

## МОДЕЛИРОВАНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ В ПРОЦЕССАХ ЭВОЛЮЦИОННОГО ОБУЧЕНИЯ.

Ирина Трегубенко

**Аннотация:** Предложена технология эволюционного обучения интеллектуальных систем. Сформулировано новое понимание дискретности процесса обучения с учетом принципа ограниченности жизненного цикла интеллектуальной системы. Предложена двухмодульная концепция моделирования интеллектуальных систем, введено новое понятие B-System.

**Ключевые слова:** интеллектуальные системы, эволюционное обучение.

**ACM Classification Keywords:** H. Information Systems, H.1 MODELS AND PRINCIPLES, H.1.1 Systems and Information Theory.

---

### Анализ и постановка проблемы

---

Современные эволюционные методы в области искусственного интеллекта традиционно отталкиваются от физических законов и методов организации известной вселенной. Ученые концентрируют усилия на изучении физических составляющих материи, их взаимосвязях и превращениях. При моделировании и воспроизведении процессов эволюции, в самых разнообразных аспектах, в частности на базе когнитивного подхода [Трегубенко, 2010], исследователи базируются на изучении и моделировании реальных физических, физиологических процессах, проходящих в естественных системах. Процессы мышления, применительно к интеллектуальным системам рассматриваются как возможность использования знаний и выводов, базирующихся на этих знаниях, для формирования эффективного, рационального поведения системы [Трегубенко, 2010]. При этом, процессы анализа, систематизации и хранения информации не отделяются от физической платформы системы. Существует много теорий и методов воспроизведения, протекающих в естественных системах процессов мышления, например моделирование нейронов и нейронных систем, однако задача построения полноценного искусственного разума еще не решена.

При построении искусственных систем с использованием средств интеллектуализации наиболее существенными и проблематичными являются процессы обучения интеллектуальных составляющих, в частности модулей управления [Трегубенко, 2009]. Для проектирования таких подсистем могут быть использованы технологии интеллектуальных агентов, а для их адаптации к окружающей среде, наиболее эффективным и надежным представляется метод обучения с подкреплением [Tregubenko, 2010], построенный на базе теории обучения с подкреплением [Sutton, 1998], которая в свою очередь может рассматриваться как развитие теории адаптивного поведения. Однако возникают закономерные трудности, в связи со сложностью и многокритериальностью задачи обучения.

---

## Цель

---

Необходимо предложить технологию, которая понизит сложность системы обучения, т.е. взаимосвязей и действующих факторов взаимодействия пары интеллектуальная система – среда обучения, и построить соответствующую модель интеллектуальной системы.

---

## Основной материал.

---

Интеллектуальные системы ранее рассматривались автором, на примере интеллектуальных агентов, как совокупность нейросетевых модулей [Tregubenko, 2010], которые находятся в постоянном взаимодействии с постоянно изменяющейся внешней средой. Однако такой подход является чисто технологическим, привязанным к конкретной физической реализации и не дает значительного эффекта с точки зрения уменьшения сложности задачи. Безусловно, этот подход будет применяться в дальнейшем, однако на более низких уровнях абстракции процесса обучения.

Рассмотрим более подробно процесс обучения интеллектуальной системы. Наиболее значимая проблема организации эффективного и результативного обучения состоит в сложности корректной постановки задачи обучения.

Обучение более сложных систем занимает больше времени, чем обучение более простых систем. Кроме этого на время обучения так же влияет прикладная область, т.е. для выполнения каких именно функций обучаем интеллектуальную систему. Нельзя рассматривать обучение вне контекста к функциям, которые должна выполнять обучаемая система. Задачу обучения можем рассматривать исключительно в контексте ограничений по определенному набору функций, который должен уметь выполнять обучаемый.

Если принять во внимание, что ставится не абстрактная задача обучения без ограничений, то возникает проблема формулировки цели обучения и построение системы критериев, подтверждающих адекватность выполненного процесса обучения. Кроме того, необходимо учитывать, что так называемые самообучающиеся системы бессмысленны и могут стать опасными в случае бесконтрольности процесса обучения со стороны внешней среды и/или субъекта обучения.

В процессе обучения интеллектуальных систем можно выделить три составляющих (рис.1): объект, субъект и среда обучения. Под объектом обучения понимаем интеллектуальную систему (ИС), которая должна выполнить процесс обучения, т.е. освоить определенный объем знаний и приобрести соответствующий набор навыков. Под субъектом понимаем автора (А) системы. Без понимания участия и функций составляющей – автор обучающейся интеллектуальной системы, невозможно поставить цели обучения и собственно инициировать сам процесс. Безусловно, автор так же может иметь сложную структуру, быть отдельным независимым индивидом или объединением, системой, причем не существенно какой именно – искусственной или естественной.

Третья составляющая рассматриваемого процесса – среда обучения(С). В зависимости от соотношения автора и среды обучения, можно выделить три принципиально различных типа организации процессов обучения интеллектуальной системы (рис.1.). Вариант а) на рисунке 1 демонстрирует ситуацию, когда среда обучения отделена от автора. Вариант б) на рисунке 1 вторая демонстрирует ситуацию, когда среда обучения содержит в себе автора, либо полностью либо частично. Вариант в) на рисунке 1

представляет ситуацию, когда автор идентичен среде обучения, т.е. по сути, среда обучения есть автором. Последний вариант соответствует процессам самообучения интеллектуальной системы.

В области информационных технологий и их программных реализаций видно, что технологические детали организации платформы могут быть различны для одной и той же информационной системы. Очевидным есть факт того что, один и тот же алгоритм может существовать в различных записях, синтаксически и технологически различных. При этом, однако, алгоритм, по сути, не меняется. По аналогии, отделим понятие интеллекта от конкретной физической реализации системы, которая проходит процесс обучения.

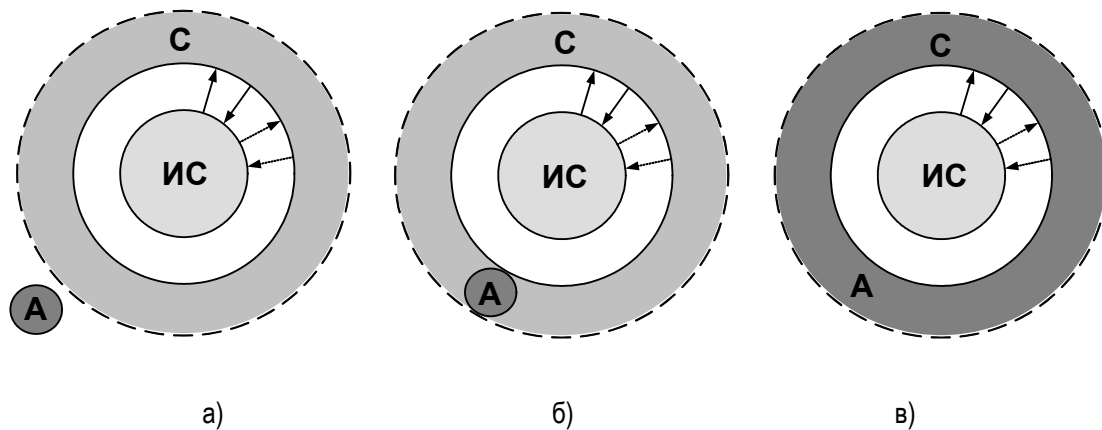


Рис. 1. Типы организации процессов обучения интеллектуальной системы: а) – внешний независимый автор; б) – автор, как часть среды обучения; в) – автор идентичен среде обучения.

Рассмотрим более подробно идею эволюционного обучения интеллектуальных систем. Современные методы обучения интеллектуальных систем разнообразны, однако обычно привязаны к физическим характеристикам, структуре и свойствам объекта обучения и окружающей его среды. Абстрагируемся от технической платформы и физической реализации конкретной интеллектуальной системы. Для упрощения задачи, на первом этапе, отбрасываем внутреннюю структуру, конкретные конструкционные решения и ставим задачу представить и описать технологию обучения интеллектуальной системы на уровне абстракции.

Если посмотреть на организацию естественного мира нам известного, можно утверждать что универсальной интеллектуальной системы не существует. Каждая из интеллектуальных систем находится на определенном уровне сознания и способна выполнять ограниченный набор функций. Можно утверждать так же, что жизненный цикл любой системы ограничен и конечен. Безусловно, за ограниченный жизненный цикл интеллектуальной системы она может обучиться ограниченному набору функций и приобрести конечный набор знаний. Следовательно, необходимо рассмотреть вопрос увеличения жизненного цикла интеллектуальных систем, сделав его условно бесконечным. Невозможно построить интеллектуальную систему с одним непрерывным бесконечным жизненным циклом, т.е. условное бесконечное существование невозможно обеспечить на базе ограниченной физической реальности.

Если принять за исходное утверждение, что за один жизненный цикл существования интеллектуальной системы, она может обучиться определенному ограниченному набору функций и навыков. Тогда, для

продолжения обучения, система должна получить новые исходные данные и задачу – новый комплект осваиваемых функций. Таким образом, задача обучения интеллектуальной системы, сводится к созданию интерактивного процесса обучения на разных иерархических уровнях функционирования, с учетом необходимости сохранения части знаний и умения выполнять определенные функции при переходе на новый иерархический уровень, с потерей не нужных на следующем уровне свойств и способностей (технологических интерфейсных функций), которые ранее использовались для приобретения знаний и умения выполнять определенные функции, с приобретением новых свойств, способностей (технологических функций) и исходных данных, позволяющих оперировать с новыми навыками в новой среде.

Исходя из выше сказанного, проведем упрощение сложности процесса обучения, представив его в виде эволюционного процесса, который состоит из последовательных дискретных вложенных процессов с динамически изменяемыми входящими данными и исходными состояниями.

Процесс обучения интеллектуальной системы разделяем на конечные иерархические итерационные этапы (рис.2). В рамках каждого этапа будет проходить процесс обучения, привязанный к конкретным физическим параметрам среды и ограниченным задачам обучения, что и будет обуславливать конечность эволюционного этапа обучения на данном итерационно-иерархическом уровне.

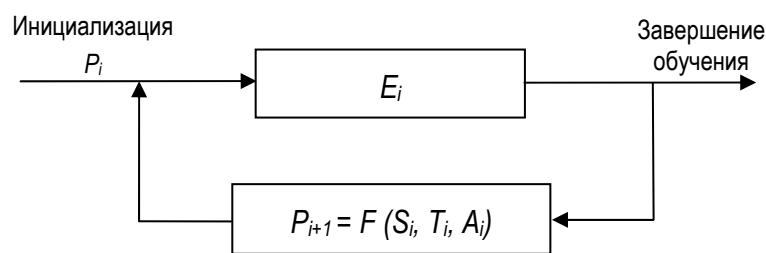


Рис.2. Итерационный этап эволюционного обучения.

За эволюционный этап обучения принимаем цепочку: инициализация – обучение – завершение обучения. Во время первой процедуры инициализации, проводится моделирование первого эволюционного этапа, определяются задачи обучения, формируются текущие технологии адаптации к физической среде. Далее запускается процесс обучения, т.е. в общем случае выполняется  $i$ -ый эволюционный этап обучения ( $E_i$ ). На этой стадии вполне применимы технологии обучения с подтверждением [Tregubenko, 2010].

После окончания текущего  $i$ -ого эволюционного этапа обучения ( $E_i$ ) предусматривается три основные процедуры:

1. Сохранение результатов ( $S_i$ ) обучения интеллектуальной системы, т.е. оптимизацию и сохранность полученных в результате обучения знаний в независимой от среды и физ. платформы форме.
2. Отбрасывания ненужных технических данных и служебных функций ( $T_i$ ), с помощью которых происходила адаптация системы под конкретную физическую реализацию и конкретные задачи конкретного этапа обучения.
3. Анализ ( $A_i$ ), т.е. оценка соответствия результатов обучения поставленным целям, принятие решения о переходе на следующий уровень обучения, с возможностью интерактивного моделирования этого уровня, постановкой новых задач на обучение и формированием текущих технологий адаптации к новой физической среде. Следует обратить внимание, что следующим уровнем может быть выбран, как и

новый  $i+1$ -ый эволюционный этап, так и текущий  $i$ -ый этап, что будет соответствовать повторному обучению. В общем случае следующим уровнем, на котором будет проводиться обучение интеллектуальной системы, может быть выбран любой иерархический уровень.

Построим модель интеллектуальной системы с учетом рассмотренных выше технологий эволюционного обучения. Разделим интеллектуальную систему на две составляющие. Одна составляющая должна нести в себе интеллектуальные функции и сохраняться сколь угодно долго. Другая составляющая должна быть достаточно гибкой и обеспечивать приспособляемость системы к изменяющейся окружающей среде. Эта составляющая не обязательно должна быть постоянной и вполне может быть сменной, заменяемой, с коротким периодом существования. Модель эволюционно обучающейся системы представлена в виде двух принципиально различных модулей: интеллектуальный модуль и модуль адаптации к окружающей среде (рис. 3).

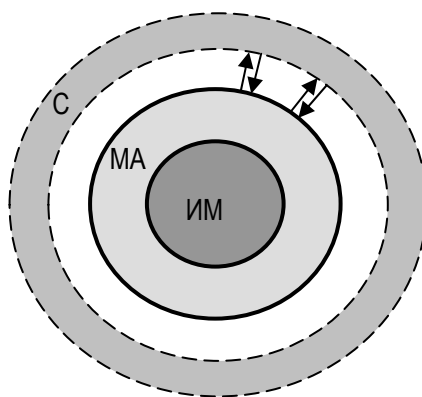


Рис.3. Модульная структура интеллектуальной системы.

Интеллектуальный модуль (ИМ) рассматривается как постоянная составляющая и является сутью системы и собственно, самой системой в нашем понимании, время существования которой в принципе неограниченно. Модуль адаптации (МА), является изменяемой частью и обеспечивает функционирование интеллектуального модуля в текущих физических реалиях. Время существования и модификации модуля адаптации определяется физическими свойствами окружающей среды и/или выполнением задач обучения на конкретном эволюционном этапе. Двухмодульное представление о интеллектуальных системах, которые в дальнейшем будем называть B-System, соответствует эволюционному пониманию процесса обучения. Ниже представлен механизм приспособляемости таких систем к новым физическим параметрам среды при переходе на новый итерационный эволюционный этап обучения (рис.4).

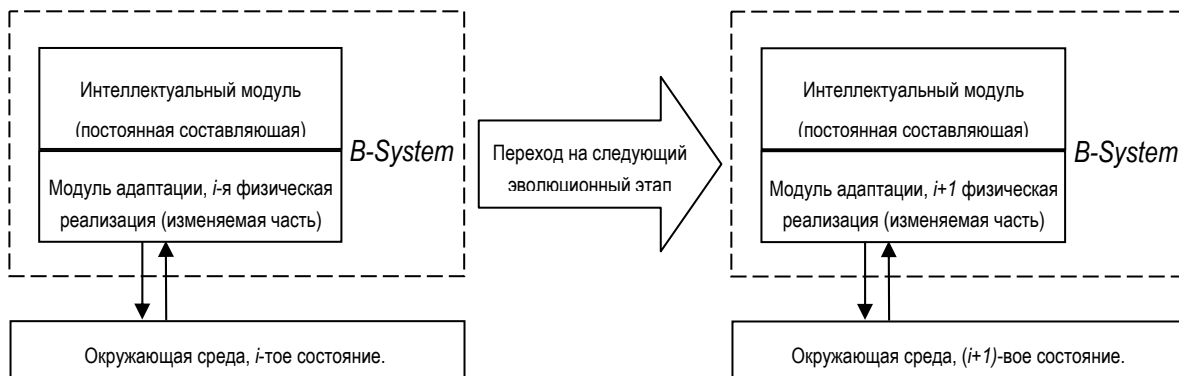


Рис. 4. Механизм приспособляемости B-System к новым физическим параметрам среды.

Выполним формализацию задачи обучения интеллектуальной системы на  $i$ -ом эволюционном этапе итерационно-иерархического процесса обучения.

Во время процедуры инициализации на  $i$ -ом эволюционном этапе выполняется дискретизация задач обучения, определяется конечный набор функций, которые должна освоить интеллектуальная система. Таким образом, на  $i$ -ом эволюционном этапе интеллектуальная система должна выполнить  $M$  процессов обучения. Интеллектуальной системе выделяется соответствующее множество ресурсов  $R^i$  для выполнения каждого процесса на  $i$ -ом эволюционном этапе обучения:

$$R^i = \sum_{k=1}^M r_k^i \quad (1)$$

Для выполнения одного  $k$ -ого процесса обучения необходимо освоить ограниченное количество  $N_k^i$  ресурсов. Условие выполненного процесса обучения, возможно определить через условие полного освоения выделенного ресурса  $R^i$  на  $i$ -ом эволюционном этапе обучения:

$$\sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^{N_k^i} r_{kj}^i N_k^i = R^i \quad (2)$$

где,  $r_{jk}^i$  - количество  $j$ -ого ресурса переработанного  $k$ -им процессом обучения,

Целевая функция обучения на  $i$ -ом эволюционном этапе обучения может быть представлена в виде:

$$F^i = \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^{N_k^i} z_{kj}^i N_k^i + \sum_{k=1}^M \varphi_k^i(N_k^i, N_k^{ii}) \quad (3)$$

где  $z_{kj}^i$  - затраты  $j$ -ого ресурса на  $k$ -ом процессе  $i$ -ого эволюционного этапа обучения интеллектуальной системе.

Понятно, что  $N_k^i$  всегда меньше чем  $N_k^{ii}$  -максимально возможное количество реализованных процессов обучения интеллектуальной системы, т.е. освоенных ресурсов на на  $i$ -ом эволюционном этапе.

$\varphi_k^i$  - штрафная функция, за отклонения количества выполненных процессов обучения от максимально возможного количества выполненных процессов обучения на  $i$ -ом эволюционном этапе.

Таким образом, задача обучения интеллектуальной системы на  $i$ -ом эволюционном этапе может быть сформулирована следующим образом: минимизировать целевую функцию (3) при выполнении ограничения (2).

---

## Выводы.

Организация процессов обучения интеллектуальных систем на базе эволюционных методов может повысить эффективность обучения. Разработана идея и технология эволюционного обучения интеллектуальных систем. Сформулировано новое понимание дискретности процесса обучения с учетом принципа ограниченности жизненного цикла интеллектуальной системы. Предложена двухмодульная концепция моделирования интеллектуальных систем, введено новое понятие B-System, состоящих из двух взаимосвязанных модулей, имеющих различные свойства и жизненный цикл. На этой базе и

---

---

предполагается развивать методы построения и организации процессов эволюционного обучения интеллектуальных систем.

---

### Библиография

---

[Трегубенко, 2009] Трегубенко І.Б. Концепція інтелектуального управління в складних розподілених системах. // Матеріали ІХ міжнародної наукової конференції ім.Т.А.Таран „Інтелектуальний аналіз інформації ІАІ-2009” – К. : ПРОСВІТА, 2009. - 464 с.:ил - С. 391-393

[Трегубенко, 2010] Трегубенко І.Б. Адаптивна поведінка інтелектуальних агентів захисту на базі теорії когнітивної еволюції. // 17 міжнародна конференція з автоматичного управління "Автоматика - 2010". Тези доповідей. Том2. - Харків: ХНУРЕ, 2010. - 306 с.- С.202-203

[Tregubenko, 2010] Tregubenko I.B. Reinforcement learning intellectual agent of protection for adapting to surrounding environment // SIN'10: Proceedings of the 3rd international conference on Security of information and networks/ - ACM New York, NY, USA ©2010 - pp: 110-112. ISBN: 978-1-4503-0234-0 DOI=10.1145/1854099.1854122.

[Sutton, 1998] Richard S. Sutton , Andrew G. Barto, Introduction to Reinforcement Learning, 1st edition, MIT Press, Cambridge, MA, USA ©1998 P.342. ISBN: 0262193981

---

### Информация про автора

---



**Ирина Трегубенко** – кафедра программного обеспечения автоматизированных систем, Черкасский государственный технологический университет, Черкассы, кандидат технических наук, доцент. Научные интересы: теория эволюционных систем, искусственный интеллект, эволюционные алгоритмы, интеллектуальные технологии в информационной безопасности и управлении; e-mail: [irttri@rambler.ru](mailto:irttri@rambler.ru)