

Методологія Створення Віртуального Робота

Віталій Веретельник
кафедра інформаційних технологій
Черкаський національний університет ім. Богдана Хмельницького
Черкаси, Україна
veretelnyk.vitaliy@gmail.com

Methodology for Creating a Virtual Robot

Vitalii Veretelnyk
Department of Information Technologies
them Bogdan Khmelnsky University
Cherkasy, Ukraine
veretelnyk.vitaliy@gmail.com

Анотація — Досліджено методологію моделювання, проектування та створення віртуального робота. Автор визначає, що віртуальний робот – це спеціальна програмна система контролю і управління, яка застосовує алгоритми штучного життя з використанням мультиагентних систем разом з нейронними мережами глибинного машинного навчання (віртуальний нейроконтролер), а також взаємодіє з спеціалізованими електронними програмованими пристроями

Abstract — The methodology of modeling, designing and creating a virtual work is explored. The author determines that a virtual robot is a special software control and management system that uses artificial life algorithms using multi-agent systems, along with neural networks of deep machine learning (virtual neurocontroller), and interacts with specialized electronic programmable devices

Ключові слова — віртуальний робот; мультиагентна система; алгоритми штучного життя; нейронні мережі глибинного машинного навчання; нейроконтролер; спеціалізовані електронні програмовані пристрої

Keywords — virtual robot; multiagent system; algorithms of artificial life; neural networks of deep machine learning; neurocontroller; specialized electronic programmable devices

I. ВСТУП

В сучасному світі автоматизація бізнес-процесів різних галузей економіки застосовує велику кількість машин і роботів з жорсткою логікою управління. На відміну від них існує цілий ряд інтелектуальних роботів, які наділені інтелектом, а саме мають здатність до самостійного навчання і організованості, адаптації до різних умов і змін навколишнього оточення, мають здатність аналізувати, застосовувати різні алгоритми взаємодії з іншими системами і самостійно приймати рішення щодо них [1].

Для вирішення складних проблем досить часто використовують мультиагентні системи, що складаються з набору агентів, які виконують окремі функції та

взаємодіють в процесі цього з іншими агентами. Переваги мультиагентної системи – це відносна простота розроблення окремих агентів, інтероперабельність, що дозволяє розширювати систему агентами, створеними незалежно різними розробниками, а також більша здатність системи до адаптації. Агенти, що входять до складу мультиагентної системи, можуть взаємодіяти один з одним не тільки в тих випадках, коли вони створені одним розробником чи групою розробників.

II. ТЕОРЕТИЧНИЙ БАЗИС

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Методологічним обґрунтуванням, розробкою та створенням мультиагентних систем управління та обробки даних займаються такі відомі вчені, як В.М. Гужва, Д.Г. Діденко, Т.В. Ібрагімхалілова, П.В. Ковальський, О.Є. Коноваленко, П.О. Кравець, В.А. Лабжинський, Н.В. Лисак, В.В. Литвин, І.І. Новаківський, Г.В. Рачинська, О.М. Сегеда, А.С. Слюняєв, В.О. Філатов та ін. Представниками другого напрямку є С.В. Голуб, О.Д. Міщенко, А.В. Романюк, Самра Муавія Хассан Хамо, В.С. Скрипник. Методологія створення автоматизованих систем багаторівневого соціоекологічного моніторингу (С.В. Голуб), мультиагентну інформаційну технологію адаптивної маршрутизації в мобільних комп'ютерних мережах (Н.В. Лисак), мультиагентну технологію синтезу розподілених ієрархічних систем оброблення даних (на прикладі СОД екологічного моніторингу) (В.А. Лабжинський), мультиагентні технології інтеграції гетерогенних інформаційних систем і розподілених баз даних.

III. ТЕОРЕТИЧНИЙ БАЗИС

МЕТОДОЛОГІЯ СТВОРЕННЯ ВІРТУАЛЬНОГО РОБОТА

Метою роботи є узагальнене дослідження методології моделювання, проектування та створення віртуального робота.

Відповідно до мети, в роботі поставлено і вирішено таке завдання.

- З'ясувати сутність елементів мультиагентної системи;
- Дати визначення поняття «агент» та «агент мультиагентної системи»;
- Дослідити особливості функціонування мультиагентної системи;
- Дослідити особливості функціонування нейронних мереж глибинного навчання;
- Сформулювати вимоги до мультиагентної системи;
- Створити модель взаємодії мультиагентної системи з нейромережею глибинного навчання.

Мультиагентна система – згруповані агенти інформаційної мережі, які взаємодіють між собою та досягають визначену розробником мету. Мультиагентна система побудована у вигляді об'єднання окремих агентів. Її формальне визначення виглядає так: AgentNet (Agnt, Env, Rel, Org, Act, Com, Evol), де:

- Agnt є множиною агентів;
- Env – середовищем функціонування агентів;
- Rel – сукупністю допустимих взаємовідносин між агентами;
- Org – визначається як опис правил формування мережі агентів;
- Act є набором індивідуальних і спільних дій, стратегій поведінки і вчинків;
- Com – це набори індивідуальних і спільних дій або комунікаційних взаємо- дій;
- Evol – можливість еволюції системи.

Віртуальний робот - це спеціальна програмна система контролю і управління, яка застосовує алгоритми штучного життя з використанням мультиагентних систем в поєднанні з нейронними мережами глибинного машинного навчання (віртуальний нейроконтролер), а також взаємодіє з спеціалізованими електронними програмованими пристроями (мікроконтролерами). Міжнародна асоціація FIPA розробила стандарти, що підтримують одну з визначальних характеристик агентів - інтероперабельність. Програма є агентом тільки в тому разі, якщо вона спроможна до коректних комунікацій на мові комунікацій агентів [2].

Програмами агенти, населяють мережу Інтернет. Діючи самостійно, агенти виконують корисну роботу в інтересах свого резидента - користувача. Вони стежать

за подіями в світі, добуваючи корисну інформацію, грають на біржі цінних паперів, домагаючись максимальних дивідендів для господаря, повідомляють йому про погрози і запобігають їх, іноді вступаючи в боротьбу з чужими агентами, вивчають і аналізують інші системи, впливають на роботи цих систем. [3].

Подібно до звичайних нейронних мереж, глибинні нейронні мережі можуть моделювати складні нелінійні відносини між елементами. У процесі навчання глибокої нейронної мережі отримувана модель намагається представити об'єкт у вигляді комбінації простих примітивів (наприклад, у задачі розпізнавання осіб такими примітивами можуть бути частини обличчя: ніс, очі, рот і так далі).[4]. Додаткові шари дозволяють будувати абстракції все більш високих рівнів, що і дозволяє будувати моделі для розпізнавання складних об'єктів реального світу. Як правило, глибинні мережі будуються як мережі прямого поширення [5]. Однак останні дослідження показали, як можна застосувати техніку глибинного навчання для рекурентних нейронних мереж. Згорткові нейронні мережі використовуються в області машинного зору, де цей підхід показав себе як ефективний [6]. Також згорткові нейронні мережі були застосовані для розпізнавання мови. Навчання глибинних нейронних мереж може бути здійснено за допомогою звичайного алгоритму зворотного поширення помилки. Існує велика кількість модифікацій даного алгоритму. Таким чином може бути використано кілька правил налаштування ваг. Наприклад навчання вагових коефіцієнтів $\omega_{ij}(t)$ алгоритмом стохастичного градієнтного спуску.

$$\omega_{ij} * (t + 1) = \omega_{ij}(t) + \eta \frac{\partial C}{\partial \omega_{ij}} \quad (1)$$

Де η стала для регулювання величини поточного кроку, C – функція втрат. Вибір функції втрат може бути обумовлений класом завдання машинного навчання (з учителем, без учителя, з підкріпленням) і функції активації. До двох головних проблем глибоких нейронних мереж відносять ті ж проблеми, що виникають і при навчанні звичайних нейронних мереж: час навчання та перенавчання [7]. Глибокі структури сильніше схильні до перенавчання, оскільки, маючи більше шарів, що дозволяють моделювати високорівневі абстракції, мережа може "вивчити" рідкісні ситуації. У цьому випадку можуть допомогти різні види регуляризації. Один з можливих методів регуляризації (dropout) припускає випадковим чином виключені вузли під час навчання. У деяких випадках це допомагає менше запам'ятовувати рідкісні залежності в тренувальних даних [8].

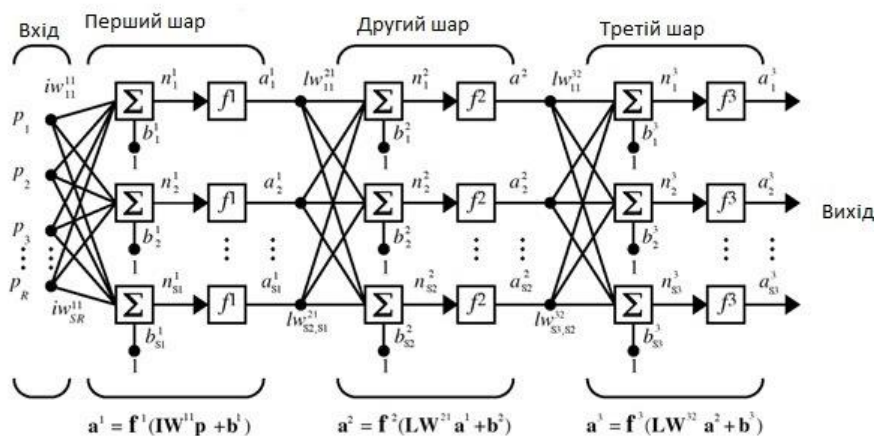


Рис. 1. Нейронна мережа глибокого навчання

У багатьох складних системах необхідно враховувати глибокі властивості системи. Загальним методом розробки схеми управління для гібридної системи є перший дизайн контролерів для динаміки безперервних змінних в кожному режимі системи, а потім для розробки дискретних контролерів на основі дискретної моделі високого рівня [9]. В методологію розробки віртуального робота була введена стратегія MPC для розробки схеми управління для гібридних систем, як безперервні змінні, так і дискретні змінні враховуються одночасно [10].

Щоб зробити підхід ясным, ми розглядаємо оновлення обмежень для одного агента та опускаємо індекс. Оскільки межі сигналів тривоги оновлюються на кожному етапі, рішення агентів залежать від вхідної інформації від інших агентів або, загалом, від будь-якого джерела. Щоб забезпечити правильність прийняття рішень, слід дотримуватися наступних обмежень на оновлену інформацію.

В роботі запропоновано штучну нейронну мережу, як універсальний налаштовуваний елемент може бути використаний в самих різних постановках задач при аналізі і синтезі систем автоматичного регулювання [11]. В теорії автоматичного керування динамічні ланки (об'єкти управління і регулятори) часто описуються передаточною функцією:

$$W(S) = \frac{y(s)}{x(s)} = \frac{s^m b_m + s^{m-1} b_{m-1} + \dots + s b_1 + b_0}{s^n a_n + s^{n-1} a_{n-1} + \dots + s a_1 + a_0} \quad (2)$$

де y вихідний сигнал ланки, x вхідний сигнал, a_i і b_j постійні коефіцієнти s^m і s^n – зображення по Лапласа вхідному і вихідному сигналі регулятора $b_m < a_n$. При цифровому моделюванні розглядається дискретне представлення передаточної функції. Процес дискретизації, полягає в заміні операторів диференціальних відношень кінцевих різниць.

$$s\chi = \frac{x_k - x_{k-1}}{\Delta t}, s^2\chi = \frac{x_k - 2x_{k-1} + x_{k-2}}{\Delta t^2} \quad (3)$$

Δt крок дискретизації по часу k номер моменту часу. Після всіх перетворень і спрощень отримаємо формулу виду:

$$y_n = \sum_{i=1}^n a_i y_{n-1} + \sum_{j=1}^m b_j y_{j-m} \quad (4)$$

де a_i і b_i постійні коефіцієнти, які залежать від кроку дискретизації по часу. Цього ж результату можна добитися з використанням z – перетворення:

$$W(z) = \frac{y(z)}{x(z)} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}}{a_0 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n}} \quad (5)$$

Еталона модель управління – це нейронна мережа, яка повинна відслідковувати об'єкт заданого еталонного процесу. При цьому модель керуючого процесу активно використовується на етапі регулювання. необхідний обсяг обчислень можна порівняти з попереднім варіантом. Механізм навчання заснований на динамічному варіанті зворотного розповсюдження помилки і являється досить складним. Перевага регулювання на основі еталонної моделі, являється їх застосування для різних класів керуючих об'єктів. Проектування нейроконтролера з еталонною моделлю відбувається в два етапи: На першому етапі відбувається ідентифікація динамічної системи за допомогою наборів вхідних і відповідних їм вихідних величин, розробка архітектурної нейронної моделі динамічної системи і її параметрів. Отримання заданої точності регулювання задається на етапі роботи гібридної системи контролерів. На другому етапі відбувається пошук архітектури нейрокерування, щоб поведінка системи з заданою точністю відповідала еталонній моделі регулювання. На рис 2. запропоновано модель програмної системи контролю і управління. У нашій роботі ми зосередилися на мультиагентних системах в якості сенсорів, датчиків, виконуючих механізмів та нейронної мережі глибокого навчання, яка складається з трьох шарів, вона виступає в якості контролера керування. На нашій схемі агенти моделюють дії з інших частин системи як порушення. Простий спосіб досягти координації полягає в тому, щоб всі агенти передбачали майбутні доступні набори місцевих змінних станів і передавали ці набори сусіднім агентам, щоб вони могли оцінити межі

взаємодій. Це означає, що агенти оновлюють межі невизначеності у своїй локальній задачі оптимізації таким чином:

$$V^k * (j) = \chi_1 * (k + jjk - 1 * (a^i = f^1(IW^{11}(p + b^1) ... \chi_{i-1} * (k + jjk - 1) * (a^2 = f^2(LW^{21}(a^1 + b^2) ... \chi_{i-1} * (k + jjk - 1) * (a^3 = f^3(LW^{32}(a^2 + b^2) (6)$$

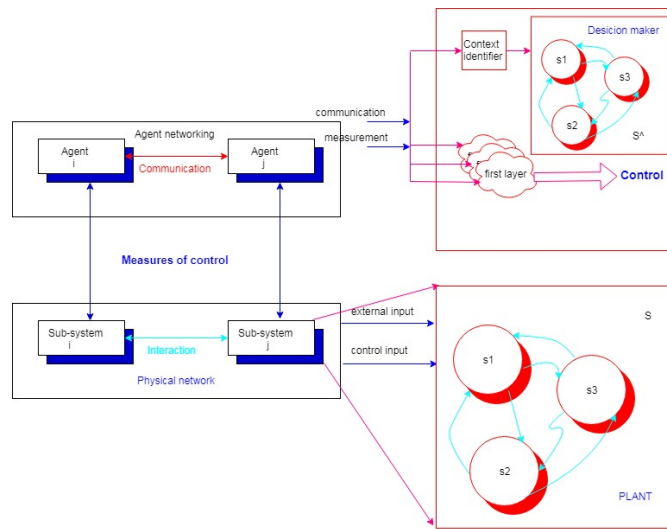


Рис. 2. Модель програмної системи контролю і управління

ВИСНОВКИ

Введено поняття нейроконтролер. За допомогою мікроконтролера, мультиагентної системи і нейронної мережі глибинного машинного навчання відбувається асеміляція в єдину спеціалізовану програмну систему контролю і управління бізнес-процесів. Досліджено методології створення систем управління на базі мультиагентної системи і розроблено математичну модель гнучкої логіки контролю керування і управління процесами.

Побудовано модель програмної системи контролю і управління та розроблено математичний апарат для цієї системи. Основна перевага запропонованого методу – суттєве спрощення системи на відміну систем управління з жорсткою логікою. Запропоноване в якості основної складової нейроконтролера використання нейронних мереж глибинного навчання.

По-перше, основний запропонований підхід суміщення спеціалізованого програмованого електронного пристрою (мікроконтролера), мультиагентної системи і нейронної мережі то головною задачею (нейроконтролера), являється розпізнавання вхідних і вихідних сигналів. По-друге, розробка методу розпізнавання вхідних сигналів є подальшою тематикою для майбутніх наукових досліджень.

ЛІТЕРАТУРА REFERENCES

[1] Голуб С.В. Методологія створення автоматизованих систем багаторівневого соціоекологічного моніторингу : дис. ... д-ра техн. наук: спец. 05.13.06 / Голуб Сергій Васильович; НАН України; Ін-т проблем математичних машин і систем. – К. : Вид-во "Либідь", 2008. – 408 арк.

[2] Гужва В.М. Моделювання мультиагентних систем для управління логістичними процесами на підприємствах : автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. екон. наук: спец. 08.03.02 / Гужва Володимир Михайлович; КНЕУ. – К., 2002. – 17 с.

[3] Диденко Д.Г. Мультиагентная система дискретно-событийного имитационного моделирования OpenGPSS : дис. ... канд. техн. наук: спец. 05.13.06 / Диденко Дмитрий Георгиевич; НТУ Украины "Киевский политехнический институт". – К., 2010. – 155 с.

[4] Ібрагімхалілова Т.В. Альтернативні методи моделювання ефективного механізму функціонування логістичної системи інноваційного типу / Т.В. Ібрагімхалілова // Вісник Східноукраїнського національного університету ім. Володимира Даля. – 2012. – № 1 (172), ч.2. – С. 81-85.

[5] Ковальський П.В. Інформаційна мультиагентна система випробування стійкості алгоритмів шифрування даних / П.В. Ковальський, П.О. Кравець // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – Сер.: Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика. – Львів : Вид-во НУ "Львівська політехніка". – 2008. – № 610. – С. 159-166.

[6] Коноваленко О.Є. Адаптивні мультиагентні системи управління та зв'язку / О.Є. Коноваленко, В.О. Брусенцев // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2007. – № 1. – С. 84-86.

[7] Кравець П.О. Динамічна координація стратегій мультиагентних систем / П.О. Кравець // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – Сер.: Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика. – Львів : Вид-во НУ "Львівська політехніка". – 2011. – № 699. – С. 134-144.

[8] Глибокі нейромережі та елементи їх реалізації в ПЛІС FPGA / Т.А. Самолук // Комп'ютерні засоби, мережі та системи. – 2015. – № 14. – С. 134-140.

[9] Лабжинський В.А. Розроблення мультиагентної системи оброблення даних для забезпечення екологічного моніторингу, Науковий вісник НЛТУ України. – 2013. – Вип. 23.8.

[10] Dong Jia. Distributed Coordination In Multi-Agent Control Systems Through Model Predictive Control Department of Electrical and Computer Engineering Carnegie Mellon University

[11] М. В. Бураков Нейронные сети и нейроконтроллеры: Учебное пособие / М. В. Бураков. – СПб.: ГУАП, 2013. – 284 с.