

## МОДЕЛИРОВАНИЕ МЫШЛЕНИЯ КАК ПУТЬ ПОВЫШЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОСТИ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И СИСТЕМ

### Введение

Современные компьютеры хорошо приспособлены к решению ряда ограниченных и хорошо формализованных задач, трудных для человека, таких, как сложные математические вычисления. Многие виды интеллектуальной активности не требуют человеческого разума – его может заменить быстрый перебор вариантов. Однако современные компьютеры испытывают трудности при решении огромного числа задач, легких для человека. Никакой компьютер или программа не может делать большинство вещей, которые делает ребенок. Даже при отсутствии знаний человек действует – например, по аналогии [6], тогда как традиционный компьютер стопорится. Недостаток современных программ в том, что у них есть информация о том, что и как (какие операции) надо делать, но нет информации о целях (зачем). Соответственно, у компьютера нет средств узнать, достигнуты ли цели, и если да, какой ценой и насколько хорошо.

Такие специалисты в области искусственного интеллекта (ИИ), как Николай Амосов, Марвин Минский, Дуг Ленат высказывали мнение, что задачи, которые плохо решают современные компьютеры – это задачи, требующие здравого смысла ([1, 2], [9], [8]). Мы считаем, что путь преодоления проблем существующих систем ИИ может лежать в создании крупномасштабных баз знаний здравого смысла в сочетании с механизмами эффективного поиска и извлечения из таких баз информации об известных примерах решения задач или поведения в ситуациях, и использования этой информации для решения новых входных задач.

### Необходимость знаний здравого смысла

Существующие компьютерные программы проектируются для работы в определенных узких областях, пользуются одним методом.

---

© РАЧКОВСКИЙ Д.А., 2008

Редколлегия, принимая решение о публикации предлагаемой статьи в данном сборнике, обращает внимание на ее междисциплинарность и важность поднятой автором статьи проблемы повышения интеллектуальности научных исследований.

Соответственно, если метод не срабатывает, программа выдает «странные» результаты. У компьютеров нет “общих знаний”, “здорового смысла” (common sense knowledge), поэтому они не «понимают», что от них требуется в конкретной ситуации. Структура программ обычно излишне процедуральна, в том смысле, что программы главным образом выполняют predetermined процедуры, не анализируя, когда, в какой ситуации эти процедуры применимы.

Существующие программы решают изолированные специализированные задачи, в то время как люди обучаются десяткам тысяч навыков. Если бы у программы было множество способов принятия решения, она бы при возникновении проблем переключалась на другой подход. Этого можно добиться, снабдив программу большими базами общих знаний – знаний здравого смысла – и многочисленными методами их использования – то есть, предоставив программам больше “схем мышления”.

### **Механизмы повышения интеллектуальности**

Итак, для систем ИИ требуется знания здравого смысла и механизмы их использования.

*База знаний здравого смысла.* В современных системах, даже основанных на знаниях, фрагменты знаний зачастую изолированы и не “привязаны” к целям. В то же время человек способен по-разному представлять и оценивать одну и ту же ситуацию в зависимости от цели, и каждая такая “точка зрения” может дать альтернативные пути достижения цели.

Требуются различные типы знаний и различные способы их представления. Каждый объект следует представлять разными способами. Причем переключение от одного представления к другому должно происходить достаточно легко и решение о таком переключении при возникновении проблем система должна принимать самостоятельно. Для эффективного переключения представлений нужно иметь хорошие способы принятия решения о том, когда использовать каждый тип представления, а также сохранять и использовать результаты уже проделанной работы.

Нужна память – база знаний (БЗ), которая ищет то, что требуется в текущей ситуации, поскольку заранее не известно, что именно потребуется. БЗ должна включать взаимосвязанные

представления эпизодов-ситуаций, задач и целей, процедур обучения и использования.

Цели и задачи должны включать цели, задачи, ограничения, при которых следует (или не следует) использовать такую базу; сведения о релевантности эпизодов-фрагментов базы ситуациям, контекстам, подцелям; сведения о том, как эпизоды применялись в прошлом и насколько эффективно было это применение.

Процедуры должны включать знания о том, куда приложить фрагмент знаний; каких действий не предпринимать, чтобы не сделать ситуацию хуже; как действовать, когда обычные методы не работают; как применять старые знания к новой ситуации.

Знания об особенностях применения эпизода знаний должны включать сведения о затратах на применение, побочных эффектах, исключениях – в каких контекстах, какие альтернативы могут оказаться полезными.

Должна присутствовать информация об источнике знания, его надежности, как скоро знание может устареть, кто еще имеет знания о целевой ситуации и куда можно обратиться с запросом о таком знании.

*Мышление на основе здравого смысла.* Вторая задача – дать компьютерам способность к рассуждениям на основе здравого смысла, пути использования (базы) знаний здравого смысла для решения разнообразных задач. База знаний с миллионами фактов (эпизодов) необходима, но не достаточна. Необходимо предоставить системе ИИ множество различных путей использования этого знания для мышления: различные пути рассуждений, планирования, объяснения, прогнозирования, и других ментальных способностей, аналогичных тем, которые использует человек. Например:

Если есть задача, найти прошлую ситуацию, когда решалась подобная.

Если выполняется действие, предвидеть, что может случиться далее.

Если решение неудачно, предложить другие пути решения задачи.

Если наблюдается событие, определить, что вызвало его.

Если наблюдается объект, определить, кому он принадлежит.

Если объект действует, определить, какая может быть цель действия.

Все это – особый тип знаний, но не о внешнем, а о внутреннем мире. Это знания о путях использования знаний для рассуждения о мире с целью эффективного решения задач.

Необходимо иметь множество схем мышления, т.е. оперирования знаниями. Кроме того, необходимо иметь метазнания о том, какой способ оперирования знаниями подходит для конкретной ситуации.

Система ИИ должна быть

Реактивной – оперировать представлениями реальных ситуаций.

Планирующей – оперировать представлениями будущих реакций.

Рефлексивной – оперировать представлениями планов.

Само-рефлексивной – оперировать представлениями рефлексий.

Представления должны быть обобщенными, абстрагированными. Так как невозможно оперировать с огромным числом индивидуальных представлений, правил и т.п. для конкретных индивидуальных ситуаций, необходимо абстрагирование. Причем абстрагирование должно осуществляться относительно просто.

Представления должны быть обобщенными, абстрагированными. Так как невозможно оперировать с огромным числом индивидуальных представлений, правил и т.п. для конкретных индивидуальных ситуаций, необходимо абстрагирование. Причем абстрагирование должно осуществляться относительно просто.

### **Пути реализации**

Итак, необходимо разработать и реализовать принципы построения интеллектуальных информационных технологий и систем ИИ, которые позволяют строить разносторонние, надежные (устойчивые, робастные), мультиресурсные системы. Для этого, в первую очередь, необходимо моделирование рассуждений на основе здравого смысла, то есть создание больших БЗ здравого смысла и методов организации, приобретения, и использования этих знаний.

В качестве механизма решения задач на основе оперирования базами знаний предлагается использование подхода рассуждений на основе примеров. Моделирование рассуждений на основе примеров и их разновидностей – рассуждений на основе прецедентов и аналогий – уже широко применяется в системах искусственного интеллекта для решения задач поиска, классификации, аппроксимации, прогнозирования, планирования, мониторинга, диагностики, управления [7]. При реализации подхода рассуждений по примерам в

системах ИИ формируется база прецедентов или аналогов, где запоминаются описания индивидуальных или обобщенных примеров – ситуации вместе с прогнозами их развития, реакциями на них, задачи с их решениями, и т.п. – т.е. прецеденты и аналоги. Для новой входной ситуации система находит одну или несколько ближайших, сходных с ней ситуаций в базе, и принимает решения, делает прогнозы и выводы о входной ситуации, адаптируя к ней знания об известных примерах (рис. 1).

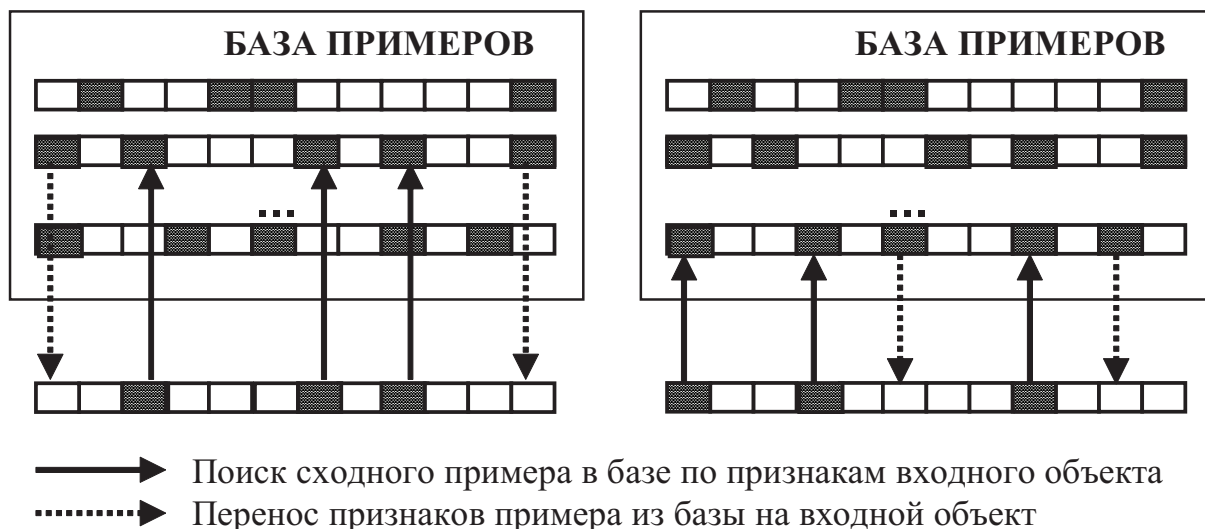


Рисунок 1 - Рассуждения на основе примеров



Рисунок 2 - Общая схема формирования и обработки распределенных представлений информации в рассуждениях по примерам

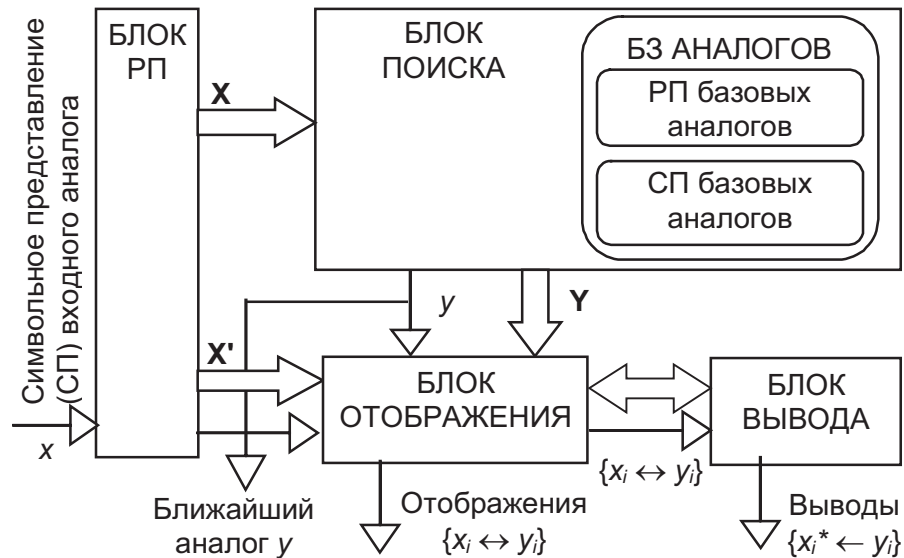


Рисунок 3 - Рассуждения по аналогии с использованием распределенных представлений

Эффективность применения рассуждений на основе прецедентов и аналогий во многом зависит от формы представления информации. В качестве основы для эффективного представления, хранения, поиска, сравнения информации предлагается использование распределенного представления информации [12, 3]. Это нейросетевая форма 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. Распределенные представления обеспечивают высокую информационную емкость, вычислительно эффективную оценку сходства объектов скалярным произведением векторов, позволяют использовать известные методы обработки векторной информации.

Для преодоления ряда недостатков распределенных представлений, связанных с отсутствием единого формата, сложностью реализации и др. разработаны [12, 3] методы распределенного представления информации в виде *кодвекторов* – разреженных (с малой долей ненулевых элементов) векторов с бинарными элементами (0 или 1). Такие методы разработаны для исходной информации разного типа – как *реляционной структурированной* (ориентированных ациклических графов с вершинами – объектами и отношениями разного уровня иерархии), так и *неструктурированной* (векторов числовых признаков). Методы обеспечивают формирование сходных (по векторным мерам сходства)

кодвекторов для сходных в контексте решаемой задачи объектов. Использование кодвекторов обеспечивает возможность повышения эффективности рассуждений на примерах за счет представления большого числа разных объектов и градаций их сходства, вычислительно эффективной обработки на основе ассоциаций по сходству, а также наследования достоинств традиционных распределенных представлений информации.

В качестве средства эффективного хранения, поиска, обобщения информации предлагается использование распределенной ассоциативной памяти [4, 5]. Для хранения больших баз примеров, представленных в виде кодвекторов, и быстрого поиска сходных кодвекторов перспективным средством является нейросетевая распределенная ассоциативная память (НРАП). Исследовалась НРАП матричного типа с бинарными связями (связь – элемент матрицы  $W$  размерностью  $N \times N$ ), в которой запоминание  $L$  кодвекторов  $X_l$  ( $l=1, L$ ) размерностью  $N$  осуществляется по правилу Вилшоу:  $W_{ij} = \bigvee_{l=1, L} X_{il} X_{jl}$ . НРАП осуществляет на выходе воспроизведение кодвектора, ближайшего ко входному. На вход подается кодвектор  $X(t=0) = X^{in}$ . На каждом шаге (итерации)  $t$  работы сети, вплоть до стабилизации ее состояния  $X(t+1) = X(t)$ , определяется  $X(t+1)$ :  $X_i(t+1) = \Theta(k_i(t) - T(t))$ , где  $k_i(t) = \sum_j W_{ij} X_j(t)$  – входная активация нейрона,  $\Theta$  – функция Хевисайда,  $T(t)$  – порог активации нейронов, который обеспечивает  $|X(t+1)| = M$ .

Показано, что распределенная память может обеспечить более высокую скорость поиска (восстановления) ближайшего кодвектора, чем нераспределенная, а также является перспективным средством обобщения информации. Проведенное исследование информационных характеристик НРАП (нагрузка, корректирующая способность, эффективность, и др.) создает необходимую теоретическую базу для ее использования при решении задач методом рассуждения по примерам.

Общая схема подхода к распределенному представлению информации в рассуждениях на основе примеров приведена на рис. 2.

На базе разработанных распределенных представлений реляционной структурированной информации развит [10, 11] новый подход к моделированию рассуждений по аналогии, направленный на применение в системах ИИ, основанных на знаниях. *Аналоги* есть

иерархически структурированные описания эпизодов или ситуаций в БЗ. Разработаны новые методы, реализующие этапы рассуждений по аналогии: представление информации об аналогах; поиск в памяти аналога, ближайшего ко входному; отображение – установление соответствия компонентов аналогов (рис. 3).

Разработанные методы реализованы программными средствами и экспериментально исследованы на фрагментах БЗ, используемых для исследования моделей рассуждений по аналогии. Проведенные исследования показали адекватность предложенного подхода для моделирования рассуждений по аналогии и более высокую вычислительную эффективность его реализации по сравнению с традиционными символьными методами. Вычислительная сложность поиска составляет  $O(1)-O(L)$  по сравнению с  $O(n^2L)-O(n!L)$  или  $O(n^4L^2)$  для традиционных методов, где  $n$  – число компонентов в аналоге,  $L$  – число аналогов в БЗ. Вычислительная сложность отображения составляет  $O(n^2)$  по сравнению с  $O(n^4)-O(n!)$  для традиционных методов.

### Заключение

Таким образом, для повышения интеллектуальности информационных технологий и систем предлагается подход, основанный на моделировании мышления человека – рассуждений по прецедентам и аналогиям и использовании знаний здравого смысла. Для реализации эффективного доступа к знаниям предлагается использовать имеющиеся наработки в области нейросетевого распределенного представления информации, моделирования рассуждений по аналогии на их основе и нейросетевой ассоциативной памяти. Перспективным направлением дальнейших исследований является механизмы автоматизированного создания баз знаний здравого смысла как основы развиваемого подхода.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Амосов Н.М. Моделирование мышления и психики. – К.: Наукова думка, 1965. – 304 с.
2. Амосов Н.М., Байдык Т.Н., Гольцев А.Д., Касаткин А.М., Касаткина Л.М., Куссуль Э.М., Рачковский Д.А. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы. – К.: Наукова думка, 1991. – 272 с.
3. Куссуль Э.М. Ассоциативные нейроподобные структуры. – К.: Наукова думка, 1992. – 144 с.



4. Фролов А.А., Гусек Д., Рачковский Д.А. Время поиска по сходству в ассоциативной памяти для бинарных векторов // Кибернетика и системный анализ. – 2006. – № 5. – С. 3-13.
5. Frolov A.A., Rachkovskij D.A., Husek D. On Information Characteristics of Willshaw–Like Auto–Associative Memory // Neural Network World. – 2002. – V. 12, № 2. – P. 141-157.
6. Gentner D., Holyoak K.J., Kokinov B. The analogical mind. – Cambridge, MA: The MIT Press, 2001. – 520 p.
7. Kolodner J. Case-based Reasoning. – San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1993. – 668 p.
8. Lenat D.B. Scaling Up: Computers vs. Common Sense // Proceedings of 12th International Conference LPAR. – 2005. – P. 47.
9. Minsky M. The Emotion Machine: Commonsense Thinking, Artificial Intelligence, and the Future of the Human Mind. – Simon & Schuster, 2006. – 400 p.
10. Rachkovskij D.A. Representation and Processing of Structures with Binary Sparse Distributed Codes // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2001. – V. 13, № 2. – P. 261-276.
11. Rachkovskij D.A. Some Approaches to Analogical Mapping with Structure Sensitive Distributed Representations // Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence. – 2004. – V. 16, № 3. – P. 125-145.
12. Rachkovskij D.A., Kussul E.M. Binding and Normalization of Binary Sparse Distributed Representations by Context–Dependent Thinning // Neural Computation. – 2001. – V. 13, № 2. – P. 411-452.

Получено 05.05.2008 г.