

УДК 004.81

Методологический подход к использованию когнитивных архитектур в робототехнических системах для улучшения адаптации

Ядыкина Диана Максимовна^(*)

Yadekina.diana@mail.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Аннотация. В статье рассмотрены популярные когнитивные архитектуры SOAR (State, Operator And Result) и ACT-R (Adaptive Control of Thought-Rational) и описана целесообразность их внедрения в обучение и управление преимущественно динамическими, а так же статическими объектами, в рамках робототехнических систем. В методологии рассказывается о преимуществах выбора данных архитектур для повышения автономности роботов в условиях сложных сценариев. В результатах представлены аспекты применения архитектур, описаны результаты совмещения с нейронными сетями. Поднята проблема реализации когнитивных моделей, основанная на количестве технических требований к объекту, его составляющим, их совместимости, требующая нетривиальных решений.

Ключевые слова: когнитивные архитектуры, ACT-R, SOAR, динамический объект, методология

Methodological approach to the use of cognitive architectures in robotic systems to improve adaptation

Yadykina Diana Maksimovna

Yadekina.diana@mail.ru

BMSTU, Moscow, Russia

Abstract. This study reviews the popular cognitive architectures SOAR (State, Operator And Result) and ACT-R (Adaptive Control of Thought-Rational) and describes the feasibility of their implementation in training and control of predominantly dynamic as well as static objects within robotic systems. The methodology describes the advantages of selecting these architectures to enhance robot autonomy in complex scenarios. The results present aspects of the application of the architectures and summarise the results of combining them with neural networks. The problem of implementation of cognitive models based on the number of technical requirements to the object, its components, their compatibility, which requires non-trivial solutions, is raised.

Keywords: cognitive models, ACT-R, SOAR, dynamic object, methodology

Введение. Современные робототехнические системы остаются ограниченными в автономности. Одной из главных проблем является частичная неспособность роботов адаптироваться к динамическим условиям окружающей среды. Большинство существующих систем ориентированы на выполнение задач в строго заданных сценариях, что ограничивает их применимость. От-

сутствие способности к самостоятельному принятию решений, особенно в условиях неполной или противоречивой информации, представляет собой серьезный вызов для дальнейшего развития автономных роботов [1,2]. Это ограничивает возможности использования таких систем в более сложных и непредсказуемых областях, таких как помощь в чрезвычайных ситуациях, медицинская диагностика или работа в условиях дикой природы.

Для преодоления этих ограничений необходимы новые подходы к проектированию когнитивных архитектур, которые могут обеспечить роботу способность к более сложному восприятию, анализу и принятию решений. В этом контексте, когнитивные архитектуры, такие, как ACT-R и SOAR, предлагают интересные решения, обеспечивающие глубокую симуляцию процессов мышления и принятия решений, характерных для человека. Модели позволяют создавать системы, которые могут обучаться, адаптироваться к новым условиям и эффективно решать задачи с высоким уровнем неопределенности [3].

Материалы и методы. Архитектуры, такие как SOAR и ACT-R, предлагают специфичные решения для моделирования интеллектуальных агентов в роботах, с фокусом на когнитивные процессы, такие как планирование, внимание, обучение и принятие решений. Эти архитектуры находят применение в различных областях робототехники, включая автономные транспортные средства, роботов-помощников и промышленные роботы, где важна адаптивность и гибкость в решении нестандартных задач [4].

Когнитивные архитектуры позволяют роботам:

- обрабатывать информацию в контексте множества факторов и на основе многозадачности;
- развивать способности к обучению, адаптации и принятию решений на основе опыта;
- интегрировать когнитивные функции с физическим взаимодействием через сенсоры и исполнительные механизмы;
- эффективно решать сложные задачи в неопределенных и динамичных условиях.

SOAR архитектура основана на теории символического представления знаний и использует продукционные правила для обработки информации.

Модель SOAR включает в себя несколько ключевых компонентов (рис. 1):

- модуль восприятия, который получает информацию от сенсоров и преобразует ее в символическое представление;
- оперативную память, где хранится текущая информация, необходимая для принятия решений;
- процедурную память, которая служит для хранения знаний и стратегий;
- процесс принятия решений, основанный на правилах, который оценивает возможные действия и выбирает наиболее эффективные стратегии в зависимости от контекста задачи.

SOAR применяется в различных областях робототехники, где требуется интеграция когнитивных процессов для решения сложных задач. Одной из

ключевых особенностей архитектуры является способность к многозадачности, что позволяет роботам эффективно управлять несколькими действиями одновременно, сохраняя при этом высокий уровень адаптивности.

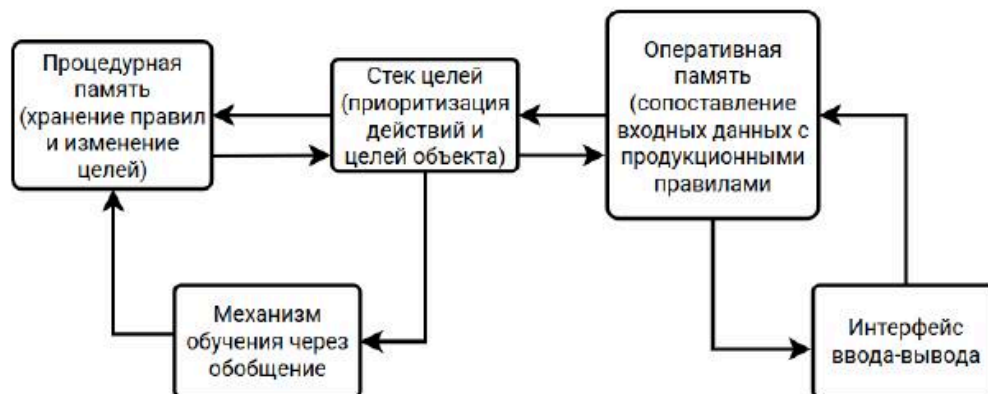


Рис. 1. Архитектура SOAR

Основные направления применения:

- навигация и манипуляции в неизвестных средах: Использование SOAR позволяет роботам адаптироваться к изменяющимся условиям, таким как перемещение в динамичных или непредсказуемых средах. В сочетании с системами восприятия и принятия решений, архитектура помогает роботам принимать решения о пути следования, избегать препятствий и выбирать наиболее оптимальные стратегии взаимодействия с окружающей средой;

- многоуровневое планирование: SOAR эффективно используется для реализации стратегического планирования и принятия решений. Архитектура поддерживает гибкость, позволяя роботу не только реагировать на текущее состояние, но и строить долгосрочные планы с учетом возможных изменений условий;

- обучение и адаптация: Одним из существенных преимуществ SOAR является ее способность к обучению на основе опыта. Применяя методы, подобные обучению с подкреплением, SOAR позволяет роботам адаптировать свое поведение на основе полученных наград и наказаний, что способствует улучшению качества их решений в реальных условиях;

Интерактивные системы и взаимодействие с людьми: В области человеко-роботного взаимодействия (HRI) SOAR предоставляет инструменты для создания систем, которые могут адаптировать свое поведение в зависимости от целей и намерений пользователей.

АСТ-R представляет собой гибридную архитектуру, сочетающую в себе как символическую, так и несимволическую обработку информации [5].

Она состоит из нескольких ключевых компонентов (рис. 2):

- модуль восприятия, который получает информацию из сенсоров робота и преобразует ее в символическое представление, пригодное для дальнейшей обработки;

- модуль памяти, который разделяется на рабочую память и долговременную память. Рабочая память временно хранит информацию, необходимую для текущих вычислений, в то время как долговременная память содержит ранее усвоенные знания и навыки;
- процесс принятия решений, реализуемый с помощью продукционных правил, которые активируются на основе текущей информации из рабочей памяти. Эти правила описывают возможные действия, которые агент может предпринять в определенных условиях;
- модуль моторики для генерации команд, направленных на выполнение действий с окружающей средой.

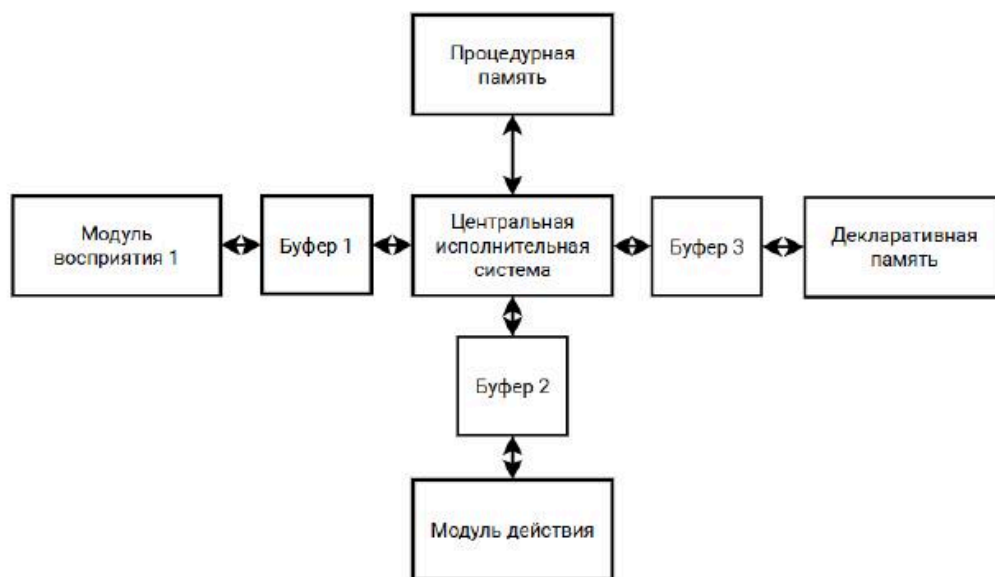


Рис. 2. Архитектура АСТ-R

Преимущественно АСТ-R применяется в робототехнике, когда требуется интеграция когнитивных процессов с физическими действиями робота. Архитектура предоставляет обширные возможности для разработки роботов, которые могут решать задачи, требующие помимо сенсорно-исполнительной активности, когнитивного анализа и адаптации в изменяющихся условиях [6].

Ключевые области применения АСТ-R в робототехнике:

- восприятие и обработка информации: Роботы, использующие АСТ-R, способны интегрировать сенсорные данные с когнитивными моделями. Это позволяет роботам собирать информацию о своем окружении и анализировать ее, принимая решения на основе предыдущего опыта и текущих целей. Например, робот может использовать АСТ-R для распознавания объектов, планирования дальнейших действий и адаптации в сложных или изменяющихся условиях;
- обучение и адаптация: АСТ-R поддерживает обучение через опыт, что позволяет роботам совершенствовать свои действия на основе успешных и неуспешных попыток. Механизмы продукционных правил позволяют робо-

там изменять поведение на основе нового опыта, улучшая свои стратегии взаимодействия с окружающей средой;

– многозадачность и принятие решений: Одной из сильных сторон АСТ-R является способность управлять несколькими задачами одновременно, эффективно перераспределяя внимание и ресурсы между задачами. Эта функция особенно полезна в роботах, работающих в многозадачных средах, где требуется учитывать различные аспекты поведения и адаптировать стратегии в ответ на изменения условий;

– человеко-роботное взаимодействие: В области HRI (человеко-роботного взаимодействия) АСТ-R предоставляет возможности для создания более интуитивных и адаптивных роботов, которые могут обучаться на основе взаимодействия с людьми. Например, роботы, использующие АСТ-R, могут адаптировать свое поведение в зависимости от предпочтений и действий пользователя, что делает их более эффективными в задачах, требующих взаимодействия с людьми.

Результаты. Архитектуры SOAR и АСТ-R подходят для моделирования адаптивного поведения, что делает их использование актуальным в сфере робототехники.

1. Обучение на основе опыта

В SOAR архитектуре используется методика имитации обучения методами планирования и принятия решений. Динамический объект может накапливать опыт и адаптировать свои стратегии в зависимости от результата предыдущего действия в схожих условиях. Возможно использование обучения с подкреплением, когда система оценивает результат своих действий и на основе выведенной оценки выбирает более эффективные стратегии для последующих решений.

В рамках АСТ-R обучение реализуется через модификацию ассоциаций в памяти, в следствие объект запоминает успешность решения в определенных ситуациях и формирует паттерн для аналогичных условий. Реализация подхода происходит через механизм коннективистического обучения, когда нейронные сети внутри модели адаптируют свои веса на основе предыдущего опыта.

2. Автономность принятия решений

В SOAR подобных архитектурах решение принимается на основе текущего состояния и набора доступных операций. Робот оценивает условия и принимает решение о следующем действии, без необходимости внешнего вмешательства, что позволяет обеспечивать автономность работы.

В АСТ-R решения основаны на знаниях, хранимых в памяти, и активности различных когнитивных модулей. Это позволяет объекту автономно выбирать стратегию, комбинируя восприятие, память и знания для принятия решений в реальном времени.

3. Адаптивность

Динамический объект, в качестве управления которым используются когнитивные архитектуры, способен адаптировать поведение в зависимости от новых данных, вследствие чего имеем эффективную модель управления

роботом. В SOAR подобных архитектурах адаптивность обеспечивается через динамическое изменение правил, а в ACT-R — через гибкость в перераспределении ресурсов и памяти.

При создании модели, имитирующей обучение и автономное принятие решений роботом, рационально использование когнитивных архитектур. Как правило, такие модели более устойчивы, и объекты, управляемые моделью из комбинации когнитивной архитектуры и нейронной сети, уступают в практике в условиях сложных сценариев, моделям, основанным на исключительно нейронных сетях.

Возможные вызовы и ограничения внедрения этих архитектур в реальные робототехнические системы:

1. Сложность реализации и вычислительные ресурсы. Реализация моделей, основанных на когнитивных архитектурах, требует высокой вычислительной мощности от железа объекта. В реальных робототехнических системах это может быть ограничивающим фактором, особенно в мобильных и автономных роботах с ограниченными ресурсами (память, процессорная мощность).

2. Неопределенность и сложность среды. В реальной жизни роботы сталкиваются с высоко переменными и неопределенными условиями, что является сложным сценарием. В отличие от лабораторных условий, где модели могут быть тщательно контролируемы, реальные среды часто непредсказуемы, что может усложнять адаптацию когнитивных архитектур при неверном выборе для конкретного объекта и задачи.

3. Трудности в обучении и генерализации. Когнитивные архитектуры позволяют моделировать обучение, однако в реальных системах может возникнуть проблема переобучения или недообучения. Возможно возникновение проблемы при обобщении полученного опыта или, при неэффективном обучении на большом объеме данных.

4. Интеграция с аппаратными компонентами. Внедрение когнитивных архитектур в реальные робототехнические системы требует тщательной синхронизации программного обеспечения и аппаратного обеспечения. Сенсоры, исполнительные механизмы и вычислительные платформы должны быть совместимы с алгоритмами, что технически непросто исполнимо и требует значительных усилий на этапе интеграции.

5. Невозможность точного моделирования всех аспектов человеческого поведения. Когнитивные архитектуры, даже самые совершенные, не могут в полной мере моделировать работу человеческого мозга и психики (эмоции, интуиция и некоторые более сложные когнитивные процессы). Это служит ограничением возможностей использования в задачах, требующих высокой гибкости и нетривиального подхода.

Обсуждение. Была разработана краткая методология внедрения когнитивных архитектур SOAR и ACT-R в робототехнические системы и приведена целесообразность их использования.

В ходе исследования данных когнитивных архитектур и их совместимости с динамическими и статическими объектами (роботами), была выявлена пробле-

ма. Несмотря на устойчивость систем, обучающихся на совмещении когнитивных архитектур и нейронных сетей, а так же актуальность создания таких роботов, на данный момент реализация подобных проектов требует соблюдения строгих условий: высокая вычислительная мощность, время, совместимость объектов внутри системы, подбор совместимых датчиков и т. д. Это подтверждает актуальность темы разработки методологии, поскольку изучение архитектур и их правильный выбор для конкретных задач и объектов остается еще не закрытым вопросом. Таким образом, тема еще требует дальнейшего изучения.

Заключение. Когнитивные архитектуры SOAR и ACT-R представляют собой эффективные методологические подходы для моделирования адаптивного поведения роботов. Данные архитектуры за счет способности моделировать когнитивные процессы, такие как восприятие, внимание, память и принятие решений, обеспечивают объекты высокой автономией и гибкостью. Дают возможность не только имитировать человеческое поведение, но и улучшать способность в принятии решений объектами через обучение, что делает их подходящими для задач в динамичных средах.

Одним из важнейших аспектов этих архитектур является их способность обучаться на основе опыта, что способствует улучшению решений и действий робота в долгосрочной перспективе. Внедрение моделей когнитивных архитектур в робототехнику позволяет значительно улучшить адаптивность и способность роботов действовать автономно.

Несмотря на устойчивость моделей, базирующихся на когнитивных архитектурах, реализация требует высокой производительной мощности, а так же совместимости множества факторов системы объекта.

Список источников

- [1] Капитонов Д.Д. Разработка прототипа системы моделирования процессов обработки и хранения визуальной и слуховой информации человеком. *Вестник Российского нового университета. Серия: Сложные системы: модели, анализ и управление*, 2023, № 1, с. 29–36.
- [2] Vongbunyong S., Chen W.H. Cognitive Robotics. In: *Disassembly Automation. Sustainable Production, Life Cycle Engineering and Management*. Springer, Cham, 2015. https://doi.org/10.1007/978-3-319-15183-0_5
- [3] González-Santamarta M.Á., Rodríguez-Lera F.J., Fernández-Llamas C. et al. A Hybrid Cognitive Architecture to Generate, Control, Plan, and Monitor Behaviors for Interactive Autonomous Robots. *Int J of Soc Robotic*, 2024, vol. 17 (12), pp. 3135–3151. <https://doi.org/10.1007/s12369-024-01192-4>
- [4] Панилов П.А., Цибизова Т.Ю., Кочешков М.А. Развитие алгоритмов когнитивного моделирования для оптимизации принятия решений в системах управления космическими комплексами. *Известия Тульского государственного университета. Технические науки*, 2024, № 6, с. 65–80. <https://doi.org/10.24412/2071-6168-2024-6-65-80>
- [5] Andriella A., Torras C., Alenyà G. Cognitive System Framework for Brain-Training Exercise Based on Human-Robot Interaction. *Cogn. Comput.*, 2020, vol. 12, pp. 793–810. <https://doi.org/10.1007/s12559-019-09696-2>
- [6] Wang F., Sun W., Yan P., Wei H., Lu H. Research on Path Planning for Robots with Improved A* Algorithm under Bidirectional JPS Strategy. *Applied Sciences*, 2024, vol. 14, vol. 5622, pp. 1–18. <https://doi.org/10.3390/app14135622>