

УДК 004.8 + 004.032.26

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ РАСПРЕДЕЛЕННЫЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ КАК СРЕДСТВО СОЗДАНИЯ ЭФФЕКТИВНЫХ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Рачковский Д.А.

*Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем
НАН и МОН Украины*

Введение

Постановка задачи. Предлагается подход к созданию систем искусственного интеллекта (СИИ), который основан на моделировании мышления человека и особенностей нейросетевой организации мозга. Подход является развитием идей Николая Михайловича Амосова и его научной школы [1-9]. В основе подхода – два направления исследований:

- моделирование рассуждений по примерам и по аналогии;
- особый формат векторного представления информации, использующий идею распределенного представления информации в мозге.

Рассуждения на основе примеров – известный продуктивный подход, который используют люди при решении разного рода задач в условиях неполноты, неточности, противоречивости входной информации. При использовании в СИИ такой подход требует использования баз примеров прошлого опыта для обучения и решения задач поиска, классификации, принятия решений и других задач СИИ. Перманентный рост количества и объемов доступных информационных массивов создает предпосылки для использования все большего количества информации в качестве баз примеров, тем самым, расширяя возможности подхода. В то же время это усложняет хранение, доступ и обработку информации о примерах.

В современном арсенале методов искусственного интеллекта и машинного обучения хорошо развиты методы обработки данных, представленных в векторной форме. Многие методы решения задач на основе векторных представлений имеют приемлемую (полиномиальную) вычислительную сложность, что позволяет использовать их на практике. Однако традиционные векторные представления больших массивов сложных данных имеют большую размерность, что недопустимо замедляет обработку. В то же время, обработка сложно структурированных данных, представленных в символьной форме, осуществляется последовательными и часто вычислительно сложными (переборными) алгоритмами. Так, сходство графов часто определяется на основе установления изоморфизма их подграфов, что является NP-полной задачей. Такого рода методы практически не применимы в масштабных приложениях.

Цель

Для решения этих проблем мы разрабатываем методы на основе распределенных представлений (РП) – особого формата векторного представления разнотипной информации, по аналогии с идеей распределенного представления информации в мозге. Наш подход является развитием парадигмы ассоциативно-проективных нейронных сетей (АПНС) [2-8] – одного из направлений реализации идей Н.М. Амосова.

Результаты

В данной работе показано, каким образом распределенные представления позволяют повысить эффективность хранения и обработки числовых векторных данных, основанных на определении их сходства, и эффективно решать дискретные некорректные обратные задачи. Рассмотрено также формирование распределенных представлений сложно-структурированной реляционной информации, используемой в рассуждениях по аналогии, которые позволяют осуществлять поиск аналогов по сходству с одновременным учетом структуры и семантики информации. Предложена реализация с помощью РП функциональных актов Амосова как основы для моделирования интеллектуального поведения.

Большая часть электронных цифровых данных может быть представлена в виде матриц или таблиц. Например, массивы текстов для целей поиска или классификации рассматривают как матрицы слова-тексты, где в столбцах – тексты, а в строках – слова. Эту же информацию можно трактовать как набор точек в многомерном пространстве. Размерность пространства может составлять, например, сотни тысяч (по числу слов в языке), а число точек – миллионы и миллиарды (по числу веб-страниц Интернет).

Многие методы и алгоритмы информационного поиска, классификации, кластеризации, аппроксимации, обучения и рассуждений на основе примеров, ассоциативной памяти и др. оперируют мерами различия и сходства векторов – такими как расстояние, скалярное произведение, угол. Для повышения эффективности этих методов предложено преобразовывать входные многомерные векторы в РП. Такое преобразование может быть выполнено при помощи перцептроноподобной нейронной сети со случайными связями. Показано, что полученные векторные представления имеют сходство, согласующееся со сходством в исходном многомерном векторном пространстве, но при этом более эффективны с точки зрения экономии памяти, скорости обработки, возможности применения специальных методов хранения и обработки данных [10]. Подобное преобразование векторно-матричных данных было применено нами при разработке методов эффективного устойчивого решения дискретных некорректных задач [11].

Моделирование рассуждений на основе примеров, и его разновидности – рассуждения на основе прецедентов (case-based reasoning) и аналогий (analogy-based reasoning) [12] – применяется для решения задач, многие из которых традиционно относят к задачам искусственного интеллекта. Модели рассуждений по аналогии по входному эпизоду находят наиболее сходные эпизоды-аналоги в памяти, используя меру сходства, учитывающую структуру аналогов. Затем входной эпизод сравнивается с найденным аналогом и определяется соответствие между элементами двух эпизодов (т.н. "отображение"). Определяется часть аналога из памяти, которая отсутствует во входном эпизоде (отношение или система отношений). Эти знания переносятся на входной эпизод, адаптируясь к нему (вывод по аналогии).

Традиционные методы работы со структурами вычислительно дорогие и плохо учитывают семантику. Нами были предложены методы преобразования структурированных аналогов в РП, которые отражают не только семантику, но и структуру аналогов [13-15]. В экспериментах по поиску аналогов [15] результаты получены на уровне (или выше) лучших символьных моделей рассуждений по аналогии MAC/FAC [16] при меньшей вычислительной сложности.

Н.М.Амосов рассматривал действия агента в сложной среде как совокупность "функциональных актов" (ФА) [1, 2], направленных на достижение некоторых целей, поставленных извне или самим агентом. Предложим возможную реализацию ФА на основе РП (см. также [8],[4]). В качестве примера агента, рассмотрим автономного робота, действующего в сложной среде. В процессе взаимодействия с окружающей средой робот формирует сенсорные представления объектов в разных модальностях, получая информацию от датчиков, и распределенно представляет их. РП сохраняются в долговременной ассоциативной памяти. В памяти формируются и хранятся РП внешних ситуаций и внутренних состояний робота, а также последовательностей его действий. Критерии функционирования робота и его цели представлены соответствующими РП.

На первом этапе ФА агент воспринимает текущее состояние окружающей среды и представляет его в виде РП. Для сложных ситуаций, внутренние РП воспринимаемых признаков, объектов, их отношений, образуют сложные иерархические представления в рабочей памяти, и РП наиболее похожей ситуации извлекается из долговременной памяти, как и поиске аналогов [15]. Затем, используя рассуждения по аналогии, агент может извлечь связанный опыт эволюции аналогичных ситуаций в прошлом и, следовательно, спрогнозировать будущее текущей ситуации и ее результаты для агента (с использованием отображения и вывода по аналогии).

Поведение строится как совокупность ФА. "Большие" ФА более высоких уровней иерархии разворачиваются через "малые" ФА нижних уровней, а последние, в свою очередь, реализуются через конкретные действия. Наличие у

агента разных целей приводит к "сети" ФА, направленных на достижение нескольких целей.

Выводы

Таким образом, распределенные представления, построенные на основе идей о представлении информации в мозге, при использовании в информационных технологиях позволяют повысить их вычислительную эффективность за счет преобразования разнотипных данных – как неструктурированной информации в виде массивов векторов, так и реляционных структур баз знаний – в специальный формат бинарных векторов. Кроме того, распределенные представления позволяют естественным образом соединить информацию о структуре и семантике, открывая возможности создания вычислительно эффективных и качественно новых методов обработки реляционных структур баз данных и знаний по сходству их представлений. Нейробиологическая релевантность распределенных представлений открывает возможности создания на их базе интеллектуальных информационных технологий, функционирующих аналогично человеческому мозгу.

Литература

1. Амосов Н.М. Моделирование мышления и психики / Н.М. Амосов. – Киев: Наукова думка, 1965. – 304 с.
2. Амосов Н.М. Алгоритмы разума / Н.М. Амосов. – Киев: Наукова думка, 1979. – 223 с.
3. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / [Н.М. Амосов, Т.Н. Байдык, А.Д. Гольцев и др.]. – Киев: Наукова думка, 1991. – 269 с.
4. Куссуль Э.М. Ассоциативные нейроподобные структуры / Э.М. Куссуль. – Киев: Наукова думка, 1992. – 144 с.
5. Байдык Т.Н. Нейронные сети и задачи искусственного интеллекта / Т.Н. Байдык. – Киев: Наукова думка, 2001. – 263 с.
6. Гольцев А.Д. Нейронные сети с ансамблевой организацией / А.Д. Гольцев. – Киев: Наукова думка, 2005. – 200 с.
7. Kussul E. M. Neural Networks and Micro Mechanics / E.M. Kussul, T.N. Baidyk, D.C. Wunsch. – New York: Springer, 2010. – 210 p.
8. Rachkovskij D.A. Building a world model with structure-sensitive sparse binary distributed representations / D.A. Rachkovskij, E.M., Kussul, T.N. Baidyk // Biologically Inspired Cognitive Architectures – 2013. – Vol. 3. – P. 64-86.
9. 100th anniversary of the birth of Mykola (Nikolai) Amosov, scientist (1913-2002) / Celebration of anniversaries with which UNESCO is associated in 2012-2013, Ukraine.

– UNESCO, 2013. [Электронный ресурс]. Режим доступа:

<http://www.unesco.org/new/en/unesco/events/prizes-and-celebrations/celebrations/anniversaries-celebrated-by-member-states/2013/>

10. Рачковский Д.А. Рандомизированные проекционные методы формирования бинарных разреженных векторных представлений / Д.А. Рачковский, И.С. Мисуно, С.В. Слипченко // Кибернетика и системный анализ – 2012. – № 1. – С. 176-188.

11. Рачковский Д.А. Рандомизированный метод решения дискретных некорректных задач / Д.А. Рачковский, Е.Г. Ревунова // Кибернетика и системный анализ – 2012. – № 4 – С. 163-181.

12. Lopez De Mantaras R. Retrieval, reuse, revision and retention in case-based reasoning / [R. Lopez De Mantaras, D. Mcsherry, D. Bridge, et al.] // Knowledge Engineering Review – 2005. – Vol. 20, N 3. – P.215–240.

13. Rachkovskij D. A. Binding and normalization of binary sparse distributed representations by context-dependent thinning / D. A. Rachkovskij, E. Kussul // Neural Computation – 2001. – Vol. 13, N 2. – P. 411–452.

14. Rachkovskij D.A. Representation and processing of structures with binary sparse distributed codes / D.A. Rachkovskij // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering – 2001. – Vol. 13, N 2. – P. 261-276.

15. Rachkovskij D.A. Similarity-based retrieval with structure-sensitive sparse binary distributed representations / D.A. Rachkovskij, S.V. Slipchenko // Computational Intelligence – 2012. – Vol. 28, N 1. – P. 106-129.

16. Forbus K.D. MAC/FAC: A model of similarity-based retrieval / K.D. Forbus, D. Gentner, K. Law // Cognitive Science – 1995. – Vol. 19, N 2. – P.141–205.