

УДК 004.832.32

СУЧАСНІ АРХІТЕКТУРИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ АВТОНОМНИМИ АГЕНТАМИ

Є.А. Соболь, А.А. Понепалюк, Я.Ю. Дорогий*Department of Artificial Intelligence and Cybersecurity, Donetsk National Technical University, Institute of Computer and Information Technologies and Automation, Drohobych, Ukraine*ORCID <https://orcid.org/0009-0001-1607-8289>ORCID <https://orcid.org/0009-0007-3514-2841>ORCID <https://orcid.org/0000-0003-3848-9852>E-mail: yevhen.sobol.asp@donntu.edu.ua

АНОТАЦІЯ

Автономні агенти, що функціонують у високодинамічних та стохастичних середовищах із високим рівнем невизначеності, потребують обчислювально ефективних і надійних архітектур прийняття рішень. Історично управління такими системами базувалося на класичних парадигмах, серед яких – реактивні архітектури, скінченні автомати та дерева поведінки. Однак ці методи стикаються з проблемою експоненціального комбінаторного вибуху простору станів у неструктурованих умовах і демонструють критичну деградацію ефективності через нездатність до безперервної адаптації. Водночас перехід до сучасних суто нейромережових методів управління супроводжується іманентною схильністю систем до стохастичних галуцінацій, епістемічною непрозорістю механізмів прийняття рішень і принциповою неможливістю забезпечення детермінованих математичних гарантій безпечного функціонування. У цій статті досліджуються й обґрунтовуються гібридні нейросимвольні архітектури, які синергетично поєднують апроксимаційні можливості методів глибокого навчання для обробки мультимодальних сенсорних даних із математичною строгістю та семантичною інтерпретованістю методів класичної символічної логіки. Проведено комплексний аналіз структурної інтеграції нейромережових модулів екстракції високорівневих ознак із графовими моделями світу та ієрархічними символічними планувальниками. Особлива увага приділяється вирішенню проблеми семантичної неоднозначності шляхом автоматизованої верифікації структури графів знань та усунення логічних колізій до початку стадії фізичного виконання дій. Доведено перспективність використання семантичної декомпозиції сцени для оптимізації обчислювальних ресурсів.

Ключові слова: автономні агенти, архітектури прийняття рішень, нейросимвольний штучний інтелект, глибоке навчання, символічна логіка, дерева поведінки, графи знань, семантичне моделювання.

Вступ

Стрімкий розвиток робототехніки та систем штучного інтелекту зумовлює потребу у створенні надійних архітектур прийняття рішень для автономних агентів, що функціонують у високодинамічних та стохастичних середовищах із високим рівнем невизначеності. Історично управління подібними системами ґрунтувалося [1] на класичних парадигмах, серед яких домінували реактивні архітектури, скінченні автомати, дерева поведінки та системи, побудовані на основі архітектури Belief–Desire–Intention (BDI). Попри високу передбачуваність поведінки та відносну простоту формальної верифікації, зазначені підходи демонструють істотні обмеження під час масштабування до складних завдань і стикаються з проблемою комбінаторного вибуху [2] простору станів у неструктурованих умовах. Вони виявляються малоефективними в ситуаціях, що потребують безперервної

адаптації до непередбачуваних змін навколишнього середовища, оскільки жорстко визначені правила не здатні адекватно відобразити всю варіативність та контекстну залежність процесів рального фізичного світу [3]. Забезпечення стійкої довготривалої автономії потребує безперервної конвергенції підсистем низькорівневого машинного сприйняття та високорівневого когнітивного планування, що реалізується через перехід від суто метричного до просторового семантичного подання динамічного середовища в режимі реального часу [4].

Таке абстрактне концептуальне моделювання формує репрезентативний базис для формалізації цільової поведінки програмних систем автономних агентів із використанням графових моделей світу та графів словесних описів функцій, що забезпечує прозору й адаптивну реконфігурацію ієрархії завдань та динамічний перерахунок послідовності дій за

стохастичних збурень зовнішнього середовища [5]. Фундаментальний синтез абстрактної логіки прийняття рішень із фізичними параметрами простору досягається шляхом упровадження гібридних нейросимвольних фреймворків і парадигми штучного інтелекту з фізичним втіленням (Embodied AI) [6], які утворюють замкнений цикл управління між оцінкою мультимодального контексту та виконанням структурованих стратегій, повністю компенсуючи концептуальну неінтерпретованість глибоких нейронних мереж детермінованими математичними гарантіями символічного логічного виведення під час планування місії [7].

Аналіз літературних джерел

Фундаментальною основою створення автономних систем історично виступали класичні алгоритми прийняття рішень, орієнтовані на функціонування у детермінованих та частково структурованих середовищах. Дослідники [8–10] виділяють реактивні архітектури як першу парадигму, що забезпечила роботу агентів у режимі реального часу, такі системи діють за принципом прямого відображення сенсорних даних у керуючі команди без формування складної внутрішньої моделі світу [8]. Аналіз їхньої ефективності [11] свідчить, що хоча такий підхід гарантує мінімальну затримку реакції, його результативність стрімко знижується в разі виконання багатоетапних завдань, що потребують довгострокового планування. Для подолання цих обмежень, згідно з інженерною практикою, у проектуванні робототехнічних систем було впроваджено скінченні автомати (FSM), які дають змогу агенту переходити між наперед визначеними станами на основі ідентифікації дискретних подій. Водночас автори досліджень [12; 13] наголошують на суттєвому недоліку скінченних автоматів, а саме їхній схильності до комбінаторного вибуху. Як демонструють результати моделювання багатоагентних систем [14], у складних динамічних середовищах кількість можливих станів і переходів між ними збільшується експоненційно. Це не лише критично ускладнює обчислення та унеможливує масштабування класичних дискретних архітектур, але й змушує переходити до нейромережових методів управління, які, зі свого боку, позбавлені математичних гарантій та можливості надійної формальної верифікації.

Наступним еволюційним кроком у формалізації цільової поведінки стало застосування дерев поведінки, які забезпечують ієрархічну та модульну структуру виконання завдань. Автори концепції [15] зазначають, що, на відміну від FSM, дерева поведінки дають можливість інкапсулювати окремі підзадачі, що суттєво спрощує проектування комплексної логіки автономних систем та уможливує повторне використання вузлів прийняття рішень. Паралельно

із цим для моделювання складних когнітивних процесів і планування місій активно використовувалася архітектура BDI. Згідно з формальним визначенням ця модель оперує абстрактними ментальними станами агента, де «переконавання» відображають формалізовані знання про світ, «бажання» формують цільові стани, а «наміри» є вибраними стратегіями досягнення цих цілей через генерацію плану дій [16]. Крім того, розширенням можливостей мультиагентної взаємодії та обробки гетерогенних даних визнано архітектуру дошки оголошень. Автори [17] описують її як систему, у якій незалежні експертні модулі асинхронно обмінюються інформацією через спільний простір пам'яті для кооперативного розв'язання задач.

Постановка проблеми

Незважаючи на формальну верифікованість та математичну прозорість процесів логічного виведення, класичні парадигми управління демонструють критичну деградацію ефективності у високодинамічних середовищах унаслідок своєї фундаментальної залежності від детермінованих евристичних правил, які концептуально не здатні адекватно апроксимувати комплексну стохастичність реального фізичного світу. Дослідження [3; 6] підтверджують, що автономні агенти, архітектура управління яких побудована суто на символічних або реактивних алгоритмах, концептуально не здатні до узагальнення. Згідно з результатами емпіричних тестувань, стикаючись із непередбачуваними перешкодами, раптовою зміною параметрів середовища або частковою втратою сенсорних даних, такі системи неминуче зазнають обчислювальних збоїв або генерують критично хибні рішення [3]. Аналіз цих вразливостей доводить, що відсутність гнучких механізмів адаптації на основі безперервного потоку нових даних робить класичні архітектури принципово недостатніми для забезпечення стійкого довготривалого автономного функціонування. Саме цей фактор зумовлює об'єктивну інженерну необхідність переходу до сучасних нейромережових та гібридних методів планування.

Аналіз сучасних підходів

Подолання фундаментальних обмежень символічних методів стало можливим завдяки впровадженню алгоритмів глибокого навчання з підкріпленням (Deep Reinforcement Learning, DRL). DRL інтегрує апроксимаційні можливості глибоких нейронних мереж із процесами марковського прийняття рішень, даючи змогу агенту автономно формувати оптимальну стратегію поведінки через безперервну взаємодію із середовищем. У задачах просторової навігації та планування DRL демонструє високу ефективність завдяки здатності обробляти багатовимірні

сенсорні потоки без необхідності ручного конструювання евристичних ознак. Зокрема, ієрархічні архітектури DRL дають можливість декомпозувати комплексні навігаційні завдання на високорівневе стратегічне планування та низькорівневе керування виконавчими механізмами, що суттєво підвищує стабільність роботи автономної системи в умовах неповної спостережуваності та непередбачуваної динаміки трафіку або перешкод [18]. Приклад структурної схеми архітектури на базі DRL, о дописано в дослідженні [18], зображено на рисунку 1.

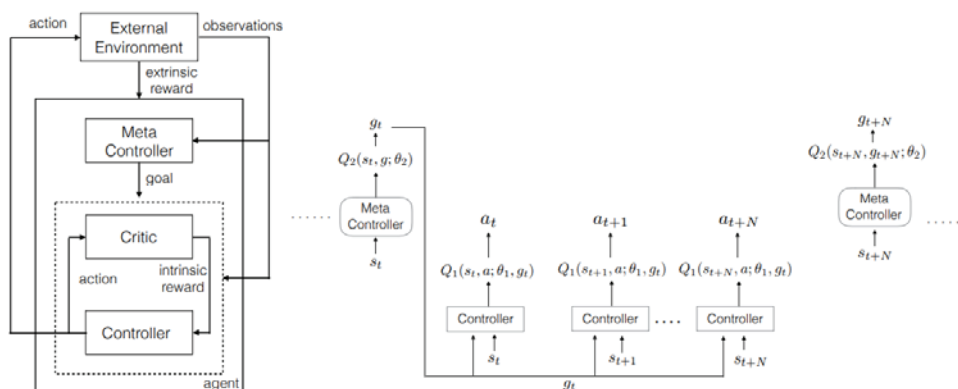


Рис. 1. Структурна схема інтеграції алгоритмів DRL у контур управління автономним агентом для обробки сенсорних потоків та безперервної взаємодії із середовищем [18]

сенсорів і генерує текстовий внутрішній контекст перед ініціалізацією фізичної дії, що дає змогу динамічно коригувати план місії відповідно до змін середовища.

Такі інтелектуальні системи [21] здатні безпосередньо транслювати високорівневі словесні інструкції та семантичні описи функцій у формалізовану послідовність дій (зокрема, графових операцій), оминаючи необхідність жорсткого програмування специфічних правил поведінки [6]. Проте процес такої автоматичної трансляції супроводжується фундаментальною проблемою семантичної неоднозначності та надмірності природної мови. Пряме, неоптимізоване трансформування неструктурованих вербальних описів функціональних вимог у виконувани вузли неминує спричиняє формування надмірно ускладнених та внутрішньо неузгоджених графів завдань, що істотно знижує продуктивність і надійність програмно-технічної системи. На цьому етапі постає критична потреба в інтеграції спеціалізованих інтелектуальних методів формального аналізу та оптимізації. Їх застосування дає змогу в автоматизованому режимі верифікувати структуру та

Наступним етапом еволюції систем управління стало застосування великих мовних і мультимодальних моделей (LLM/VLM) як центрального ядра когнітивної архітектури агента [19]. У цій парадигмі процеси когнітивного «міркування» й безпосереднього прийняття рішень формалізуються через механізми обробки природної мови та візуальних даних, що найчастіше реалізується за допомогою методології Reasoning and Acting (ReAct) [20]. У таких системах мультимодальна модель отримує візуальні дані від

семантичні зв'язки всередині графів словесних описів функцій, усувати логічні колізії, ідентифікувати дубльовані фрагменти та відсікати нерелевантні операції до початку стадії фізичного виконання. Така попередня фільтрація суттєво підвищує ефективність реалізації функціональної логіки програмних систем управління оскільки програмний агент отримує математично строго визначений, детермінований і обчислювально малоресурсомісткий план дій, сформований на основі первинно неструктурованого природномовного контексту.

Незважаючи на високу здатність до узагальнення, суто нейромережеві архітектури характеризуються низкою фундаментальних недоліків, серед яких – іманентна схильність до стохастичних галюцинацій, епістемічна непрозорість механізмів прийняття рішень і принципова неможливість забезпечення детермінованих математичних гарантій безпечного функціонування. Ефективним шляхом подолання цих обмежень вбачається імплементація парадигми нейросимвольного штучного інтелекту [22; 23], узагальнену архітектуру якої наведено на рисунку 2.

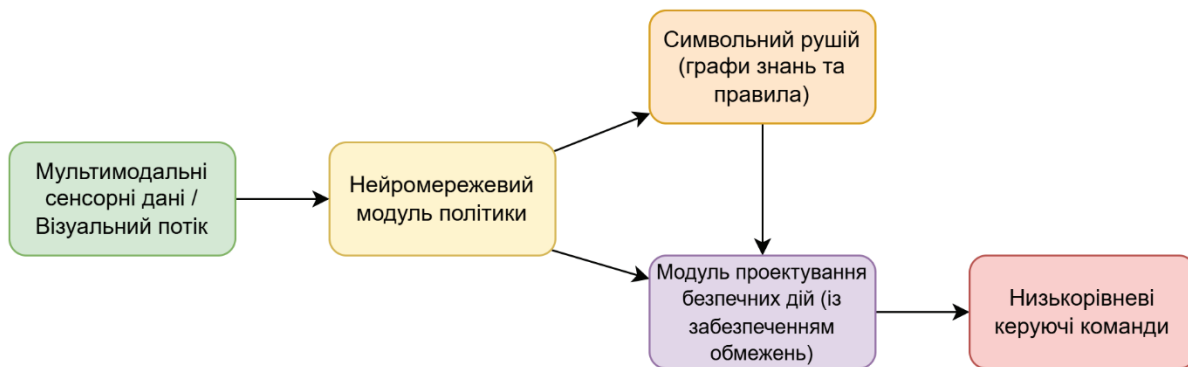


Рис. 2. Узагальнена архітектура нейросимвольного прийняття рішень автономним агентом (адаптовано на основі [23])

Зазначений гібридний підхід забезпечує синергетичну інтеграцію апроксимаційних можливостей нейромережевого екстрагування ознак із математичною строгістю, семантичною інтерпретованістю та здатністю до формальної верифікації, притаманними методам класичної символічної логіки. У подібних архітектурних підходах [24] модулі глибокого навчання відповідають за екстракцію високорівневих семантичних ознак із візуального потоку або на основі інших вхідних даних, тоді як символічні модулі оперують цими даними для формування й оновлення графів знань, а також для ініціалізації функціональної логіки на основі явно визначених обмежень [3]. Сучасні дослідження [25] підтверджують, що використання графових моделей світу дає можливість автономному агенту прозора планувати дії та забезпечує високу адаптивність до нових умов шляхом динамічної реструктуризації вузлів та ребер графа завдань [5]. Показовим прикладом такої інтеграції є сучасні композиційні фреймворки [26], що об'єднують імовірнісне моделювання світу, розпізнавання об'єктів та ієрархічне планування для безпечного виконання багатоетапних пошукових місій в умовах значної невизначеності [7].

Обговорення результатів

Об'єктивне оцінювання ефективності архітектур прийняття рішень автономними агентами ускладнюється різницею у цільових завданнях і симуляційних середовищах (наприклад, ALFRED для indoor-навігації, AirSim для БПЛА, CARLA для міського трафіку). Незважаючи на це, систематизація метрик з актуальних досліджень дає змогу виявити чіткі тенденції щодо загальної успішності, швидкодії та точності розпізнавання. Згідно з дослідженнями [27] систем на базі великих мовних і мультимодальних моделей, інтеграція семантичного сприйняття відкритого словника з ієрархічними динамічними графами сцен забезпечує безпрецедентну здатність до

узагальнення [28]. У тестах динамічної indoor-навігації архітектура OrionNav продемонструвала рівень успішності виконання завдань понад 88 % (85 успішних місій із 96), тоді як базові евристичні методи (Object-Map-Search) досягли лише 56 %, а алгоритми пошуку на основі границь (Frontier-Search) – 11 %. Швидкодія таких систем обмежується обчислювальною складністю генеративних моделей, частота оновлення семантичної карти становить близько 2 Гц, хоча генерація масок об'єктів може відбуватися із частотою до 10 Гц. Для порівняння: модульні архітектури з метрико-семантичними сітками (наприклад, Kimerica) здатні досягати швидкодії 0,1 секунди на ключовий кадр, працюючи лише на центральних процесорах без залучення графічних прискорювачів [29].

У контексті реалізації комплексних пошукових місій в умовах високого рівня стохастичної невизначеності результати досліджень композиційних нейросимвольних архітектур емпірично підтверджують функціональну перевагу гібридних парадигм над суто нейромережевими підходами на базі мультимодальних моделей. Відповідно до результатів симуляційного моделювання фреймворку NEUSIS [7] у тестовому середовищі AirSim, структурна інтеграція модуля нейросимвольного сприйняття GRID з імовірнісною моделлю світу та ієрархічним символічним планувальником SNaC забезпечила досягнення показника успішності виконання завдань на рівні 61,82 %. Порівняльний аналіз засвідчує, що базова еталонна архітектура, яка застосовувала лише нейромережевий детектор YOLO-World для підсистеми сприйняття простору й алгоритм Fields2Cover для формування символічного плану дій, продемонструвала значно нижчий показник результативності, що становить 29,58 %. Додатково встановлено, що імплементація механізмів байєсівської фільтрації до складу ймовірнісної моделі світу статистично значущо підвищує точність просторової локалізації цільових

об'єктів, що підтверджується зростанням метрики Online F1 Score з 44,62 до 54,12 %.

У контексті високоструктурованих динамічних середовищ, зокрема міського автомобільного трафіку, як широкі оглядові [30], так і цілеспрямовані емпіричні дослідження ієрархічних архітектур [31] підтверджують їхню оптимальну швидкодію та високий рівень експлуатаційної надійності. Відповідно до результатів дослідження [31] під час симуляційного моделювання у платформі CARLA, архітектура, що інтегрує графові згорткові мережі (GCN) для аналізу часових рядів просторових станів із класичними пропорційно-інтегрально-диференціальними

регуляторами для низькорівневого управління, забезпечує імовірність успішного досягнення цільової точки на рівні 98,7–98,8 %. Зазначений показник статистично наближається до результатів ідеалізованої еталонної системи, яка функціонувала в умовах детермінованого доступу до глобальної інформаційної бази симулятора (98,9–99,2 %). Частота циклу управління запропонованої архітектури варіюється в діапазоні від 13,4 до 17,9 кадрів за секунду, що уможливорює керування автономним транспортним засобом у режимі реального часу. Показники ефективності досліджуваних архітектур наведено в таблиці 1.

Табл. 1. Порівняльна характеристика архітектур прийняття рішень автономними агентами за результатами емпіричних досліджень

Модель	Архітектура	Цільове завдання та середовище	Показник успішності (SR)	Швидкість / Частота управління (FPS)
OrionNav	LLM + ієрархічні семантичні графи сцен	Indoor-навігація, пошук об'єктів (фізичний робот)	88,5 %	Оновлення семантичної карти ~ 2 Гц
NEUSIS	Нейросимвольна VLM + SNaC + World Model	Пошукові місії БПЛА (AirSim / Unreal Engine)	61,82 %	Оновлення світової моделі в реальному часі
Ієрархічна GCN + IDM/PID (YOLO + графи часових рядів)		Автономне водіння, рух у трафіку (CARLA)	98,7–98,8 %	13,5–18,0 FPS
PaLM-SayCan	LLM + Value Functions / DRL	Роботизована маніпуляція, виконання інструкцій (фізичне середовище)	74 %	Асинхронне планування на основі діалогового запиту
Kimera	Метрико-семантичний SLAM	3D-реконструкція сцени, VIO (EuRoC, фізичне середовище)	–	> 10 FPS

Висновки

Попри значний прогрес гібридних фреймворків, структурна інтеграція високорівневих когнітивних процесів із низькорівневим кінематичним виконанням залишається фундаментальним викликом у галузі робототехніки. Провідні дослідження [24; 28] визначають головною проблемою наявність нездоланного семантичного розриву між абстрактним дискретним плануванням, що реалізується на базі графових або мовних моделей, і безперервним сенсорним управлінням у режимі реального часу. Відповідно до результатів аналізу сучасних систем, така архітектурна асиметрія неминуче спричиняє критичні затримки в генерації керуючих сигналів під час функціонування автономного агента у швидкозмінних динамічних середовищах [4].

Додатковим відкритим фундаментальним питанням, що широко дискутується в науковій літературі, є проблема експоненціального перенасичення бази знань довготривалої пам'яті застарілими та нерелевантними топологічними зв'язками [32]. Емпірично доведено, що під час тривалої роботи цей процес

призводить до експоненціального зростання обчислювальної складності та відповідної деградації загальної продуктивності системи управління [6]. Враховуючи зазначені технологічні бар'єри, можна постановити, що майбутні вектори досліджень мають фокусуватися на розробленні уніфікованих гібридних репрезентацій середовища, здатних забезпечити нативне поєднання метричної кінематичної точності з високорівневою семантичною абстракцією. Саме тут використання семантичної декомпозиції сцени дає змогу радикально оптимізувати обчислювальні ресурси шляхом інтелектуального звуження простору пошуку для алгоритмів планування траєкторії. Замість ітеративного перебору всіх геометрично можливих шляхів у метричній карті, агент оперує семантичними доменами, завдяки чому може виключати завідомо нерелевантні зони ще на етапі високорівневого планування. Це перетворює задачу глобального пошуку на послідовність локальних оптимізацій у межах вибраних семантичних контекстів. Однак, оскільки в процесі довготривалої роботи кількість виділених

семантичних зв'язків безперервно акумулюється, у разі формування масивних графів знань, виникає потреба у їх ефективному опрацюванні. З огляду на це найбільш перспективними напрямками подальших наукових досліджень визначено структурну оптимізацію нейросимвольних архітектур шляхом імплементації механізмів диференційованого логічного виведення [7] а також синтез високоефективних алгоритмів для динамічної редукції графів знань.

Конфлікт інтересів

Автор декларує, що не має конфлікту інтересів стосовно цього дослідження, у тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в цій статті.

Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних

Рукопис не має пов'язаних даних.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] Nakhaeina, Tang, Mohd Noor, and Motlagh, "A review of control architectures for autonomous navigation of mobile robots," *International Journal of the Physical Sciences*, vol. 62, pp. 169–174, 2011.
- [2] P. Simen, "Preventing combinatorial explosion in a localist, neural network architecture using temporal synchrony," *Connection Science*, vol. 23, no. 2, pp. 131–144, May 2011. DOI: 10.1080/09540091.2011.570741.
- [3] T. Mota, M. Sridharan, and A. Leonardis, "Integrated commonsense reasoning and deep learning for transparent decision making in robotics," *SN Computer Science*, vol. 2, no. 4, Apr. 2021. DOI: 10.1007/s42979-021-00573-0.
- [4] V. Vasilopoulos et al., "Reactive semantic planning in unexplored semantic environments using deep perceptual feedback," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 3, pp. 4455–4462, Jun. 2020. DOI: 10.1109/Ira.2020.3001496.
- [5] S. Hu, T. Horii, and T. Nagai, "Adaptive and transparent decision-making in autonomous robots through graph-structured world models," *Advanced Robotics*, vol. 38, no. 22, pp. 1579–1599, Oct. 2024. DOI: 10.1080/01691864.2024.2415995.
- [6] Y. Zhang, J. Tian, and Q. Xiong, "A review of embodied intelligence systems: a three-layer framework integrating multimodal perception, world modeling, and structured strategies," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 12, p. 1668910, Nov. 2025. DOI: 10.3389/frobt.2025.1668910.
- [7] Z. Cai et al., "NEUSIS: a compositional Neuro-Symbolic framework for autonomous perception, reasoning, and planning in complex UAV search missions," *arXiv (Cornell University)*, Sep. 2024. DOI: 10.48550/arxiv.2409.10196.
- [8] Brooks, "A robust layered control system for a mobile robot," *Massachusetts Institute of Technology, Artificial Intelligence Laboratory*, a. I. Memo, vol. 864, Sep. 1985.
- [9] R. C. Arkin, "Motor Schema – based Mobile Robot navigation," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 8, no. 4, pp. 92–112, Aug. 1989. DOI: 10.1177/027836498900800406.
- [10] L. Luc Steels, Ed., *A case study in the behavior-oriented design of autonomous agents*. MIT Press, Cambridge, MA, USA.
- [11] R. P. Bonasso, R. J. Firby, E. Gat, D. Kortenkamp, D. P. Miller, and M. G. Slack, "Experiences with an architecture for intelligent, reactive agents," *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, vol. 9, no. 2–3, pp. 237–256, Apr. 1997. DOI: 10.1080/095281397147103.
- [12] M. Klotzbucher and H. Bruyninckx, "Coordinating robotic tasks and systems with RFSM Statecharts," *Journal of Software Engineering for Robotics*, vol. 3, no. 1, pp. 28–56, 2011.
- [13] H. Bou-Ammar, M. Jaber, and M. Nassar, "Correctness-by-Learning of Infinite-State Component-Based Systems," in *Lecture notes in computer science*, 2017, pp. 162–178. DOI: 10.1007/978-3-319-68034-7_10.
- [14] P. Ojala, "Reinforcement learning in Multi-Agent Path Finding," *Bachelor's Thesis, Aalto University School of Electrical Engineering*, 2025.
- [15] M. Colledanchise and P. Ögren, *Behavior trees in robotics and AI*. 2018. DOI: 10.1201/9780429489105.
- [16] Georgeff, Ed., *BDI Agents: From Theory to practice*. *International Conference on Multiagent Systems*, 1995.
- [17] Nii, "The Blackboard Model of Problem Solving and the Evolution of Blackboard Architectures," *AIMag*, vol. 7, no. 2, p. 38, Jun. 1986.
- [18] Kulkarni, Narasimhan, A. Saeedi, and J. B. Tenenbaum, *Hierarchical Deep Reinforcement Learning: Integrating Temporal Abstraction and Intrinsic Motivation*. *Advances in Neural Information Processing Systems 29 (NIPS 2016)*, 2015.
- [19] W. Huang et al., "Inner Monologue: Embodied Reasoning through Planning with Language Models," *arXiv (Cornell University)*, Jul. 2022. DOI: 10.48550/arxiv.2207.05608.
- [20] S. Yao et al., *REACT: Synergizing reasoning and acting in language models*. *ICLR*, 2023.
- [21] M. Ahn et al., "Do as I can, not as I say: grounding language in robotic affordances," *arXiv (Cornell University)*, Apr. 2022. DOI: 10.48550/arxiv.2204.01691.
- [22] A. D. Garcez and L. C. Lamb, "Neurosymbolic AI: The 3rd Wave," *arXiv (Cornell University)*, Dec. 2020. DOI: 10.48550/arxiv.2012.05876.
- [23] K. Addo, M. Kabeya, and E. E. Ojo, "Neuro-Symbolic AI for explainable Decision-Making in autonomous grid operations," *Preprints.org*, Aug. 2025. DOI: 10.20944/preprints202508.0747.v1.
- [24] M. A. Ali, F. Dornaika, and J. Charafeddine, "Agentic AI: a comprehensive survey of architectures, applications, and

- future directions,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 59, no. 1, Nov. 2025. DOI: 10.1007/s10462-025-11422-4.
- [25] Q. Gu et al., “ConceptGraphs: Open-Vocabulary 3D scene graphs for perception and planning,” *arXiv (Cornell University)*, Sep. 2023. DOI: 10.48550/arxiv.2309.16650.
- [26] F. Ke, Z. Cai, S. Jahangard, W. Wang, P. D. Haghighi, and H. Rezatofighi, “HYDRA: a hyper agent for dynamic compositional visual reasoning,” in *Lecture notes in computer science*, 2024, pp. 132–149. DOI: 10.1007/978-3-031-72661-3_8.
- [27] L. Miao, W. Liu, and Z. Deng, “A frontier review of semantic SLAM technologies applied to the open world,” *Sensors*, vol. 25, no. 16, p. 4994, Aug. 2025. DOI: 10.3390/s25164994.
- [28] V. N. Devarakonda et al., “OrionNav: Online Planning for Robot Autonomy with Context-Aware LLM and Open-Vocabulary Semantic Scene Graphs,” *arXiv (Cornell University)*, Oct. 2024. DOI: 10.48550/arxiv.2410.06239.
- [29] A. Rosinol, M. Abate, Y. Chang, and L. Carlone, *Kimera: an Open-Source Library for Real-Time Metric-Semantic Localization and Mapping*. Paris, France: IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2020, pp. 1689–1696. DOI: 10.1109/icra40945.2020.9196885.
- [30] B. R. Kiran et al., “Deep Reinforcement Learning for Autonomous Driving: a survey,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, no. 6, pp. 4909–4926, Feb. 2021. DOI: 10.1109/tits.2021.3054625.
- [31] F. Yang et al., “Learning-Based hierarchical Decision-Making framework for automatic driving in incompletely connected traffic scenarios,” *Sensors*, vol. 24, no. 8, p. 2592, Apr. 2024. DOI: 10.3390/s24082592.
- [32] C. Cheng et al., “LongStream: Long-Sequence Streaming autoregressive Visual geometry,” *arXiv (Cornell University)*, Feb. 2026. DOI: 10.48550/arxiv.2602.13172.

CURRENT ARCHITECTURES FOR DECISION-MAKING BY AUTONOMOUS AGENTS

Yevhen Sobol, Andrii Ponepaliak, Yaroslav Dorogiy

Autonomous agents operating in highly dynamic and stochastic environments with a high degree of uncertainty require computationally efficient and reliable decision-making architectures. Historically, the control of such systems has been based on classical paradigms, including reactive architectures, finite state machines, and behavior trees. However, these methods face the problem of an exponential combinatorial explosion of the state space in unstructured conditions and exhibit a critical degradation in performance due to their inability to adapt continuously. At the same time, the transition to modern, purely neural network-based control methods is accompanied by an inherent tendency of systems toward stochastic hallucinations, epistemic opacity of decision-making mechanisms, and a fundamental inability to

provide deterministic mathematical guarantees of safe operation.

This article investigates and justifies hybrid neurosymbolic architectures that synergistically combine the approximation capabilities of deep learning methods for processing multimodal sensory data with the mathematical rigor and semantic interpretability of classical symbolic logic methods. A comprehensive analysis was conducted of the structural integration of neural network modules for high-level feature extraction with graph-based world models and hierarchical symbolic planners. Particular attention is paid to solving the problem of semantic ambiguity through automated verification of the structure of knowledge graphs and the elimination of logical conflicts prior to the start of the physical execution stage. The promise of using semantic scene decomposition for optimizing computational resources has been demonstrated.

Keywords: *autonomous agents, decision-making architectures, neuro-symbolic artificial intelligence, deep learning, symbolic logic, behavior trees, knowledge graphs, semantic modeling.*

REFERENCES

- [1] Nakhaeina, Tang, Mohd Noor, and Motlagh, “A review of control architectures for autonomous navigation of mobile robots,” *International Journal of the Physical Sciences*, vol. 62, Art. no. 169–174, 2011.
- [2] P. Simen, “Preventing combinatorial explosion in a localist, neural network architecture using temporal synchrony,” *Connection Science*, vol. 23, no. 2, pp. 131–144, May 2011, doi: 10.1080/09540091.2011.570741.
- [3] T. Mota, M. Sridharan, and A. Leonardis, “Integrated commonsense reasoning and deep learning for transparent decision making in robotics,” *SN Computer Science*, vol. 2, no. 4, Apr. 2021, doi: 10.1007/s42979-021-00573-0.
- [4] V. Vasilopoulos et al., “Reactive semantic planning in unexplored semantic environments using deep perceptual feedback,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 3, pp. 4455–4462, Jun. 2020, doi: 10.1109/lra.2020.3001496.
- [5] S. Hu, T. Horii, and T. Nagai, “Adaptive and transparent decision-making in autonomous robots through graph-structured world models,” *Advanced Robotics*, vol. 38, no. 22, pp. 1579–1599, Oct. 2024, doi: 10.1080/01691864.2024.2415995.
- [6] Y. Zhang, J. Tian, and Q. Xiong, “A review of embodied intelligence systems: a three-layer framework integrating multimodal perception, world modeling, and structured strategies,” *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 12, p. 1668910, Nov. 2025, doi: 10.3389/frobt.2025.1668910.
- [7] Z. Cai et al., “NEUSIS: a compositional Neuro-Symbolic framework for autonomous perception, reasoning, and planning in complex UAV search missions,” *arXiv (Cornell University)*, Sep. 2024, doi: 10.48550/arxiv.2409.10196.

- [8] Brooks, "A robust layered control system for a mobile robot," *Massachusetts Institute of Technology, Artificial Intelligence Laboratory, a. I. Memo*, vol. 864, Sep. 1985.
- [9] R. C. Arkin, "Motor Schema – based Mobile Robot navigation," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 8, no. 4, pp. 92–112, Aug. 1989, doi: 10.1177/027836498900800406.
- [10] L. Luc Steels, Ed., *A case study in the behavior-oriented design of autonomous agents*. MIT Press, Cambridge, MA, USA.
- [11] R. P. Bonasso, R. J. Firby, E. Gat, D. Kortenkamp, D. P. Miller, and M. G. Slack, "Experiences with an architecture for intelligent, reactive agents," *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, vol. 9, no. 2–3, pp. 237–256, Apr. 1997, doi: 10.1080/095281397147103.
- [12] M. Klotzbucher and H. Bruyninckx, "Coordinating robotic tasks and systems with RFSM Statecharts," *Journal of Software Engineering for Robotics*, vol. 3, no. 1, pp. 28–56, 2011.
- [13] H. Bou-Ammar, M. Jaber, and M. Nassar, "Correctness-by-Learning of Infinite-State Component-Based Systems," in *Lecture notes in computer science*, 2017, pp. 162–178. doi: 10.1007/978-3-319-68034-7_10.
- [14] P. Ojala, "Reinforcement learning in Multi-Agent Path Finding," Bachelor's Thesis, Aalto University School of Electrical Engineering, 2025.
- [15] M. Colledanchise and P. Ögren, *Behavior trees in robotics and AI*. 2018. doi: 10.1201/9780429489105.
- [16] Georgeff, Ed., *BDI Agents: From Theory to practice*. International Conference on Multiagent Systems, 1995.
- [17] Nii, "The Blackboard Model of Problem Solving and the Evolution of Blackboard Architectures," *AIMag*, vol. 7, no. 2, p. 38, Jun. 1986.
- [18] Kulkarni, Narasimhan, A. Saeedi, and J. B. Tenenbaum, *Hierarchical Deep Reinforcement Learning: Integrating Temporal Abstraction and Intrinsic Motivation*. Advances in Neural Information Processing Systems 29 (NIPS 2016), 2015.
- [19] W. Huang *et al.*, "Inner Monologue: Embodied Reasoning through Planning with Language Models," *arXiv (Cornell University)*, Jul. 2022, doi: 10.48550/arxiv.2207.05608.
- [20] S. Yao *et al.*, *REACT: Synergizing reasoning and acting in language models*. ICLR, 2023.
- [21] M. Ahn *et al.*, "Do as I can, not as I say: grounding language in robotic affordances," *arXiv (Cornell University)*, Apr. 2022, doi: 10.48550/arxiv.2204.01691.
- [22] A. D. Garcez and L. C. Lamb, "Neurosymbolic AI: The 3rd Wave," *arXiv (Cornell University)*, Dec. 2020, doi: 10.48550/arxiv.2012.05876.
- [23] K. Addo, M. Kabeya, and E. E. Ojo, "Neuro-Symbolic AI for explainable Decision-Making in autonomous grid operations," *Preprints.org*, Aug. 2025, doi: 10.20944/preprints202508.0747.v1.
- [24] M. A. Ali, F. Dornaika, and J. Charafeddine, "Agentic AI: a comprehensive survey of architectures, applications, and future directions," *Artificial Intelligence Review*, vol. 59, no. 1, Nov. 2025, doi: 10.1007/s10462-025-11422-4.
- [25] Q. Gu *et al.*, "ConceptGraphs: Open-Vocabulary 3D scene graphs for perception and planning," *arXiv (Cornell University)*, Sep. 2023, doi: 10.48550/arxiv.2309.16650.
- [26] F. Ke, Z. Cai, S. Jahangard, W. Wang, P. D. Haghghi, and H. Rezatofighi, "HYDRA: a hyper agent for dynamic compositional visual reasoning," in *Lecture notes in computer science*, 2024, pp. 132–149. doi: 10.1007/978-3-031-72661-3_8.
- [27] L. Miao, W. Liu, and Z. Deng, "A frontier review of semantic SLAM technologies applied to the open world," *Sensors*, vol. 25, no. 16, p. 4994, Aug. 2025, doi: 10.3390/s25164994.
- [28] V. N. Devarakonda *et al.*, "OrionNav: Online Planning for Robot Autonomy with Context-Aware LLM and Open-Vocabulary Semantic Scene Graphs," *arXiv (Cornell University)*, Oct. 2024, doi: 10.48550/arxiv.2410.06239.
- [29] A. Rosinol, M. Abate, Y. Chang, and L. Carlone, *Kimera: an Open-Source Library for Real-Time Metric-Semantic Localization and Mapping*. Paris, France: IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2020, pp. 1689–1696. doi: 10.1109/icra40945.2020.9196885.
- [30] B. R. Kiran *et al.*, "Deep Reinforcement Learning for Autonomous Driving: a survey," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, no. 6, pp. 4909–4926, Feb. 2021, doi: 10.1109/tits.2021.3054625.
- [31] F. Yang *et al.*, "Learning-Based hierarchical Decision-Making framework for automatic driving in incompletely connected traffic scenarios," *Sensors*, vol. 24, no. 8, p. 2592, Apr. 2024, doi: 10.3390/s24082592.
- [32] C. Cheng *et al.*, "LongStream: Long-Sequence Streaming autoregressive Visual geometry," *arXiv (Cornell University)*, Feb. 2026, doi: 10.48550/arxiv.2602.13172.

Дата першого надходження статті до видання:

03.02.2026

Дата прийняття статті до друку

після рецензування: 30.02.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті:

00.00.0000



Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0