кодирования решения:

- а) битовая строка – четкая информация.
- б) нечеткое кодирование – нечеткая информация 1-го типа (каждый ген характеризуется числом из интервала $[0,1]$).
- в) интервальное нечеткое кодирование – нечеткая информация 2-го типа (ген – это подинтервалы из интервала $[0,1]$);
- г) лингвистическое нечеткое кодирование (каждый ген есть нечеткое множество со своей функцией принадлежности).

Первый способ, считающийся классическим, был предложен Холландом. В этом случае каждый ген представляет собой двоичную строку из нулей и единиц. При кодировании производится перевод значений генов в их двоичное представление. Для декодирования необходима обратная операция.

При наличии достаточного количества достоинств, данное кодирование имеет и серьезные недостатки, в том числе:

- ◆ возможность появления запрещенных комбинаций;
- ◆ необходимость перевода параметров из целого представления в двоичное при кодировании решений и обратно при декодировании;
- ◆ большая сложность при работе с пространствами большой размерности и при необходимости получения решения большой точности и т.д.

Поэтому для наших целей более удобно использовать нечеткое кодирование с применением нечеткой информации 1-го типа. Использование в нечетких генетических алгоритмах нечеткого кодирования требует использования новых, отличных от классических, ориентированных на битовую строку, операторов генерации новых потомков. Нечеткие эволюционные (генетические) операторы могут строиться с использованием нечеткой логики.

Оператор мутации совместно с кроссинговером обеспечивает разнообразие в популяции. Классическая битовая мутация не подходит для НГА. Используем модификацию оператора мутации: $x^* = x \pm \Delta$, где $x \in [0, 1]$, а $\Delta \in [0, 0.1]$.

Нечеткий оператор кроссинговера (скрещивания) может выполняться на основе логических операций, например, таких как конъюнкция и дизъюнкция. Обобщенные нечеткие операции конъюнкции и дизъюнкции называются треугольными нормами (логическое «И») и конормами (логическое «ИЛИ»). Треугольные нормы T и конормы S – это бинарные операции в теории нечетких множеств, обладающие свойствами ограниченности, монотонности, коммутативности и ассоциативности.

Эволюционная модель получения агентов. Предлагаемая модель выступает в качестве инструмента эволюционного проектирования и предназначена получения агентов-потомков в результате различных механизмов взаимодействия агентов-родителей. При этом имеется некая популяция индивидов (агентов), которую можно назвать эволюционирующей многоагентной системой (ЭМАС). Формирование новых агентов происходит в процессе эволюции рассматриваемой популяции. Пусть имеется некоторая популяция агентов $A = \{a_1, \dots, a_n\}$, где a_i – i -й агент, имеющий определенный набор свойств (параметров) (p_1, \dots, p_m) . Часть свойств агент получает по наследству, а другая часть приобретает в течение жизни агента. Набор параметров, передаваемых по наследству, будем обозначать (p_{a1}, \dots, p_{am}) , набор параметров, приобретаемых в течение жизни агента – (p_{b1}, \dots, p_{bm}) . Совокупность параметров (p_{a1}, \dots, p_{am}) образует генотип агента, который содержит информацию о состоянии самого агента и возможностях его взаимодействия с другими агентами. Для оценки текущего состояния агента и возможностей его взаимодействия с другими агентами (формирования потомка) будем использовать ресурсные параметры, такие как общий ресурс агента $RES(a_i)$ и ресурс, необходимый для рождения потомка $RES(a_{ij})$. При этом очевидно, что величина ресурса, необходимого для рождения потомка не может превышать общей величины имеющегося ресурса $RES(a_{ij}) < RES(a_i)$. В свою очередь, фенотип агента связан с набором (p_{b1}, \dots, p_{bm}) и определяется на основе различных правил в процессе взаимодействия с окружающей средой.

Предположим, что текущая популяция насчитывает G поколений, объединение в единое подмножество двух последовательных поколений популяции приводит к созданию агентства. В каждом поколении можно выделить группы взаимосвязанных индивидов: агенты – родители (*parents*) a_{pi} и агенты – потомки (*descendants*) a_{dj} , которые образуют семью (частный случай агентства). В результате объединения трех поколений агентов (или пары последовательных агентств) возникает минимальная единица (элементарное состояние) ЭМАС.

Каждый агент в агентстве имеет свой генотип и фенотип. Каждая пара родителей порождает, по меньшей мере, одного потомка в результате выполнения одного из множества эволюционных операторов [22–25]

$$a_{pi} \times a_{pj} \rightarrow a_{dk},$$

где $a_{pi} \times a_{pj}$ – взаимодействие пары агентов-родителей; a_{dk} – агент-потомок. Среди множества эволюционных операторов важнейшими являются операторы «создания начальной популяции», «мутации», «скрещивания», «отбора-селекции».

В основу модели положена эволюционная стратегия, включающая механизмы: воспроизведение, скрещивание и мутации. Схема реализации предлагаемой стратегии приведена на рис. 1.



Рис. 1. Схема алгоритма эволюции

1. *Создание начальной популяции.* Случайным образом создается начальная популяция агентов (особей) размером N .

2 – 3. *Блоки пополнения и расходования ресурсов.* В качестве механизма реализации функций пополнения и расходования ресурсов используется оператор мутации. Необходимо заметить, что оператор мутации применяется к определенному (фиксированному) гену, определяющему величину общего ресурса агента. Схема представлена на рис. 2.

Блок «*Выбора i -й особи в популяции*». Выбирается очередная особь в популяции с индексом i , который изменяется в пределах от 1 до N . Таким образом, перебираются все особи в популяции.

Блок «*Генерация вероятности получения дополнительного ресурса i -й особью*». Определяется вероятность получения i -й особью дополнительного ресурса. Для этого случайным образом генерируется число в интервале $(0, 1)$. В случае, если это число больше заданного значения вероятности ($P > P_{or}$) выполняется переход к следующему блоку.

Блок «*Генерация размера дополнительного ресурса и изменение ресурса особи*». Определяем размер приращения ресурса, для этого случайным образом выбирается число на интервале $(0, 1)$ – размер дополнительно ресурса много меньше общего ресурса агента. После чего общий ресурс особи увеличивается на величину сгенерированного дополнительного ресурса.

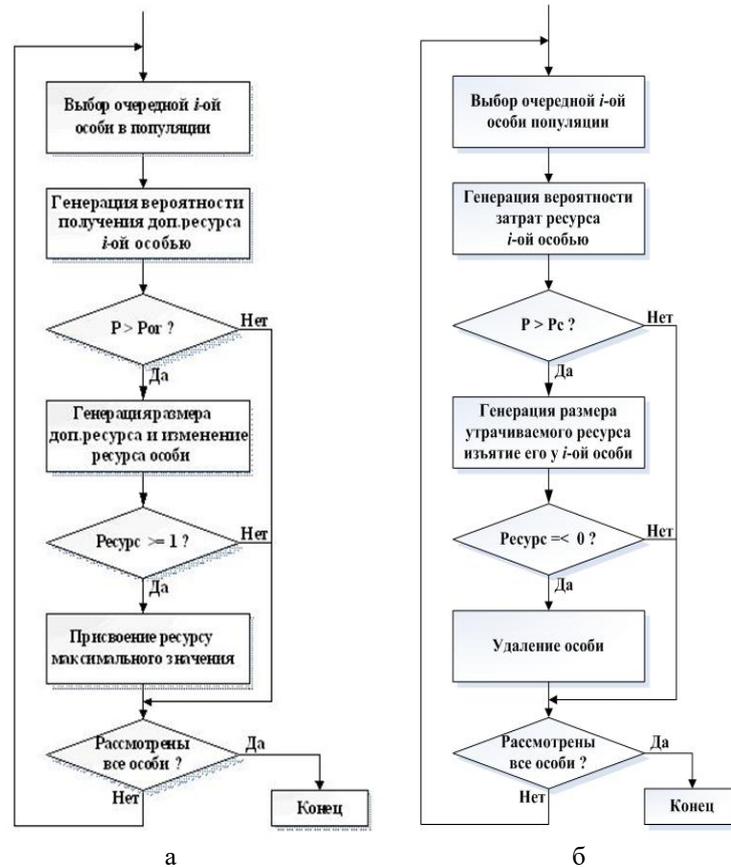


Рис. 2. Схема блоков расходования (а) и пополнения (б) ресурсов

Блоки «Ресурс ≥ 1 ?», «Присвоение ресурсу максимального значения». Эти два блока отвечают за проверку переполнения агента ресурсами. Ресурс особи в ходе приобретения дополнительного ресурса не может превышать максимально допустимое значение равное 1.

Блок «Рассмотрены все особи?» Проверяется выполнение условия окончания: Если просмотрены все особи от 1 до N, то переходим к следующему этапу алгоритма.

Расходование ресурсов осуществляется аналогично. Предполагается, что ресурс может быть потрачен на совершение различных действий. Так же как и в блоке пополнения, величина расходуемого ресурса выбирается случайным образом на интервале (0, 1). Если агент текущая величина ресурса снижается до 0, то он удаляется из популяции, т.е. “умирает”. Схема работы блока представлена на рис. 2,б.

4. Проверка условия окончания. Если текущее значение становится больше заданного значения G_{max} , процесс моделирования прерывается.

5. Блок скрещивания особей популяции. Реализует скрещивание особей в популяции. Схема алгоритма скрещивания изображена на рис. 3.

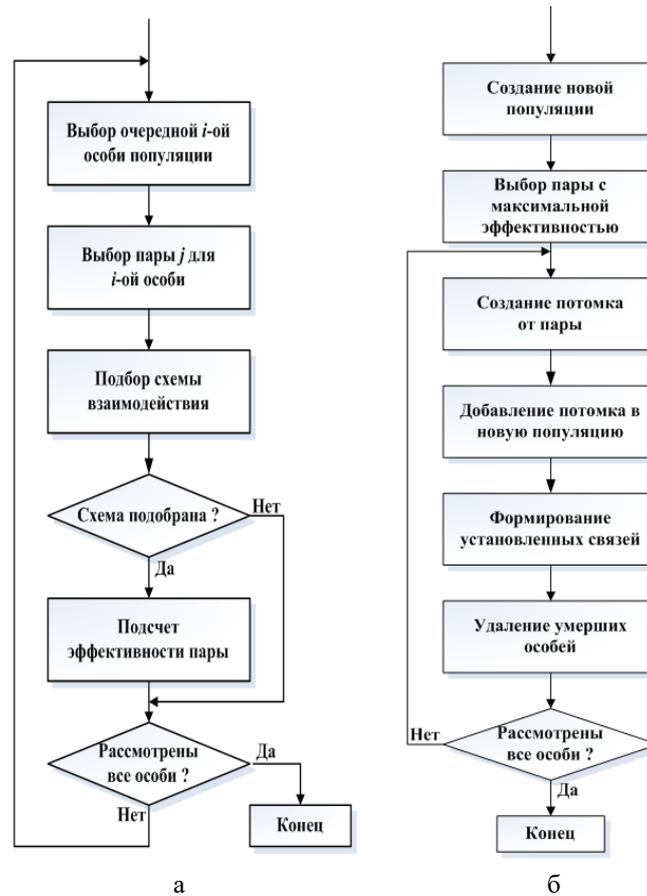


Рис. 3. Схема операторов скрещивания (а) и воспроизведения (б)

Блок «Выбор i -й особи в популяции». Выбирается очередная особь в популяции с индексом i , который изменяется в пределах от 1 до N . Таким образом, перебираются все особи в популяции.

Блок «Выбор пары j для i -й особи». Для очередной i -й особи случайным образом выбирается пара j .

Блок «Подбор схемы взаимодействия». В этом блоке осуществляется анализ генотипов выбранных особей, проверяется, удовлетворяют ли генотипы условиям срабатывания для схемы.

Блок «Схема подобрана?». Осуществляется проверка, была ли на предыдущем блоке подобрана схема взаимодействия, т.е. нашлась ли такая система условий, которой удовлетворяют генотипы выбранных агентов. В случае, если схему подобрать удалось, подсчитывается эффективность пары.

Блок «Рассмотрены все особи?» Проверяется выполнение условия окончания: Если просмотрены все особи от 1 до N , то переходим к следующему этапу алгоритма.

б. Операция воспроизведения. В этом блоке происходит формирование потомка, реализуется воспроизведение особей и формирование новой популяции. Потомок создается от пары обладающей максимальной эффективностью. Схема алгоритма воспроизведения приведена на рис. 3,б.

Блок «Создание новой популяции». Создается новая популяция особей, которая будет состоять из жизнеспособных особей текущей популяции и потомков. Номер поколения G для новой популяции увеличивается на единицу по сравнению с номером текущего поколения.

Блок «Выбор пары с максимальной эффективностью». Среди всех пар, для которых были подсчитаны эффективности, а, следовательно, были подобраны подходящие схемы взаимодействия, осуществляется выбор пары с максимальной эффективностью.

Блок «Создание потомка от пары». После выбора пары с максимальной эффективностью, создается потомок данной пары. В качестве оператора скрещивания используется схема, условиям срабатывания которой удовлетворяет данная пара.

Блок «Добавление потомка в популяцию». Созданный потомок добавляется в популяцию под номером $L+1$, где L текущее число особей в популяции.

Блок «Формирование установленных связей». Как уже отмечалось выше, мы отдельно рассматриваем связи на уровне генотипов агентов, и отдельно связи, установившиеся в результате взаимодействия агентов (фенотипические связи). После того, как новый агент добавлен в популяцию, необходимо сформировать связи между агентами, участвовавшими во взаимодействии, определить какие именно связи устанавливаются исходя из конкретной схемы взаимодействия.

Блок «Удаление умерших особей». В блоке проводится удаление особей из популяции, исчерпавших свой внутренний ресурс. Рассматриваются все особи от 1 до N .

Блок «Рассмотрены все особи?» Проверяет условие окончания блока.

В результате использования установленных схем взаимодействия (они же эволюционные операторы, операторы скрещивания), сопровождающихся порождением новых членов популяции, формируется множество различных структур S : $S = \{S_1, S_2, \dots, S_i, \dots, S_j\}$.

Описание некой синтезированной структуры S_i представляется как:

$$S_i = \{C_i, R_i\},$$

где C_i – множество компонентов структуры (агентов ее формирующих); R_i – множество связей между компонентами структуры.

Заключение. Общая методика эволюционного проектирования искусственных агентов и многоагентных систем построена. При ее разработке использованы понятия генотипа и фенотипа агентов: генотип связывается с наследованием ресурса агентов-родителей, а фенотип с условиями (правилами) их взаимодействия.

На основе предложенной методики была разработана программная система поддержки эволюционного проектирования агентов и МАС. Система реализована на языке высокого уровня C++ в интегрированной среде разработки C++Builder. В настоящее время проводятся вычислительные эксперименты для исследования предложенной модели проектирования многоагентных систем, оценки эффективности различных операторов и схем формирования агентов-потомков, необходимые условия выживания.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Тарасов В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям. – М.: Эдиториал УРСС, 2002.
2. Тарасов В.Б. Агенты, многоагентные системы, виртуальные сообщества: стратегическое направление в информатике и искусственном интеллекте // Новости искусственного интеллекта. – 1998. – № 2. – С. 55-63.
3. Тарасов В.Б. Восходящее и нисходящее проектирование многоагентных систем // Проблемы управления и моделирования в сложных системах. – Самара: Самарский научный центр РАН, 1999. – С. 268-274.
4. Russel S.J., Norvig P. Artificial Intelligence. A modern Approach. – Prentice Hall, 2003.

5. *Luger G.F.* Artificial Intelligence. Structures and Strategies for Complex Problem Solving. – 6th ed. – Addison Wesley, Boston MA, 2009.
6. *Тарасов В.Б., Голубин А.В.* Эволюционное проектирование: на границе между проектированием и самоорганизацией // Известия ТРТУ. – 2006. – № 8 (63). – С. 77-82.
7. *Wooldridge M.* An Introduction to Multi-Agent Systems. – 2nd ed. – New York: John Wiley and Sons, 2009.
8. *Wooldridge M., Jennings N.* Agent Theories, Architectures and Languages: a Survey // Intelligent Agents: ECAI-94 Workshop on Agent Theories, Architectures and Languages / ed. by M. Wooldridge, N. Jennings. – Berlin: Springer Verlag, 1995.
9. *Brooks R.* Intelligence Without Representation // Artificial Intelligence. – 1991. – Vol. 47. – P. 139-159.
10. *Holland J.H.* Adaptation in Natural and Artificial Systems. – Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
11. *Редько В.Г.* Моделирование когнитивной эволюции. На пути к теории эволюционного происхождения мышления. – М.: Изд-во УРСС, 2015.
12. *Langton C.* (Ed.). Artificial Life. – New York: Addison-Wesley, 1988.
13. *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.
14. *Shoham Y.* Agent Oriented Programming // Artificial Intelligence. – 1993. – Vol. 60, No. 1. – P. 51-92.
15. *Colomi A., Dorigo M., Maniezzo V.* Distributed Optimization by Ant Colonies // Proceedings of the First European Conference on Artificial Life, Paris, France, F. Varela and P. Bourguin (Eds.). – Elsevier Publishing, 1991. – P. 134-142.
16. *Colomi A., Dorigo M., Maniezzo V.* The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents. Tech.Rep.IRIDIA/94-28, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1996.
17. *Bonabeau E., Dorigo M., Theraulaz G.* Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems. – New York: Oxford University Press, 1999.
18. *Гладков Л.А., Курейчик В.М., Курейчик В.В., Сороколетов П.В.* Биоинспирированные методы в оптимизации. – М.: Физматлит, 2009.
19. *Пранчивили И.В.* Системный подход и общесистемные закономерности. – М.: СИНТЕГ, 2000.
20. *Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С.* Нечеткие модели и сети. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007.
21. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Gusev N.Y., Semushina N.S.* Integrated approach to the solution of computer-aided design problems // Proceedings of the 4th International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (ITI'19). Advances in Intelligent Systems and Computing. Vol. 875. – Springer, Cham, 2020. – P. 246-257.
22. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Gromov S.A.* Hybrid models of solving optimization tasks on the basis of integrating evolutionary design and multiagent technologies // Advances in Intelligent Systems and Computing. Vol. 985. Artificial Intelligence Methods on Intelligent Algorithms. Proceeding of 8th Computer Science On-line Conference CSOC 2019. Vol. 2. – Springer Nature Switzerland AG 2019. – P. 381-391.
23. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Dmitrienko, N.A.* Integrated Model for Constructing Evolving Multi-Agent Subsystems // Proceedings of International Russian Automation Conference “RusAutoCon 2019”.
24. *Гладков Л.А., Гладкова Н.В.* Эволюционное проектирование как инструмент разработки многоагентных систем // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 4 (206). – С. 26-37.
25. *Гладков Л.А., Гладкова Н.В.* Эволюционирующие многоагентные системы и эволюционное проектирование // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2020. – № 4 (214). – С. 48-59.

REFERENCES

1. *Tarasov B.B.* Ot mnogoagentnykh sistem k intellektual'nym organizatsiyam [From multi-agent systems to intelligent organizations]. Moscow: Editorial URSS, 2002.
2. *Tarasov B.B.* Agenty, mnogoagentnye sistemy, virtual'nye soobshchestva: strategicheskoe napravlenie v informatike i iskusstvennom intellekte [Agents, multi-agent systems, virtual communities: strategic direction in computer science and artificial intelligence], *Novosti iskusstvennogo intellekta* [Artificial Intelligence News], 1998, No. 2, pp. 55-63.

3. *Tarasov B.B.* Voskhodyashchee i niskhodyashchee proektirovanie mnogoagentnykh sistem [Ascending and descending design of multi-agent systems], *Problemy upravleniya i modelirovaniya v slozhnykh sistemakh* [Problems of control and modeling in complex systems]. Samara: Samarskiy nauchnyy tsentr RAN, 1999, pp. 268-274.
4. *Russel S.J., Norvig P.* Artificial Intelligence. A modern Approach. Prentice Hall, 2003.
5. *Luger G.F.* Artificial Intelligence. Structures and Strategies for Complex Problem Solving. 6th ed. Addison Wesley, Boston MA, 2009.
6. *Tarasov B.B., Golubin A.V.* Evolyutsionnoe proektirovanie: na granitse mezhdru proektirovaniem i samoorganizatsiyey [Evolutionary design: on the border between design and self-organization], *Izvestiya TRTU* [Izvestiya TSURE], 2006, No. 8 (63), pp. 77-82.
7. *Wooldridge M.* An Introduction to Multi-Agent Systems. 2nd ed. New York: John Wiley and Sons, 2009.
8. *Wooldridge M., Jennings N.* Agent Theories, Architectures and Languages: a Survey, *Intelligent Agents: ECAI-94 Workshop on Agent Theories, Architectures and Languages*, ed. by M. Wooldridge, N. Jennings. Berlin: Springer Verlag, 1995.
9. *Brooks R.* Intelligence Without Representation, *Artificial Intelligence*, 1991, Vol. 47, pp. 139-159.
10. *Holland J.H.* Adaptation in Natural and Artificial Systems. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
11. *Red'ko V.G.* Modelirovanie kognitivnoy evolyutsii. Na puti k teorii evolyutsionnogo proiskhozhdeniya myshleniya [Modeling cognitive evolution. On the way to the theory of the evolutionary origin of thinking]. Moscow: Izd-vo URSS, 2015.
12. *Langton C.* (Ed.). Artificial Life. New York: Addison-Wesley, 1988.
13. *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, pp. 285-312.
14. *Shoham Y.* Agent Oriented Programming, *Artificial Intelligence*, 1993, Vol. 60, No. 1, pp. 51-92.
15. *Colormi A., Dorigo M., Maniezzo V.* Distributed Optimization by Ant Colonies, *Proceedings of the First European Conference on Artificial Life, Paris, France*, F. Varela and P. Bourginie (Eds.). Elsevier Publishing, 1991, pp. 134-142.
16. *Colormi A., Dorigo M., Maniezzo V.* The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents. Tech.Rep.IRIDIA/94-28, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1996.
17. *Bonabeau E., Dorigo M., Theraulaz G.* Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems. New York: Oxford University Press, 1999.
18. *Gladkov L.A., Kureychik V.M., Kureychik V.V., Sorokoletov P.V.* Bioinspirirovannyye metody v optimizatsii [Bioinspired methods in optimization]. Moscow: Fizmatlit, 2009.
19. *Prangishvili I.V.* Sistemnyy podkhod i obshchesistmenyye zakonomernosti [A systematic approach and system-wide patterns]. Moscow: SINTEG, 2000.
20. *Borisov V.V., Kruglov V.V., Fedulov A.S.* Nechetkie modeli i seti [Fuzzy models and networks]. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2007.
21. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Gusev N.Y., Semushina N.S.* Integrated approach to the solution of computer-aided design problems, *Proceedings of the 4th International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry" (IITI'19). Advances in Intelligent Systems and Computing*. Vol. 875. Springer, Cham, 2020, pp. 246-257.
22. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Gromov S.A.* Hybrid models of solving optimization tasks on the basis of integrating evolutionary design and multiagent technologies, *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Vol. 985. *Artificial Intelligence Methods on Intelligent Algorithms. Proceeding of 8th Computer Science On-line Conference CSOC 2019*. Vol. 2. Springer Nature Switzerland AG 2019, pp. 381-391.
23. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Dmitrienko, N.A.* Integrated Model for Constructing Evolving Multi-Agent Subsystems, *Proceedings of International Russian Automation Conference "RusAutoCon 2019"*.
24. *Gladkov L.A., Gladkova N.V.* Evolyutsionnoe proektirovanie kak instrument razrabotki mnogoagentnykh sistem [Evolutionary design as a tool for the development of multi-agent systems], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2019, No. 4 (206), pp. 26-37.
25. *Gladkov L.A., Gladkova N.V.* Evolyutsioniruyushchie mnogoagentnyye sistemy i evolyutsionnoe proektirovanie [Evolving multi-agent systems and evolutionary design], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2020, No. 4 (214), pp. 48-59.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н., профессор В.Б. Тарасов

Гладков Леонид Анатольевич – Южный федеральный университет; e-mail: lagladkov@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 88634371625; кафедра САПР; доцент.

Гладкова Надежда Викторовна – e-mail: nvgladkova@sfedu.ru; тел.: 88634393260; кафедра САПР; старший преподаватель.

Gladkov Leonid Anatol'evich – Southern Federal University; e-mail: lagladkov@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +78634371625; the department of CAD; associate professor.

Gladkova Nadezhda Viktorovna – e-mail: nvgladkova@sfedu.ru; phone: +78634393260; the department of CAD; senior teacher.

УДК 681.2.089

DOI 10.18522/2311-3103-2021-4-61-73

С.И. Клевцов

ОСОБЕННОСТИ ВЫБОРА МОДЕЛИ ХАРАКТЕРИСТИКИ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ДЛЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ДАТЧИКА ФИЗИЧЕСКИХ ВЕЛИЧИН

Рассматриваются вопросы выбора вида и параметров модели характеристики преобразования интеллектуального датчика физических величин на примере датчика давления. Характеристика преобразования интеллектуального датчика представляет собой математическое, алгоритмическое и программное обеспечение для вычисления физической величины на основе электрических сигналов, которые поступают с измерительных каналов датчика. Модель характеристики преобразования должна быть адаптирована к конфигурации функции преобразования чувствительного элемента датчика и особенностям поведения этой функции при воздействии внешних дестабилизирующих факторов. В работе рассмотрены различные модели характеристики преобразования, определены особенности их применения, достоинства и недостатки, достижимые уровни погрешности аппроксимации реальной характеристики, которые влияют на конечную точность измерений интеллектуального датчика. Интеллектуальные датчики используются для задач измерения физических величин в различных технических системах и требования к точности измерений в реальных задачах различны. Точность измерений в значительной степени определяется степенью аппроксимации реальной характеристики датчика ее математической моделью. Чем сложнее модель, тем, как правило, сложнее ее реализовать в датчике и тем выше стоимость измерений. Поэтому важно управлять погрешностью аппроксимации характеристики преобразования, чтобы эффективно использовать датчик. Для управления погрешностью аппроксимации характеристики преобразования интеллектуального датчика давления предложено воспользоваться методом мультисегментной пространственной аппроксимации, а в качестве сегментов использовать модели линейных или нелинейных пространственных элементов. Определены основные математические выражения, схема управления погрешностью. Представлены результаты моделирования, которые показывают возможность и преимущества использования метода для формирования пространственных моделей характеристики преобразования, которые адаптивны к изменениям реальной функции преобразования датчика, учитывают влияние внешних факторов на результаты измерений. Кроме того, метод позволяет модифицировать текущую модель пространственной аппроксимации, изменяя типы локальных пространственных элементов и таким образом, управлять погрешностью измерений.

Модель; интеллектуальный датчик; характеристика преобразования; погрешность; аппроксимация.