

УДК 004.89

АЛГОРИТМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ТРАЄКТОРНОГО КЕРУВАННЯ ТРАНСПОРТНИМИ ЗАСОБАМИ: МЕТОДИ, ВИКЛИКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ

Макаренко Микола Григорович, доцент каф. «Трактори і автомобілі»,
Державний біотехнологічний університет,
e-mail: mak_nk@ukr.net, ORCID: 0000-0003-4078-9045/

Шевченко Ігор Олександрович, канд. техн. наук, доцент, завідувач каф.
«Трактори і автомобілі», Державний біотехнологічний університет,
e-mail: igorshvchnk@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1280-5290

Щербинський Ігор Олександрович, аспірант,
Державний біотехнологічний університет,
e-mail: ihor.shcherbinskyi@claas.com

Інтеграція штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН) у транспортні системи є одним із напрямків сучасної науки та техніки, що найбільш динамічно розвиваються. Автономні транспортні засоби, які здатні самостійно орієнтуватися в навколишньому середовищі та безпечно переміщуватися по заданій траєкторії, є ключовою складовою майбутніх інтелектуальних транспортних систем. Однією з центральних проблем цієї галузі є траєкторне керування – здатність транспортного засобу самостійно планувати і дотримуватися заданої траєкторії, адаптуючись до змінних умов навколишнього середовища.

Метою даної роботи є аналіз алгоритмів ШІ та МН, які використовуються для забезпечення траєкторного керування транспортними засобами. Розглянемо сучасні методи, ключові виклики та можливі перспективи розвитку, що сприятимуть вдосконаленню автономного керування транспортними засобами.

Класичні методи керування, такі як пропорційно-інтегрально-диференціальний контролер (PID) та передбачуване керування на основі моделей (Model Predictive Control, MPC), довгий час використовувалися для забезпечення руху транспортного засобу по заданій траєкторії. Ці методи базуються на математичному моделюванні динаміки транспортного засобу і дозволяють ефективно контролювати рух за відсутності значних змін у навколишньому середовищі [1–4].

PID-контролер використовує зворотний зв'язок для коригування руху транспортного засобу на основі різниці між бажаним та фактичним положенням. Хоча цей підхід є простим та ефективним, він має певні обмеження при роботі в умовах невизначеності.

Model Predictive Control (MPC) є більш складним методом, що використовує математичну модель транспортного засобу для прогнозування його майбутніх станів. MPC дозволяє враховувати різні обмеження системи і передбачає майбутні дії для мінімізації помилок.

Глибоке навчання (Deep Learning) є ключовою технологією, яка використовується для керування транспортними засобами в автономних системах. Завдяки здатності обробляти великі обсяги складних даних та виявляти приховані закономірності. Глибокі нейронні мережі відіграють центральну роль у різних аспектах керування, від розпізнавання об'єктів до планування руху.

Глибоке навчання дозволяє обробляти та аналізувати дані, які надходять з численних сенсорів транспортного засобу. Основні джерела інформації включають камери, радары, лідари та ультразвукові датчики. Кожен із цих сенсорів збирає різні типи даних: візуальні, відстань до об'єктів, швидкість руху транспортних засобів навколо тощо. Глибокі нейронні мережі здатні об'єднувати цю інформацію, створюючи повну картину навколишнього середовища.

Конволюційні нейронні мережі (CNN) використовуються для обробки візуальних даних (зображень з камер). Вони можуть розпізнавати дорожню розмітку, знаки, пішоходів, транспортні засоби та інші об'єкти, що є критичними для безпечного керування.

Лідарні дані використовуються для побудови тривимірної карти навколишнього середовища, що дає можливість точно визначати відстань до об'єктів і їхні розміри.

Розпізнавання об'єктів є ключовою задачею для автономного керування. Глибокі нейронні мережі можуть класифікувати об'єкти, такі як пішоходи, інші автомобілі, дорожні знаки, сигнали світлофора, на основі даних з камер та інших сенсорів. А обробка зображень за допомогою CNN дозволяє ідентифікувати й відстежувати рухомі об'єкти на дорозі. Наприклад, мережа може розпізнати пішохода, який переходить дорогу, і на основі цієї інформації скоригувати траєкторію або швидкість руху.

В цілому вони можуть використовуватися для планування та контролю траєкторії транспортного засобу в реальному часі. Основні аспекти їх застосування включають: передбачення та контроль траєкторії, розпізнавання об'єктів та навколишнього середовища, планування руху та вибір оптимальної траєкторії, навчання з підкріпленням для динамічного керування, автономне навчання на основі даних з багатьох джерел та адаптація до змінних умов.

Нейронні мережі зі зворотним зв'язком можуть постійно оновлювати свої знання на основі нових подій, що дозволяє транспортному засобу вчитися в реальному часі, покращуючи безпеку та ефективність керування.

Детектори об'єктів на основі глибокого навчання дозволяють системі точно визначати місцезнаходження об'єктів, їхню форму та швидкість, що

важливо для уникнення зіткнень. Глибоке навчання використовується також для планування траєкторії руху транспортного засобу. Це включає вибір оптимального шляху з урахуванням навколишнього середовища, поточних умов руху та прогнозування можливих змін.

Рекурентні нейронні мережі (RNN) та довготривала короткочасна пам'ять (LSTM) застосовуються для обробки послідовних даних, таких як зміни в русі транспортних засобів або поведінка інших учасників руху. Це дозволяє системі передбачати, як зміниться ситуація на дорозі, і планувати відповідну траєкторію. А генеративні нейронні мережі (GAN) можуть бути використані для моделювання та симуляції можливих сценаріїв руху, що допомагає системі визначати оптимальний шлях у складних умовах.

Одним із найперспективніших напрямків застосування глибокого навчання в керуванні транспортом є навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL). У цьому випадку агент (транспортний засіб) навчається шляхом взаємодії з середовищем.

Deep Q-Networks (DQN) — це алгоритми глибокого навчання з підкріпленням, які використовують нейронні мережі для визначення найкращих дій у реальному часі. Наприклад, автомобіль може навчитися самостійно змінювати смугу руху, об'їжджати перешкоди або паркуватися.

Навчання з підкріпленням у симуляціях дозволяє автомобілям «навчатися» віртуально, проходячи тисячі сценаріїв руху в симуляціях перед випробуванням на реальних дорогах.

Глибоке навчання дозволяє системам автономного керування адаптуватися до різних дорожніх умов та непередбачуваних ситуацій. Система може навчатися на основі нових даних, що постійно надходять від сенсорів, і покращувати свої моделі для прийняття рішень у нових або складних умовах, наприклад, при зміні погодних умов (дощ, сніг), в умовах поганої видимості або на незнайомих маршрутах.

Може використовуватись також імітаційне навчання (Imitation Learning), при якому нейронні мережі навчаються на основі дій, які виконують люди. Система вивчає поведінку досвідчених водіїв і використовує ці знання для самостійного керування. Це дозволяє створювати моделі, що можуть повторювати кращі практики водіння, зберігаючи при цьому автономність.

Глибоке навчання грає вирішальну роль у забезпеченні автономного керування транспортними засобами. Завдяки здатності аналізувати великі обсяги даних, адаптуватися до змінних умов та приймати рішення в реальному часі, глибокі нейронні мережі забезпечують безпеку, точність і ефективність роботи сучасних автономних систем. Подальший розвиток цієї технології сприятиме вдосконаленню автономного керування та впровадженню більшої кількості таких систем на дорогах.

Однак, незважаючи на значні досягнення, галузь стикається з численними викликами, одним із головних для автономних систем керування є робота в умовах невизначеності. Нестандартні дорожні умови, зміни погоди, несподівані перешкоди або поведінка інших учасників дорожнього руху створюють додаткові труднощі для прогнозування та контролю.

Для ефективного функціонування систем ШІ та МН необхідна велика кількість даних. Ці дані повинні охоплювати різноманітні сценарії, що можуть виникати на дорозі, включаючи міське та заміське середовище, різні погодні умови, наявність або відсутність дорожньої розмітки тощо. Збір та обробка таких даних є складним та дорогим процесом, який є критичним для побудови надійних систем.

Алгоритми глибокого навчання та навчання з підкріпленням вимагають значних обчислювальних ресурсів для навчання та роботи в реальному часі. Навіть із розвитком сучасних апаратних технологій, таких як графічні процесори (GPU) та спеціалізовані прискорювачі, виконання складних розрахунків у реальному часі залишається проблемою.

У майбутньому передбачається активна інтеграція різних методів і підходів для покращення траєкторного керування. Наприклад, поєднання класичних алгоритмів контролю, таких як MPC, з методами глибокого навчання може дати більш стабільні та точні результати в різних дорожніх умовах.

Сенсорні технології продовжують розвиватися, і це значно підвищить точність роботи алгоритмів ШІ. Вдосконалення таких сенсорів, як лідари, радары та камери, дозволить збирати більш точні дані про навколишнє середовище, що, в свою чергу, покращить роботу систем керування. А подальший розвиток алгоритмів самонавчання, таких як глибоке навчання з підкріпленням (Deep Reinforcement Learning), дозволить транспортним засобам навчатися в реальному часі, адаптуючись до нових ситуацій. Це особливо важливо для роботи в складних умовах або на незнайомих маршрутах.

Висновки

Алгоритми штучного інтелекту та машинного навчання відіграють центральну роль у розвитку автономних транспортних систем, зокрема для забезпечення траєкторного керування. Поєднання класичних методів контролю з сучасними підходами глибокого навчання та навчання з підкріпленням дає змогу транспортним засобам працювати в умовах реального світу з високою ефективністю та точністю.

Література

1. Макаренко М. Г., Бондаренко В. О. Використання інтелектуальних систем керування стійкістю та тяговим контролем автомобіля. // Матеріали XX міжнародного форуму молоді "Молодь і індустрія 4.0 в XXI столітті" 04-05. 04. 2024. Харків : ДБТУ, 2024 С. 154.

2. Макаренко М.Г., Калашник Є.А. Роль інформаційних технологій у вдосконаленні функціональних можливостей блочно-модульних тракторів. // Технічний прогрес в АПВ: матеріали міжнародної науково-практичної конференції, 21-22 травня 2024 року / Державний біотехнологічний університет. Харків, 2024. С. 67-68.

3. Макаренко М. Г., Пиріжок В. І. Використання штучного інтелекту у вбудованих системах сільськогосподарських тракторів. // Матеріали XX міжнародного форуму молоді "Молодь і індустрія 4.0 в XXI столітті" 04-05. 04. 2024. Харків: ДБТУ, 2024 С. 192.

4. Макаренко М. Г., Шевченко І. О., Хейло В. О., Пиріжок В. І. Електронні системи керування та діагностики сучасних автомобілів: проблеми і рішення. // Збірник тез та доповідей міжнародної конференції «Енергетичні установки та альтернативні джерела енергії». 11–12 березня 2024 року, ХНАДУ, Харків, 2024. С. 274-278.

DEVELOPMENT OF AN ELECTRONIC POWER SUPPLY SYSTEM FOR A SWITCHED RELUCTANCE MOTOR WITH HYBRID EXCITATION AS PART OF THE POWERTRAIN OF AN ELECTRIC VEHICLE

Andrii Nechaus, PhD, Associate Professor of Department of Automobile Electronics, Kharkiv National Automobile and Highway University,
e-mail: nechaus@ukr.net, ORCID: 0000-0001-8833-0802

Mykhailo Kadnai, student, Kharkiv National Automobile and Highway University,
e-mail: mikadnaj@gmail.com

During the execution of a student scientific competition project, a comparison of the design of promising types of electric motors for the powertrain of an electric vehicle was conducted. In particular, switched reluctance machines (SRM), Flux Switching PM Machines (FSPMM), Flux Switching Winding Excitation Machines (FSWFM), and Flux Switching Hybrid Excitation Machines (FSHEM) [1-3] were considered. Based on the analysis, a conclusion was made regarding the structural similarity of the magnetic systems of these motor types. This suggests the possibility of unifying the manufacturing process for mass production of electric motors that essentially belong to different types (Figure 1).

The application of winding excitation or hybrid excitation significantly expands the control capabilities of SRM. In the case of an FSWFM, it becomes possible to regulate the magnetic flux by adjusting the excitation current. In the case of an FSHEM, the magnetic flux of the permanent magnets (PM) can be strengthened or weakened by varying the magnitude and direction of the excitation current. Increasing the magnetic flux allows for a higher torque output when acceleration is needed, while reducing the flux at cruising speeds improves motor efficiency [4-11].