

У. Ю. Дзелендзяк, М. А. Вигриновський
Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра комп’ютеризованих систем автоматики

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ УНИКНЕННЯ ПЕРЕШКОД НА ДОРОЗІ

<https://doi.org/10.23939/amm2020.01.024>

© Дзелендзяк У. Ю., Вигриновський М. А., 2020

Досліджено можливості використання нейронної мережі для реалізації системи уникнення перешкод на дорозі. Розглянуто алгоритми, на основі яких може працювати така система, та принципи навчання нейронної мережі. Для дослідження розроблено симулятор на базі Unity та ML Agents. За допомогою симулятора досліджено ефективність навчання та роботи цієї нейронної мережі за різних конфігурацій.

Ключові слова: нейронна мережа, автопілот, уникнення перешкод, симулятор дороги, редактор сцени, плагін Unity ML Agents.

The possibility of using a neural network to implement a system of avoidance of obstacles on the road has been investigated. The algorithms based on which such a system can work has been reviewed, also the principle of learning of the neural network has been considered. In order to implement investigation the simulator based on Unity and ML Agents has been developed. Using simulator the efficiency of education and this neural network in different configurations has been investigated.

Key words: neural network, autopilot, obstacle avoidance, road simulator, scene editor, Unity ML Agents plugin.

Вступ

У сучасному світі використання нейронних мереж стає все популярнішим. Вони стали активніше застосовуватися у різних сферах людського життя та в різних галузях інформаційних технологій. Щодо до промисловості, то саме автомобілебудування стало тією галуззю, яка швидко зрозуміла користь від використання штучних нейронних мереж. І мова тут йтиметься, власне, не про створення авто, а про його “розумне наповнення”. Багато автомобільних компаній працюють над дослідженням і розробленням автомобільних автопілотів. У різних компаніях цей процес знаходиться на різному рівні, так само як і ступінь використання в реальній продукції. Найбільший прогрес у цій області має компанія “Tesla”, в модельному ряді якої, на даний момент, вже є автомобілі, обладнані розумними помічниками водія. Звичайно, це ще далеко не повноцінний автопілот, але він утримує автомобіль у смузі руху, слідкує за тим, як веде себе авто попереду, а також може допомогти водію безпечно змінити смугу руху.

Кінцева мета створення цих систем – це повне відсторонення людини з процесу керування автомобілем. Тому, система виявлення та уникнення перешкод на дорозі є однією із найважливіших складових повноцінного автомобільного автопілота.

Аналіз публікацій

Із розвитком комп’ютерних технологій набувають популярності інтелектуальні транспортні системи, а саме, системи для автомобільної навігації, регулювання світлофорами, системи для контролювання трафіку і розпізнавання номерів автомобілів та більш складні системи інтегрування

інформаційних потоків, які надаються учасниками транспортної мережі. Оскільки швидкість та інтенсивність руху транспортних засобів постійно зростає, то для сучасної транспортної системи дуже важливим фактором є підвищення її безпеки, пріоритетним напрямком якої є виявлення і розпізнавання перешкод та критичних ситуацій у режимі реального часу [3].

У роботі [2] розглянуто підхід та методичні основи щодо побудови системи розпізнавання перешкод на шляху руху безпілотної роботизованої збиральної техніки, вдосконалено метод розпізнавання перешкод на шляху руху збиральної техніки, який оснований на застосуванні апарата нейронних мереж розпізнавання образів та генетичного алгоритму для її навчання.

У роботі [1] розроблено програмний модуль для інтелектуальної системи вибору вільної від зіткнень траєкторії руху мобільного робота. Створена система має два режими роботи: стійкий стан системи, коли у процесі планування робоча область не змінюється, або динамічна зміна робочого простору. Залежно від обраного режиму застосовують або хвильовий алгоритм пошуку шляху, або нейронну мережу Хопфілда. У випадку застосування мережі Хопфілда використовують нейронну карту, щоб динамічно представляти робочий простір пошуку, виходячи із зовнішньої інформації про нього.

У статті [5] запропоновано використати адаптовану нейронну мережу для підвищення рівня безпеки на небезпечних ділянках залізниці за допомогою підсистеми інформаційного забезпечення машиніста поїзда. Ця система призначена для виявлення небезпечних ситуацій, таких як несподівані перешкоди на залізничному переїзді, та повідомлення машиніста поїзда про завчасне гальмування та зниження швидкості для уникнення аварії або зменшення серйозності її наслідків. Щоб вирішити поставлену задачу було вибрано згортальну нейронну мережу. Для її використання потрібно підібрати велику кількість змінних параметрів та налаштувати мережу для вирішення конкретної задачі, а саме, розпізнавати перешкоду на залізничному переїзді у різний час доби при різних погодних умовах та порі року, що значно ускладнює задачу. Як видно з аналізу публікацій розроблення системи для уникнення перешкод на дорозі є актуальною задачею.

Мета дослідження

Метою цього дослідження є розроблення системи уникнення перешкод на дорозі з використанням нейронної мережі та дослідження ефективності навчання та роботи цієї мережі при різних конфігураціях за допомогою симулятора середовища дороги.

Виклад основного матеріалу

Розроблення системи уникнення перешкод

Симулятор дороги з перешкодами для навчання нейронної мережі був реалізований у середовищі Unity. Крім ігрової індустрії, це середовище використовують для розроблення прикладних, вузькоспеціалізованих задач, зокрема різних навчальних симуляторів чи програм, де необхідна просунута візуалізація. Основною причиною для цього є потужний фізичний рушій, що базується на технології Nvidia PhysX, яка розроблена, щоб використовувати потужності графічного процесора, а не центрального. Саме це збільшує продуктивність, а також робить можливим налаштування поведінки фізичних об'єктів для максимального наближення її до реального життя.

Ще однією важливою перевагою є простий редактор сцени, який дає можливість швидко зібрати потрібне середовище, що суттєво зменшує час на його початкове налаштування чи модифікацію.

Проект симулятора в середовищі Unity складається з однієї сцени, яку за потреби можна повністю перезавантажити. На сцені розміщено декілька середовищ для навчання та тестування нейронної мережі (рис. 1). Ці середовища є копією однієї сутності, яку в термінології Unity називають префабом, тому їх кількість можна легко змінювати. Фактично, сутність – це просто заготовка об'єкта з усіма наперед заданими налаштуваннями. Коли на основі префабу створюється реальний об'єкт, то між ними залишається взаємозв'язок і всі зміни, які будуть у майбутньому вноситися у префаб, будуть також вноситися і в сконструйований об'єкт, за умови, що безпосередньо в об'єкті відповідні поля не змінювалися.

У заготовці середовища є особливий компонент, який дозволяє модифікувати його після створення об'єкта, для пришвидшення та полегшення процесу збільшення кількості середовищ навчання на сцені, а також для можливості без довгих ручних змін надавати їм більш випадковий і різноманітний вигляд. Вигляд конфігурацій цього компоненту наведено на рис. 2.

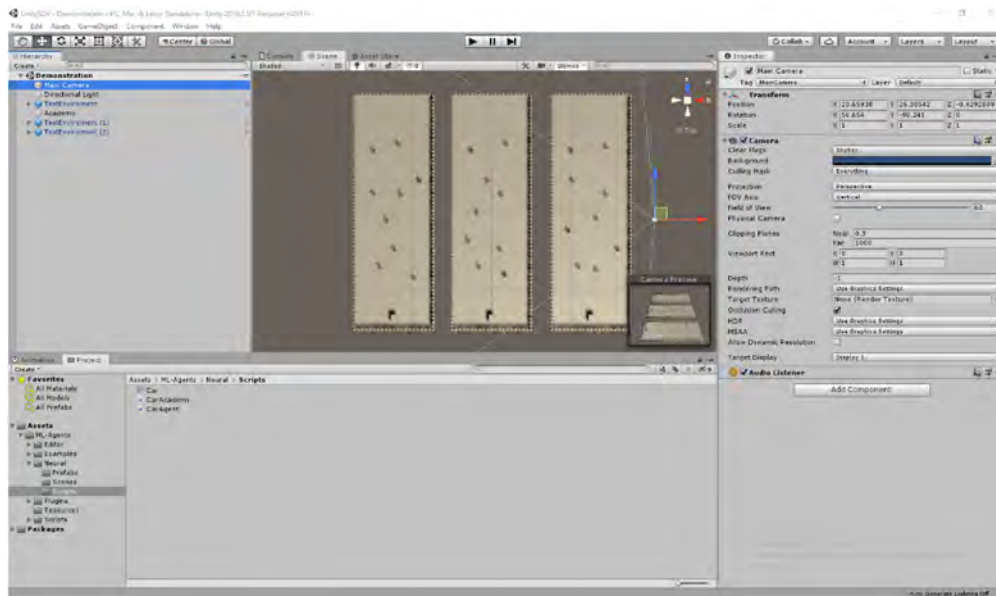


Рис. 1. Вигляд вікна Unity під час редагування сцени

Під час налаштування середовища основними параметрами є кількість перешкод та їх щільність. Якщо одночасно збільшити ці параметри, то середовище ускладниться, тому важливим є підбір оптимальних значень для них, оскільки за надмірного збільшення кількості перешкод чи їх щільності може скластися ситуація, коли нейронна мережа не пройде етап навчання через постійні врізання в перешкоди та не отримає достатньо даних про успішне їх оминання. Це означає, що нейронна мережа буде засмічена невдалими спробами без достатньої кількості позитивних результатів.



Рис. 2. Вигляд конфігурацій скрипта зміни середовища

І навпаки, за дуже малої кількості перешкод ефект може бути ще більш негативним, тому що зросте ризик виникнення ситуацій, коли модель машини пройде дистанцію і не зачепить жодної перешкоди випадково, в результаті чого не отримає достатню кількість даних про їх оминання.

Нейронну мережу реалізовано з використанням плагіну Unity ML Agents, який з'єднує програму, написану мовою C# в Unity та "мозок" нейронної мережі, написаний мовою Python. Це дало змогу надати додаткової стабільності системі, оскільки для машинного навчання Python використовується дуже давно, а його бібліотеки оптимізовані так, щоб одержувати найкращі результати в найкоротший термін.

ML Agents має ще одну перевагу, яка полягає у можливості Python-підсистеми генерувати модель нейронної мережі, яка може бути використана практично в будь-якій системі, що базується на Python, а це, фактично, всі сучасні засоби розроблення нейронних мереж. Щоб максимально правдиво відтворити поведінку авто, його модель була розроблена з використанням Unity Vehicle Physics, яка є спеціалізованою бібліотекою у складі Unity. Вона базується на законах стандартної фізики, з акцентом на максимально точне відтворення поведінки колісних транспортних засобів. Об'єкти цієї бібліотеки можуть частково ігнорувати певні фізичні параметри інших тіл, одночасно більш критично реагувати на інші.

Бібліотека Unity Vehicle Physics призначена для моделювання фізики колеса, тому 90% її роботи скеровано на симуляцію цього компоненту. Система автоматично розпізнає і групує колеса, які належать одному об'єкту, щоб максимально адекватно відтворити динаміку авто.

Опис середовища навчання нейронної мережі

Як було сказано вище, для навчання мережі використовують кілька середовищ навчання, які аналогічні за своєю структурою, але випадково модифіковані, щоб урізноманітнити тестові дані. Звернімо увагу на те, що середовища у жодному разі не взаємодіють між собою. Оскільки всі середовища однакові, то розглянемо структуру на прикладі лише одного з них.

Середовище навчання являє собою пряму ділянку, на якій розкидані перешкоди. Оскільки головне завдання досліджуваної нейронної мережі – це уникнення перешкод на дорозі, а не реакція на повороти, то ділянка не має ні поворотів, ні викривлень. Звичайно, повороти часто зустрічаються на справжніх автошляхах, але для їх аналізу застосовують дещо інші підходи, які тільки ускладняють процес навчання мережі.

Середовище складається з чотирьох основних елементів:

- модель машини, яка повинна уникати перешкоди. Модель є звичайним чотириколісним автомобілем із поворотними передніми колесами. Поворот коліс обмежений кутом 45 градусів;
- перешкоди, які мають вигляд високих паралелепіпедів із квадратною основою. У розробленому стимуляторі вони є статичними, а їхнє положення визначається під час конфігурації середовища;
- обмежувачі периметру, які не дають можливості виїхати автомобілю за межі середовища. Фактично це ті самі перешкоди, які розміщені щільніше і у певній послідовності. Автомобіль розпізнає їх так само, як і звичайні перешкоди, що дає можливість уніфікувати поведінку автомобіля та не використовувати додаткову логіку для запобігання виїзду за межі;
- покриття середовища, яке являє собою велику єдину площину, що встановлює базовий рівень для всіх інших об'єктів, які “опираються” на неї.

Загальний вигляд навчального середовища зображено на рис. 3. Кожне таке середовище має тільки один рухомий об'єкт – модель авто. Модель автомобіля містить компонент, який забезпечує збирання даних, а також здійснює керувальний вплив. Усі ці компоненти напряму “спілкуються” з нейронною мережею.

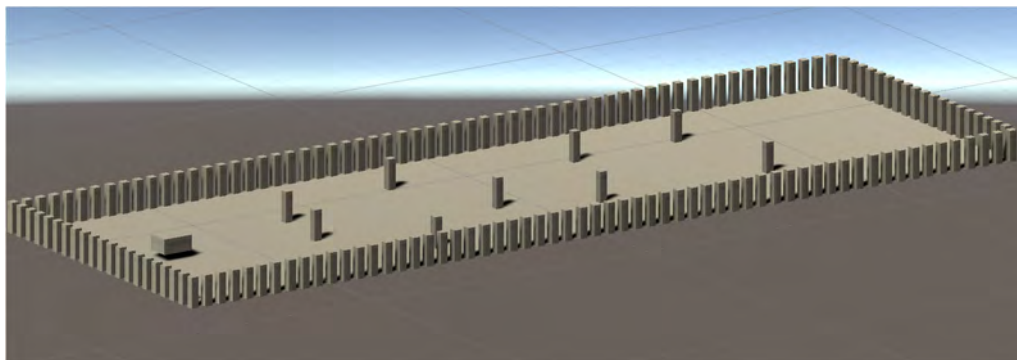


Рис. 3. Вигляд навчального середовища

Як було сказано раніше, навчальне середовище є прямою ділянкою, в одній із частин якої знаходиться автомобіль. Під час кожного перезапуску початкова точка, з якої стартуватиме автомобіль, вибиратиметься випадково, що надасть варіативності тестовим даним і не дозволить мережі вивчити “єдиний” маршрут.

В автомобіля повністю відсутній задній хід, і єдиними показниками, на які можна впливати, є швидкість руху вперед та кут повороту коліс. Як видно з рис. 3, із протилежного боку середовище має доволі велику порожню ділянку, яка є зоною фінішу, куди мусить заїхати авто для успішного виконання завдання.

Алгоритми збирання даних

Щоб розпочати навчання будь-якої нейронної мережі, спочатку потрібно сформувати вхідні дані. Для системи уникнення перешкод використано навчання з винагородою, оскільки в умовах автодоріг немає можливості для створення таблиці вхідних та відповідних їм вихідних даних. Аналіз ситуації на дорозі має динамічний характер, а це означає, що нейронна мережа повинна навчатись саме в тому середовищі, де працюватиме. Для навчання з винагородою використовують два фактори [4]:

- точні вхідні дані із середовища;
- максимально зважену та продуману винагороду за роботу мережі.

Збирає дані із середовища автомобіль: проводиться майже кругове сканування простору довкола і вимірюється відстань до об’єктів. У симуляторі є можливість встановлення сектору, в якому відбуватиметься пошук, для того, щоб проводити експерименти і досліджувати роботу нейронної мережі при різних налаштуваннях. Ще один важливий параметр, який безпосередньо впливає на вхідні дані мережі, – це радіус, в якому відбуватиметься пошук перешкод (рис. 4).

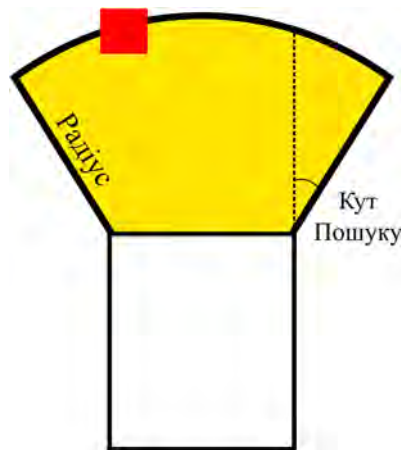


Рис. 4. Сектор даних для пошуку перешкод

Якщо ж збирати інформацію про всі перешкоди в певному секторі можна звичайним пошуком, то передати її безпосередньо в нейронну мережу буде неможливо, оскільки кількість входів та обсяг даних, який повинна обробити мережа, є детермінований і визначається ще на етапі проектування мережі. Існує кілька способів вирішення цієї проблеми. Один з них полягає в обмеженні кількості об’єктів, за якими слідкуватиме система. Це можна реалізувати двома методами.

Перший метод полягає у відслідковуванні лише певної кількості найближчих об’єктів. За таким підходом нейронній мережі необхідно передавати як відстань до перешкоди, так і кут, під яким вона знаходиться відносно автомобіля.

Приклад роботи такого алгоритму наведено на рис. 5. Для демонстрації обмежимося двома перешкодами. Системою зі всіх перешкод було вибрано тільки дві (П1 та П2). Третю перешкоду П3 проігноровано, оскільки відстань до неї є більшою, ніж до двох інших.

Щоб такий варіант виділення цілей спрацював, необхідно впевнитись, що обмеження доволі значне, і всі насправді небезпечні перешкоди будуть усунуті. Основний недолік такого алгоритму полягає у низькій чутливості до рухомих об'єктів.

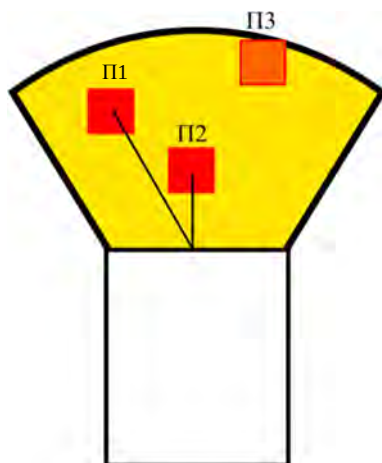


Рис. 5. Приклад пошуку з обмеженням кількості цілей

Другий метод полягає у поділі сектору пошуку на підсектори, які можуть мати як однаковий, так і різний розмір (наприклад, вужчі – прямо попереду машини, і ширші – по краях). Під час такого проходу замість вибирання серед усіх перешкод найближче розташованих вибирають найближчі перешкоди в межах сектору. Ігнорування дальніх перешкод у секторі має сенс, оскільки дальня перешкода “закрита” ближньою, і оминання ближньої перешкоди автоматично веде до уникнення дальньої.

Використовуючи цей метод, не потрібно вираховувати кут, під яким перешкода знаходиться відносно автомобіля, оскільки кожний сектор має свій індекс у наборі вхідних даних.

Приклад пошуку з поділом на підсектори наведено на рис. 6. Аналогічно до попереднього випадку з трьох перешкод було вибрано тільки дві, але цього разу перешкоду П3 було проігноровано через те, що вона перекривається перешкодою П2, а не через більшу відстань до неї.

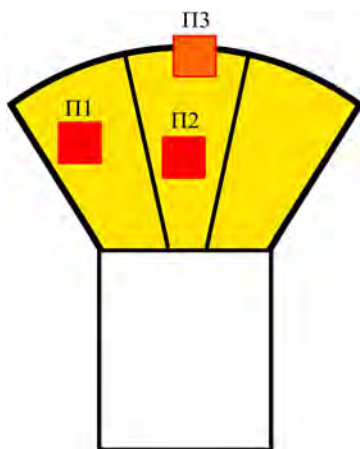


Рис. 6. Приклад пошуку з поділом на підсектори

За цим методом потрібно передавати тільки кількість відстаней до перешкод і не треба передавати кут, під яким знаходиться перешкода, що підвищує компактність вхідних даних, що, безумовно, є перевагою методу.

Саме другий спосіб збирання даних використовують у розробленому симуляторі, оскільки він характеризується водночас і компактністю даних, і кращою реакцією на рух автомобіля повз перешкоди.

Аналіз ефективності навчання мережі

У процесі розроблення мережі постійно проводили тестові навчання для перевірки здатності мережі до навчання. Це дало змогу налагодити систему винагороди, оскільки саме вона найбільше впливала на процес навчання нейронної мережі.

Під час навчання виявлено такі основні тенденції та особливості, які впливали на його ефективність:

- якщо винагорода надто велика, то система втрачає здатність до навчання, і кількість зіткнень із перешкодами починає зростати, замість того, щоб зменшуватись;
- найпримітивніша, але помірна, винагорода не призводить до повного припинення навчання. Це означає, що за умови отримання нейронною мережею винагороди лише за дуже примітивними, але об'єктивними ознаками, система продовжує навчатись, хоча і доволі повільно;
- за надмірного покарання мережі за дрібні помилки отримуємо такий самий результат, що й за надмірного винагороджування, тобто кількість зіткнень із перешкодами збільшується;
- при введенні додаткових нагород за зміну маршруту на користь маршруту з меншою кількістю перешкод відбувався позитивний вплив на мережу, але за надто великого значення цієї нагороди поведінка нейронної мережі погіршувалась, що є наслідком першої тенденції, а не чимось специфічним саме для цього виду нагороди.

Ефективність навчання визначали за кількістю зіткнень автомобіля з перешкодами за фіксований проміжок часу під час навчання. Якщо розглядати ідеальний випадок, то їх кількість спочатку повільно зменшуватиметься, але після певного моменту часу швидкість їх зменшення зросте і наблизиться до нуля, як зображено на рис. 7.

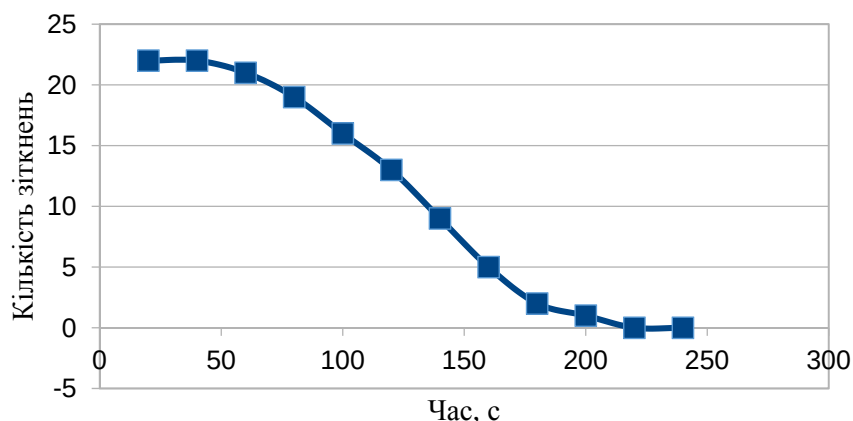


Рис. 7. Кількість зіткнень у міру навчання мережі, в ідеальному випадку

Ця характеристика відображає високу продуктивність навчання і є можливою тільки за ідеального налаштування всіх компонентів нейронної мережі, системи збирання даних, а особливо системи винагородження.

На рис. 8 наведено характеристику системи з надлишком позитивних необгрунтованих нагород. Як видно з графіка, ця система після досягнення певного моменту часу перестає прогресувати.

Це можна пояснити тим, що до цього моменту нейронна мережа змогла частково навчитись оминати перешкоди, але після проходження певної критичної точки покарання за помилки перестало врівноважувати нагороди, що призвело до перенасичення системи. Якщо проаналізувати графік, то можна помітити, що на ділянці, де навчання фактично зупинилось, присутні якісь випадкові коливання, спричинені не стільки “стрибками інтелекту” мережі, скільки випадковими чинниками, на зразок стартової позиції. В окремих випадках мережа може навіть успішно подолати всю зону перешкод, але це не повторюється постійно і теж є наслідком випадкових чинників.

Подібна ситуація спостерігається і за надлишку негативних нагород (рис. 9). Наприклад, невдалим винагородженням може бути покарання мережі за присутність перешкод на шляху. Навіть якщо покарання має мале значення, але постійно повторюється, то сумарна його кількість негативно впливає на мережу.

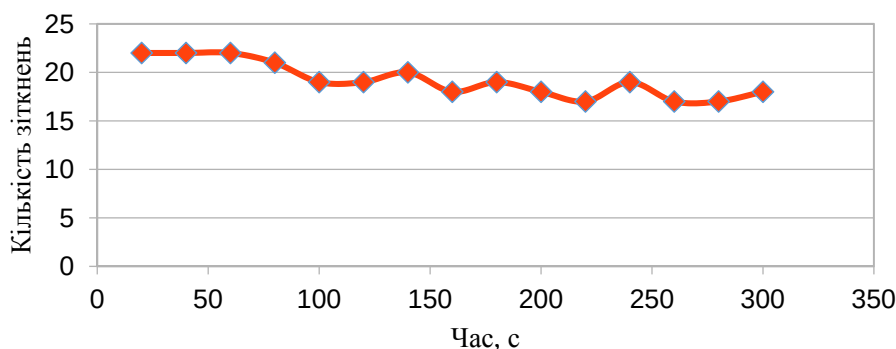


Рис. 8. Характеристика мережі з надлишком позитивних нагород

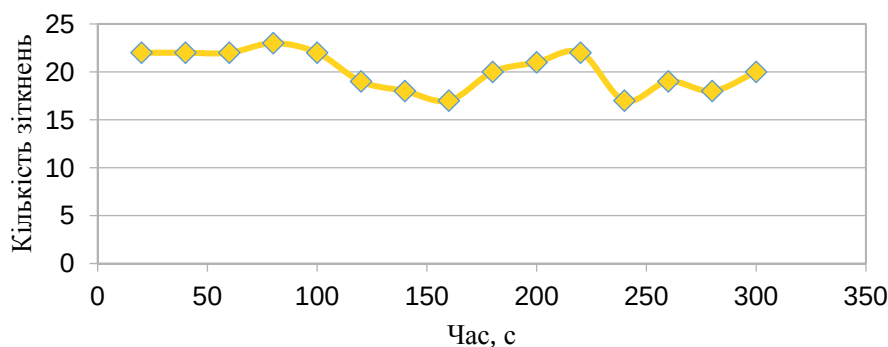


Рис. 9. Характеристика мережі з надлишком негативних нагород

Якщо порівняти графіки на рис. 8 та рис. 9, то можна побачити, що надлишок негативних нагород призводить до ще гірших результатів, ніж надлишок позитивних. Це можна пояснити тим, що при надлишку позитивних нагород у нейронної мережі є певний час на початку навчання, коли позитивні і негативні нагороди частково збалансовані, що дає їй можливість навчитись хоч чогось.

У випадку з надлишком негативних нагород вже із самого початку відбувається перенасичення покараннями, і нейронна мережа перестає отримувати необхідні дані для навчання. З часом ситуація не змінюватиметься, бо за надлишку покарань ніколи не настане момент балансу. Як і у випадку з надлишком позитивних нагород, тут можлива ситуація, коли нейронна мережа випадково покращить свої результати, але ймовірність цього є значно нижчою.

Оцінка стійкості нейронної мережі

Однією із найважливіших характеристик під час дослідження нейронної мережі та експериментів над її параметрами, крім безпосередньої здібності до навчання, є її стійкість, тобто здатність давати подібні результати при різних запусках.

Очевидно: що вища стійкість нейронної мережі, то вищою є її цінність, оскільки вона забезпечує повторюваність даних та посилює довіру до них.

Експериментально встановлено, що досліджувана нейронна мережа є стійкою і генерує подібні результати під час різних запусків. Також було виявлено, що зміни в системі винагородження не чинять домінуючого впливу на стійкість, а всі негативні впливи від неправильного нагородження повторюються при кожному запуску з певними конфігураціями.

На рис. 10 наведено зведений графік кількох запусків при близькому до ідеального винагородження нейронної мережі

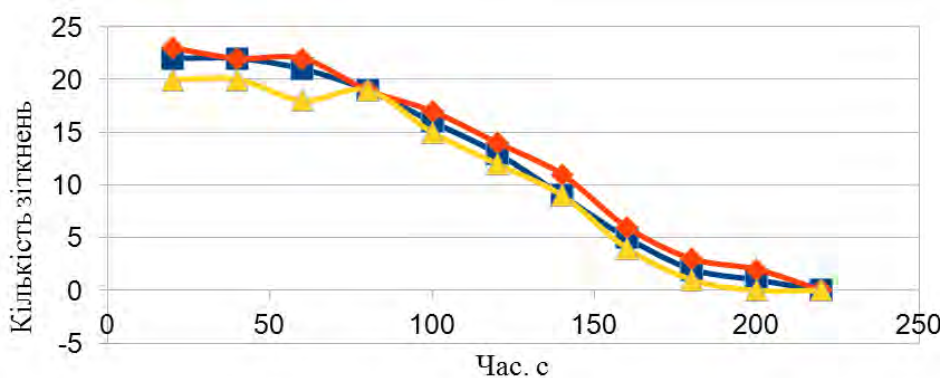


Рис. 10. Ефективність навчання при повторних запусках системи з нормальною нагородою

Аналогічно, на рис. 11, 12 зображено дані, отримані під час тренування нейронної мережі з надлишковими позитивними та негативними нагородами відповідно.

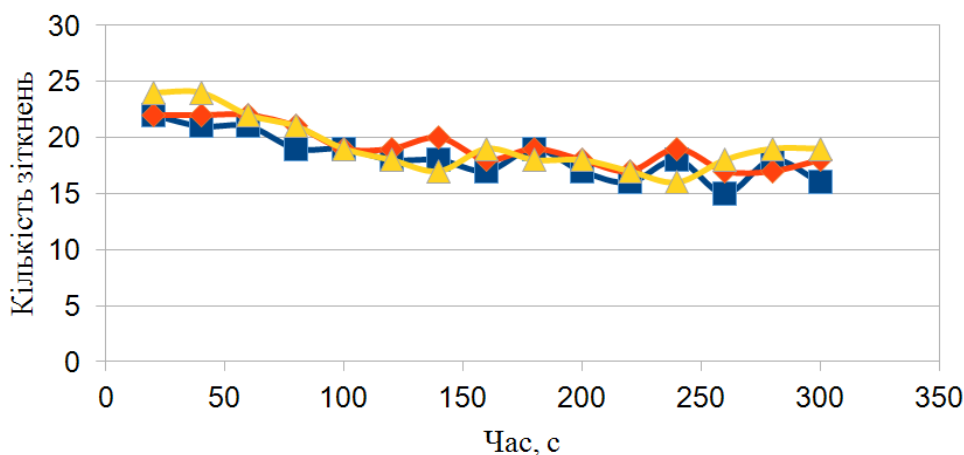


Рис. 11. Ефективність навчання при повторних запусках системи із надлишковими позитивними нагородами

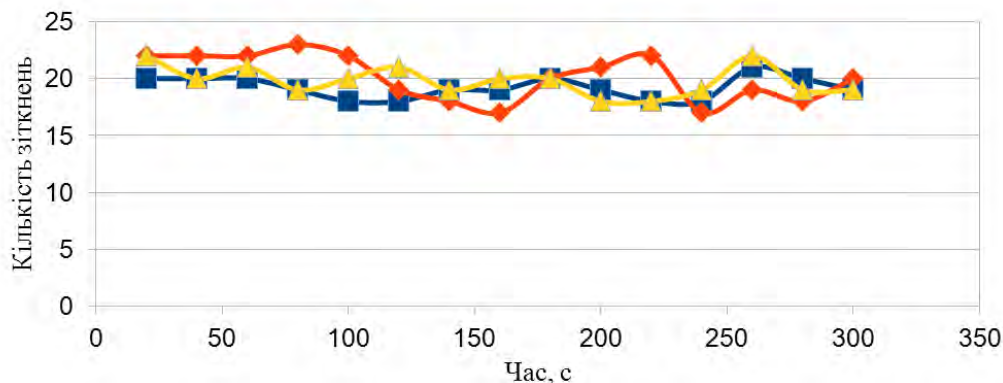


Рис. 12. Ефективність навчання при повторних запусках системи з надлишковими негативними нагородами

Висновок

Наведено застосування нейронної мережі для реалізації системи уникнення перешкод на дорозі. Розроблено симулятор автомобіля і дороги з перешкодами для демонстрації можливостей нейронної мережі на практиці, а також для зручного і швидкого збирання даних про різні її конфігурації. У результаті дослідження виявлено основні тенденції в навчанні нейронної мережі та проаналізовано проблеми, які можуть виникнути під час розроблення таких мереж. У процесі дослідження розроблено алгоритми збирання даних про перешкоди і передавання їх у нейронну мережу та запропоновано оптимальний алгоритм для винагороджування мережі в рамках навчання із нагородою. Запропоновану систему можна використати як базу для розроблення повномасштабної системи уникнення перешкод на дорозі, яка буде працювати в складі автопілоту автомобіля.

Список літератури

1. Коротка Л. І., Науменко Н. Ю. Розробка нейромережевого програмного модуля планування траєкторії руху об'єкту на площині // *Інженерні та освітні технології*. № 2 (10), 2015. С.28–35.
2. Лисенко В. П., Шворов С. А., Комарчук Д. С., Чирченко Д. В. Метод розпізнавання перешкод на шляху руху роботизованої збиральної техніки // *Техніка та енергетика*. № 256, 2016. С.79–87.
3. Сватюк Д. Р., Сватюк О. Р., Белей О. І. Застосування згорткових нейронних мереж для безпеки розпізнавання об'єктів у відеопотоці // *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. № 4 (8), 2020. С. 97–112.
4. Рашид Т. *Создаем нейронную сеть*. СПб.: Альфа-книга, 2017. 274 с.
5. Semenov S., Lipchanska O., Lipchanskyi M. Adapted neural network of information support subsystem / *Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України*. № 1 (34), 2019, С. 102–106.

References

1. Korotka L. I., Naumenko N. Yu. Rozrobka neiromerezhevogo programnogo modulua planuvannia traiektorii ruhu obiektu na ploschyni // *Inzhenerni ta osvichni tekhnologii*. No. 2 (10), 2015, S.28–35.
2. Lysenko V. P., Shvorov S. A., Komarchuk D. S., Chyrchenko D. V. Metod rozpiznavannia pereshkod na shliakhu ruhu robotyzovanoi zbyralnoi tekhniki // *Tekhnika ta energetyka*. No. 256, 2016. S.79–87.
3. Svatiuk D. R., Svatiuk O. R., Belei O. I. Zastosuvannia zgortkovykh neironnykh merezh dlia bezpeky rozpiznavannia obiektiv u videopototsi // *Kiberbezpeka: osvita, nauka, tekhnika*. No. 4 (8), 2020, S. 97–112, <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2020.8.97112>
4. Rashyd T. *Sozdaiom neironnuyu set*. SPb.: Alfa-kniga, 2017. 274 s.
5. Semenov S., Lipchanska O., Lipchanskyi M. Adapted neural network of information support subsystem // *Nauka i tekhnika Povitrianykh Syl Zbroinykh Syl Ukrainy*. No. 1 (34), 2019, S. 102–106. <https://doi.org/10.30748/nitps.2019.34.14>