

ОТОБРАЖЕНИЕ И ВЫВОД ПО АНАЛОГИИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ПРЕДСТАВЛЕНИЙ

Сергей Слипченко, Дмитрий Рачковский

Аннотация: Развита подход к рассуждениям по аналогии для иерархически структурированных описаний эпизодов, ситуаций и их компонентов на базе представлений аналогов в виде особой формы векторных представлений - распределенных кодовекторных представлений. Предложены распределенные представления компонентов аналогов, позволяющие непосредственно определять соответствующие друг другу представления компонентов для реализации стадии отображения двух аналогов, а также метод вывода по аналогии на их основе. Предложенные методы исследованы на базах аналогий, которые ранее применялись для исследования ведущих моделей аналогии - SME и ACME. Полученные результаты находятся на уровне результатах SME и ACME, однако за счет использования сходства векторных представления обладают низкой вычислительной сложностью и создают основу для более адекватного учета семантики аналогов и их компонентов. Это делает предложенные методы перспективными для отображения фрагментов баз знаний с большим числом компонентов.

Ключевые слова: аналогия, отображение аналогов, вывод по аналогии, распределенное представление информации, кодовекторы, базы знаний, SME, ACME

ACM Classification Keywords: 1.2 Artificial Intelligence, 1.2.4 Knowledge Representation Formalisms and Methods, 1.2.6 Learning (Analogies)

Conference: The paper is selected from XVth International Conference "Knowledge-Dialogue-Solution" KDS 2009, Varna, Bulgaria, June-July 2009

Введение

Продуктивным подходом, используемым людьми при решении сложных задач в условиях неполноты, неточности, противоречивости входной информации, являются рассуждения на основе примеров решения похожих задач. Для многих предметных областей и задач существенным является использование реляционной структурированной информации, где в явном виде присутствуют описания объектов и отношений разных уровней иерархии. Например, в базах знаний (БЗ), онтологиях, и др. Рассуждения по аналогии – это вид рассуждений на примерах, где существенное внимание уделяется сходству реляционных структур, то есть систем отношений между объектами, в ситуациях, предметных областях, эпизодах и т.п., которые могут выглядеть непохожими при поверхностном рассмотрении [Gentner, 1983], [Hummel & Holyoak, 1997].

Мышление с использованием аналогий является одним из важнейших процессов разумной деятельности людей и его моделированию посвящено большое количество работ [Gentner, 1983], [Holyoak & Thagard, 1989], [Hummel & Holyoak, 1997], [Markman, 1997], [Гладун, 2000], [Гладун и др.]. В рассуждениях по аналогии первыми тремя стадиями считают [Falkenhainer et al., 1989], [Holyoak & Thagard, 1989], [Hummel & Holyoak, 1997] поиск (процесс обнаружения в памяти наиболее близкого аналога ко входному), отображение (установление соответствия между компонентами двух аналогов) и вывод по аналогии (процесс переноса знаний от одного аналога к другому). Все эти стадии требуют обработки структурированной информации, содержащейся в представлении аналогов.

Аналоги есть иерархически структурированные описания эпизодов или ситуаций в БЗ. Реализация и эффективность операций над структурированной информацией (оценка сходства, сравнение, нахождение соответствующих элементов, обход, и др.) существенно зависит от ее представления.

Для оценки сходства структурированной информации иногда привлекают подходы, использующие понятие частичного изоморфизма [Falkenhainer et.al., 1989], [Holyoak & Thagard, 1989]. Его выявление для графов является вычислительно сложной (NP) задачей. Однако изоморфизм не учитывает сходство самих компонентов и не отражает особенностей оценки сходства, обнаруженных психологами в рассуждениях по аналогии у людей. В связи с важностью моделирования рассуждений по аналогии для проблематики искусственного интеллекта (ИИ) актуальной является разработка подходов и методов, которые позволяли бы достигать уровня результатов лучших известных (символьных) моделей [Falkenhainer et.al., 1989], [Holyoak & Thagard, 1989], однако позволяли бы преодолеть их недостатки [Eliasmith & Thagard, 2001], [Hummel & Holyoak, 1997], [Kanerva, 2000], [Plate, 2003] (высокая вычислительная сложность и слабый учет семантического сходства компонентов аналогов).

На базе бинарных нейросетевых распределенных представлений (РП) структурированной информации, разрабатываемых в рамках парадигмы ассоциативно-проективных нейронных сетей, авторами развит новый подход к моделированию рассуждений по аналогии, направленный на применение рассуждений по примерам в системах ИИ, основанных на знаниях [Markman et.al., 2003], [Rachkovskij, 2004], [Rachkovskij & Kussul, 2001], [Рачковский и Слипченко, 2005]. В данной статье рассматриваются методы отображения, основанные на бинарных разреженных РП иерархических реляционных структур, оценивается их вычислительная сложность и качество функционирования.

Распределенные представления отношений

Нейросетевой подход привел к идее РП информации – форме векторного представления, где каждый объект (признак, физический объект, их совокупность, отношение, сцена и др.) представлен совокупностью элементов вектора, а отдельный элемент вектора может принадлежать представлениям разных объектов. Авторами исследуются методы РП информации, которые трансформируют описания объектов x в кодвекторы X ($x \rightarrow X$). Кодвектор – это форма векторного представления информации со свойствами бинарности ($X \in \{0,1\}^M$) и разреженности (доля ненулевых элементов M кодвектора X размерности N мала: $M/N \ll 1$). Сходные (по векторным мерам сходства) кодвекторы должны соответствовать сходным в контексте решаемой задачи объектам.

Реляционная структурированная информация современных декларативных баз знаний (БЗ) рассматривается в работе как помеченный направленный упорядоченный ациклический граф, где вершины-потомки (аргументы отношений, представленных вершинами-родителями), в свою очередь, могут быть как объектами, так и отношениями (рис. 1).

Разработаны методы формирования кодвекторов отношений вида $R(A,B,\dots)$, (где R – идентификатор отношения, A,B,\dots – аргументы), соответствующие схемам *роль-заполнитель* (*role-filler*) и *предикат-аргументы* (*predicate-arguments*), традиционно используемым в символьных представлениях. Методы основаны на использовании процедур связывания кодвекторов [Rachkovskij & Kussul, 2001] (функционального аналога группирующих

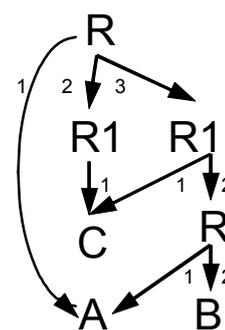


Рис. 1. Пример фрагмента БЗ

скобок для представления совокупности компонентов в символьной нотации): $(a,b,c\dots) \rightarrow \langle \mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \dots \rangle$, где $(a,b,c\dots)$ – компоненты группы, $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \dots$ – их кодвекторы, $\langle \dots \rangle$ – процедура связывания кодвекторов.

Методом роль-заполнитель кодвектор отношения формируется как $R(A,B,\dots) \rightarrow \langle \langle \mathbf{R}_a, \mathbf{A} \rangle, \langle \mathbf{R}_b, \mathbf{B} \rangle, \dots \rangle$, где $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \dots$ – кодвекторы аргументов (объектов-заполнителей), $\mathbf{R}_a, \mathbf{R}_b, \dots$ – кодвекторы ролей.

Методом предикат-аргументы кодвектор отношения формируется как $R(A,B,\dots) \rightarrow \langle \mathbf{R}_{-1}, \mathbf{A}_{-2}, \mathbf{B}_{-3}, \dots \rangle$, где $\mathbf{R}, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \dots$ – кодвекторы предиката (отношения) и аргументов, \mathbf{R}_{-i} – связывание перестановкой кодвектора, где i – порядковый номер аргумента (задающий его роль).

Размерность кодвекторов отношений и их аргументов одинакова, что позволяет формировать кодвекторы сложных иерархических реляционных структур, содержащих отношения высших порядков, рекурсивным применением разработанных методов построения кодвекторов отношений (роль-заполнитель и предикат-аргументы). Например, для реляционной структуры рис. 1 кодвектор, сформированный методом предикат-аргументы, имеет вид:

$$\langle \mathbf{R} \vee \mathbf{A}_{-1} \vee \langle \mathbf{R}_1 \vee \mathbf{C}_{-1} \rangle_{-2} \vee \langle \mathbf{R}_1 \vee \mathbf{C}_{-1} \vee \langle \mathbf{R} \vee \mathbf{A}_{-1} \vee \mathbf{B}_{-2} \rangle_{-2} \rangle_{-3} \rangle. \tag{1}$$

Для структур со сходными объектами и отношениями продуцируются сходные кодвекторы. Сходство кодвекторов тем больше, чем больше сходство отношений и их аргументов.

Отображение аналогов с помощью распределенных представлений отношений

Разработаны методы отображения, основанные на использовании сходства кодвекторов, которые впервые позволили реализовать отображение аналогов со сложной структурой с помощью РП.

Поскольку аналогия основана на реляционном сходстве, при отображении существенным является не только сходство компонентов (атрибутов и отношений, входящих в данный компонент), но и сходство их ролей в отношениях более высокого уровня (в какие атрибуты и отношения входит данный компонент). Для учета этого разработан метод формирования промежуточных представлений компонентов аналогов согласно подходу, предложенному в [Rachkovskij, 2004], [Рачковский и Слипченко, 2005]. Метод заключается в объединении векторных представлений компонентов с соответствующими им ролями.

Солнце* = *масса(Солнце) ∨ больше(масса(Солнце), масса(Планета)) ∨ гравитация(Солнце, Планета) ∨ притягивает(Солнце, Планета) ∨ ...*

Представление \mathbf{V}^* для рассматриваемого компонента v определяется как дизъюнкция представлений компонента \mathbf{V} и представлений всех ролей для всех возможных путей из вершины v :

$$\mathbf{V}^* = \mathbf{V} \vee \bigvee_{w \in W_{l(v)}(v)} \mathbf{V}_w, \tag{2}$$

где \mathbf{V}_w – вектор, соответствующий роли w , $W_{l(v)}(v)$ – множество возможных дуг ролей вершины v , $l(v)$ – уровень вершины v .

$W_{l(v)}(v)$ определяется следующим образом:

$$W_0(v) = \{(v, v') \in E\};$$

$$W_{i+1}(v) = W_i(v) \cup \{(v', v'') \in E : (v, v') \in W_i(v)\}.$$

Уровень вершины $l(v)$ вычисляется как:

$$l(v) = \begin{cases} 1 + \max_{(v,u) \in E} l(u), & \text{если } \exists u (v,u) \in E \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

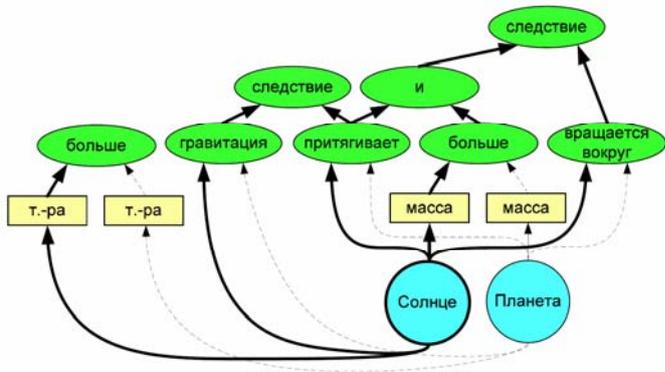


Рис. 2. Объединение ролей объекта Солнце

где E – множество вершин графа G ; u – вершина, инцидентная выбранной вершине v (в терминах аналогов это означает, что высказывание v является аргументом предиката высказывания u).

Пример формирования промежуточного представления для отображения объекта Солнце приведен на рис. 2.

Отображение осуществляется следующим образом:

1. Для высказываний базового аналога уровня 0 находятся наилучшие отображения среди компонентов целевого аналога по максимуму скалярного произведения их векторных представлений $\mu(x) = \arg \max_{\forall y} (\mathbf{V}_x, \mathbf{V}_y)$, где x принадлежит $\{u \in V_S: I(u) = 0\}$ – подмножеству графа вершин базового

аналога G_S с уровнем 0, а y принадлежит V_T – множеству всех вершин графа целевого аналога G_T .

2. Учитывая ограничение структурной согласованности (аргументы отношений поставленных в соответствие, также должны соответствовать), выполняется рекурсивное сопоставление аргументов высказываний в глубь по дереву аргументов, которые были отображены на шаге (1). Для каждой пары сопоставляемых аргументов вычисляется скалярное произведение их промежуточных представлений, полученных по формуле (2). Пары, у которых скалярное произведение промежуточных представлений меньше случайного перекрытия, исключаются. В результате формируется список троек (x, y, q) , где x, y – сопоставленные компоненты; q – критерий качества (значение скалярного произведения их промежуточных представлений).

3. Наилучшее отображение компонента x базового аналога на компонент целевого аналога y^* находится по максимуму суммы критериев качества для данного отображения, т.е. $y^* = \arg \max_{\forall y} \sum_{(x, y, q_i): x_i = x, y_i = y} q_i$

Предложенный алгоритм отображения позволяет учитывать как сходство самих компонент, поскольку оно отражается в сходстве соответствующих им векторных представлений, так и сходство ролей отображаемых компонент в отношениях и атрибутах, содержащих данные компоненты, за счет формирования промежуточных представлений.

Результаты предложенных методов для сложных аналогов совпадают с результатами психологических тестов и результатами лучших известных систем *SME* и *ACME*.

Вычислительная сложность предложенного метода отображения $O(n^2M)$, где n – среднее число элементов аналогов, а M – среднее число единиц в векторах представлений.

Вывод по аналогии с помощью распределенных представлений отношений

Известные модели вывода по аналогии основаны на копировании с подстановкой и дополнением [Markman 1997], где выполняется копирование отношений из базового аналога в целевой с подстановкой соответствующих (если есть), или созданием новых компонент аналогов (дополнение).

На рис. 3 показан процесс переноса отсутствующей причинно-следственной связи между притяжением ядра и электрона, и вращением электрона вокруг ядра. Предположение сделано на основе сходства моделей атома и солнечной системы, где существует связь между притяжением Солнца и Планеты, и вращением Планеты вокруг Солнца.

Важную роль при построении выводов играет ограничение систематичности – предпочтение глубоких иерархий связанных отношений. В результате на целевой эпизод переносятся только те отношения базового эпизода, которые имеют значительное пересечение с общими компонентами. Общими считаются компоненты базового аналога, которые имеют соответствия в целевом. В примере на рис. 3 разность температур Солнца и Планеты оказалась несущественной для модели атома.

Использование распределенных представлений позволяет естественным образом учитывать свойство систематичности за счет их формирования таким образом, что скалярное произведение векторов возможных новых отношений с вектором целевого аналога оказывается большим, чем пересечение с векторами существующих в целевом аналоге компонентов. В качестве представлений элементов аналогов для вывода используются промежуточные представления, получаемые при формировании вектора аналога для отображения.

Предлагаемый алгоритм вывода по аналогии использует в качестве основы алгоритм поиска наилучших отображений.

1. Для высказываний базового аналога уровня 0 находятся наилучшие отображения среди высказываний целевого аналога по максимуму скалярного произведения их векторных представлений $\mu(x) = \arg \max_{\forall y} (\mathbf{V}_x, \mathbf{V}_y)$, где x принадлежит

$\{u \in V_S: I(u) = 0\}$ – подмножеству графа вершин базового аналога G_S с уровнем 0, а y принадлежит V_T – множеству всех вершин графа целевого аналога G_T .

2. Для найденных предварительных отображений выполняется поиск наилучших отображений их аргументов. Если величина скалярного произведения векторных представлений отображенных высказываний базового и целевого аналогов $(\mathbf{V}_x, \mathbf{V}_y)$ меньше, чем величина скалярного произведения отображения любого из его аргументов $(\mathbf{V}_{x(i)}, \cdot)$, то данное высказывание принимается в качестве гипотезы о выводе, иначе данное высказывание считается существующим в целевом аналоге. Для аргументов высказываний-гипотез повторяется шаг (2), а все оставшиеся высказывания базового аналога (имеющие отображение в целевом аналоге) обрабатываются на шаге (3).

3. Учитывая ограничение структурной согласованности (аргументы отношений, поставленных в соответствие, также должны соответствовать), выполняется рекурсивное сопоставление аргументов высказываний, которые были отображены на шаге (1). Для каждой пары сопоставляемых аргументов вычисляется скалярное произведение их промежуточных представлений полученных по формуле (2), пары у которых скалярное произведение промежуточных представлений меньше случайного перекрытия исключаются. В результате формируется список троек (x, y, q) , где x, y – сопоставленные элементы; q – критерий качества (значение скалярного произведения их промежуточных представлений).

4. Наилучшее отображение компонента x базового аналога $\mu(x)$ находится по максимуму суммы критериев качества для данного отображения, т.е. $\mu(x) = \arg \max_{\forall y} \sum_{(x_i, y_i, q_i) : x_i = x, y_i = y} q_i$

Гипотезы – отношения и атрибуты базового аналога, переносимые на целевой, имеют значительное число компонент общих для обоих аналогов. Это обусловлено тем, что векторные представления гипотез имеют значительное пересечение с векторными представлениями своих, а соответственно и сходных с ними компонент. В сочетании с механизмами отображения, включенными в этот алгоритм, он позволяет

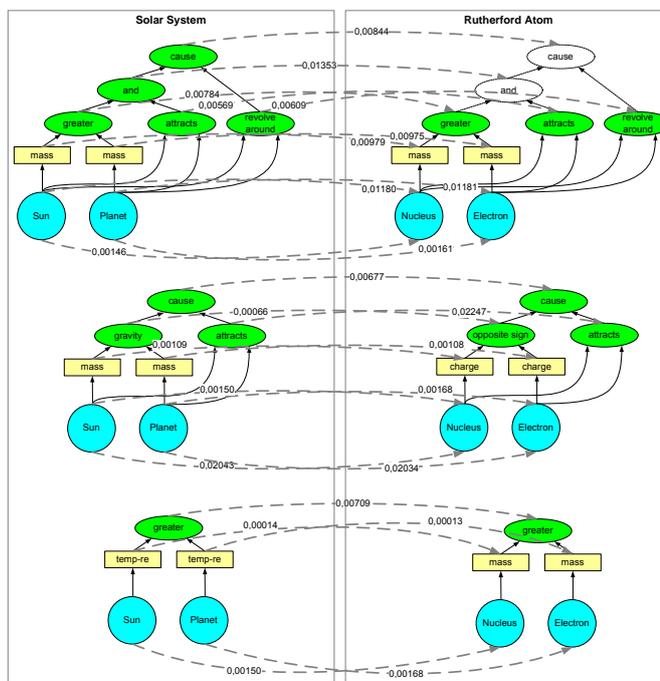


Рис. 3. Перенос выводов из аналога «Солнечная система» (слева) в аналог «Атом Резерфорда» (справа)

одновременно решать задачу отображения и вывода по аналогии, формируя в результате список гипотез и отображений упорядоченный по степени «правдоподобия».

Вычислительная сложность процедуры вывода сравнима со сложностью процедуры отображения.

Разработанные методы реализованы программными средствами и экспериментально исследованы на фрагментах БЗ, используемых для исследования моделей рассуждений по аналогии. Проведенные исследования показали адекватность предложенного подхода к моделированию рассуждений по аналогии и более высокую вычислительную эффективность его реализации по сравнению с традиционными символьными методами.

Обсуждение

Анализ моделей аналогии, разработанных на базе символьных и локальных нейросетевых представлений (SME, ACME и др.), показывает, что, хотя такие модели хорошо приспособлены для обработки и сравнения сложных иерархических структур, необходимых для рассуждения по аналогии, оценка сходства аналогов требует отображения их компонентов, реализуемых вычислительно сложными процедурами. На сегодняшний день наиболее развитой теорией аналогии является теория структурного отображения Structure Mapping Theory (SMT) школы D. Gentner [Gentner, 1983], [Falkenhainer et.al., 1989], [Markman, 1997]. В SMT впервые в явной форме делается акцент на структурном сходстве между аналогами, что позволяет строить их отображение независимо от предметной области. На базе SMT построен ряд моделей отображения аналогий: Structure Mapping Engine (SME) [Falkenhainer et.al., 1989] и др. Вычислительная сложность SME составляет от $O(n^2)$ до $O(n!)$. Сложность для модели отображения ACME [Holyoak & Thagard, 1989] составляет $O(n^4)$.

Для более адекватного учета семантики аналогов, масштабирования подходов на случаи, когда имеется большое количество потенциальных аналогов, повышения нейробиологической релевантности моделей в новых моделях рассуждений по аналогии стали использовать РП. Однако анализ моделей рассуждения по аналогии LISA [Hummel & Holyoak, 1997] и DRAMA [Eliasmith & Thagard, 2001] показывает, что использование РП в них носит фрагментарный, непоследовательный характер, либо их авторам удалось работать лишь с простейшими аналогами.

При исследовании разработанных кодвекторных методов отображения на базах знаний, на которых ранее исследовались лучшие известные символьные методы SME и ACME, получены результаты, соответствующие уровню их результатов. Соответствие результатов экспериментальных исследований разработанных моделей результатам известных психологических экспериментов и лучших известных моделей подтвердили адекватность предложенного подхода и методов рассуждения по аналогии. Подход также открывает возможности для учета семантического сходства объектов и отношений в моделях рассуждений по аналогии благодаря использованию кодвекторов, сходство которых отражает их семантическую близость. Вычислительная сложность отображения предложенными методами составляет $O(n \cdot n')$ - $O(n^2)$, где n' – число компонентов, для которых надо найти отображение, n – число компонентов другого аналога, с которыми надо установить отображение. Это существенно ниже сложности традиционных методов $O(n^4)$ - $O(n!)$, что делает предложенные методы перспективными для отображения фрагментов БЗ с большим числом компонентов.

Благодарности

Статья частично финансирована из проекта ITHEA XXI Института Информационных теории и Приложений FOI ITHEA и Консорциума FOI Bulgaria (www.ithea.org, www.foibg.com).

Литература

- [Eliasmith & Thagard, 2001] C. Eliasmith & P. Thagard (2001). Integrating Structure and Meaning: A Distributed Model of Analogical Mapping. *Cognitive Science*, 25(2), 245-286.
- [Falkenhainer et al., 1989] B. Falkenhainer, K.D. Forbus, & D. Gentner (1989) The Structure-Mapping Engine: Algorithm and Examples. *Artificial Intelligence*, 41, 1-63.
- [Gentner, 1983] D. Gentner (1983). Structure-mapping: A theoretical framework for analogy. *Cognitive Science*, 7, pp. 155-170.
- [Holyoak & Thagard, 1989] K.J. Holyoak, & P. Thagard (1989). Analogical mapping by constraint satisfaction. *Cognitive Science*, 13, 295-355.
- [Hummel & Holyoak, 1997] J.E. Hummel & K.J Holyoak (1997). Distributed representations of structure: A theory of analogical access and mapping. *Psychological Review*, 104, pp. 427-466.
- [Kanerva, 2000] P. Kanerva (2000) Large patterns make great symbols: An example of learning from example. In S. Wermter and R. Sun (eds.), *HYBRID NEURAL SYSTEMS* (pp. 194-203). Heidelberg: Springer.
- [Markman, 1997] A.B. Markman (1997). Constraints on Analogical Inference. *Cognitive Science*, 21(4), pp. 373-418.
- [Markman et al., 2003] A.B. Markman, D.A. Rachkovskij, I.S. Misuno, E.G. Revunova (2003). Analogical reasoning techniques in intelligent counterterrorism systems // *Informational Theories & Applications*, 10(2), pp. 139-146.
- [Plate, 2003] T.A. Plate (2003). *Holographic Reduced Representation: Distributed Representation for Cognitive Structures*. Stanford: CSLI Publications, 300 p.
- [Rachkovskij, 2004] D.A. Rachkovskij (2004). Some Approaches to Analogical Mapping with Structure Sensitive Distributed Representations // *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, 16(3), pp. 125-145.
- [Rachkovskij & Kussul, 2001] D.A. Rachkovskij, E.M. Kussul (2001). Binding and Normalization of Binary Sparse Distributed Representations by Context-Dependent Thinning. *Neural Computation*, 13(2), pp. 411-452.
- [Гладун, 2000] В.П. Гладун (2000). Партнерство с компьютером: Человеко-машинные целеустремленные системы. К.: Port-Royal, 128 с.
- [Гладун и др., 2000] В.П. Гладун, В.Ю. Величко, Н.Н. Киселева, Н.М. Москалькова (2000). Вывод гипотез о составе и свойствах объектов на основе аналогии. *Искусственный интеллект*, № 1, С. 44-52.
- [Рачковский и Слипченко, 2005] Д.А. Рачковский, С.В. Слипченко (2005). Подходы к отображению аналогов с помощью распределенных представлений. *Компьютерная математика*, №1, С. 55-69.

Информация об авторах

Сергей Слипченко – научный сотрудник; *Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем НАН и МОН Украины*, пр. Акад. Глушкова 40, Киев-03680, Украина;
e-mail: serge.slipchenko.irtcits@gmail.com

Дмитрий Рачковский – ведущий научный сотрудник; *Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем НАН и МОН Украины*, пр. Акад. Глушкова 40, Киев-03680, Украина; e-mail: dar@infrm.kiev.ua