

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКА ДЕРЖАВНА ІНЖЕНЕРНА АКАДЕМІЯ

Воєводін Олександр Миколайович

УДК 004.853

**РОЗРОБКА ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ІГРОВИХ ЗАСТОСУНКІВ
З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА
ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ**

8.05010301 – програмне забезпечення систем

АВТОРЕФЕРАТ
дипломної роботи магістра

Запоріжжя – 2016

Дипломна робота є рукописом.

Робота виконана на кафедрі програмного забезпечення автоматизованих систем Запорізької державної інженерної академії.

Науковий керівник: кандидат технічних наук,
Пазюк Юрій Михайлович
доцент кафедри програмного забезпечення
автоматизованих систем
Запорізької державної інженерної академії

Рецензент: **Орешкін Юрій Ігорович**
Начальник управління інфраструктурних
систем ВАТ «Запоріжсталь»

Захист відбудеться «14» січня 2016 р.
в 9:00 в аудиторії № 40 на засіданні Державної екзаменаційної комісії в
Запорізькій державній інженерній академії, за адресою: 69006 Запоріжжя, пр.
Леніна, 226.

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність роботи

У наші дні нейронні мережі знову в zenіті слави завдяки винаходу методу преднавчання «без вчителя» на основі Обмежених больцманівських Машин (Restricted Boltzmann Machines, RBM), що дозволяє навчати глибокі нейронні мережі (тобто з екстра-великим, порядку десятків тисяч, кількістю нейронів) і успіхам глибоких нейронних мереж в практичних завданнях розпізнавання усного мовлення і зображень.

Найцікавішим є прикладний аспект нейромереж, їх здатність навчатися на зібраних даних і вирішувати задачі розпізнавання. З багатьма практичними завданнями класифікації та прогнозування чудово справляються добре опрацьовані, відносно невеликі моделі багат шарових перцептронів (Multilayer Perceptron, MLP) та мережі радіальних базисних функцій (Radial Basis Function network, RBF).

Але що як відійти від найбільш розповсюджених шляхів використання нейронних мереж та використати їх унікальні особливості для моделювання поведінки персонажів у комп'ютерних іграх? Традиційні методи створення штучного інтелекту в іграх дозволяють досить успішно, але дещо жорстко описувати поведінку персонажів. Такий підхід не включає в себе досить важливий фактор — різноманітні стилі та манери гри різних людей.

Штучний інтелект на основі нейронних мереж, або його гібридний варіант (використання нейронних мереж у тих модулях, де важлива гнучка та швидка адаптація до різних ігрових ситуацій) здатний пристосовуватись до унікальних особливостей ведення гри різними людьми та швидко адаптувати стратегію під різні ігрові ситуації. Такий штучний інтелект здатен моделювати поведінку більш схожу на поведінку людини, ніж це можна досягнути тільки традиційними методами, тому ігрові сесії з таким опонентом набагато цікавіші та динамічніші.

Ціль роботи

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка універсальної системи навчання нейронних мереж для побудови штучного інтелекту у комп'ютерних іграх та розробка саме ігрового застосунку, що буде використовувати описаний концепт і демонструвати його переваги та недоліки у порівнянні з традиційними методами розробки штучного інтелекту.

Основні задачі дослідження

Досягнення поставленої мети передбачає:

- Проведення ряду досліджень у галузі алгоритмів та методів навчання нейронних мереж.
- Вивчення історії розвитку основних методів та підходів щодо розробки та застосування нейронних мереж.
- Дослідження ринку ігрових застосунків, що використовують нейронні мережі у якості штучного інтелекту.
- Проектування архітектури системи.
- Розробка застосунку, що під'єднується до ігрового застосунку, та на основі отриманих з нього даних виконує навчання, до навчання, покращення нейронної мережі.
- Розробка ігрового застосунку, що використовує нейронні мережі для моделювання поведінки персонажів та реалізує інтерфейс для можливості під'єднання системи навчання та до навчання нейронних мереж.
- Тестування та оптимізація алгоритмів навчання нейронних мереж та генетичних алгоритмів.

Наукова новизна

Розроблена система є однією з перших, яка дає змогу виконувати навчання та донавчання нейронних мереж за допомогою генетичних алгоритмів у досить великому класі ігрових застосунків та ефективно використовувати нейронні мережі для моделювання поведінки ігрових персонажів.

Практична значимість

Запропонований комплекс комп'ютерних систем надає можливість використання нейронних мереж у ігровому застосунку, що робить поведінку ігрових персонажів більш природньою та непередбачуваною, що робить ігрові сесії більш цікавими та динамічними.

Також такий підхід має досить великий потенціал для реалізації автоматизованого тестування великого класу ігрових застосунків, моделюючи поведінку, близьку до поведінки людини протягом ігрової сесії. Такий метод тестування дає більш продуктивні результати, ніж традиційні методи тестування ігрових застосунків за допомогою ручного тестування або автоматичного тестування з допомогою ботів із традиційним типом штучного інтелекту.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра

Основні положення й результати досліджень повідомлені й обговорені на XX науково-технічній конференції студентів, магістрантів, аспірантів і викладачів ЗДІА «ЕЛЕКТРОНІКА, АВТОМАТИЗОВАНІ СИСТЕМИ ТА СУЧАСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ» кафедри ПЗАС у 20-24 квітня 2015 р. (м. Запоріжжя).

Публікації

Воєводін О.М., магістрант, Пазюк Ю.М., доц., к.т.н. – науковій керівник «Розробка штучного інтелекту для ігрових застосунків з використанням штучних нейронних мереж та генетичних алгоритмів». XX науково-технічна конференція студентів, магістрантів, аспірантів і викладачів ЗДІА. «ЕЛЕКТРОНІКА, АВТОМАТИЗОВАНІ СИСТЕМИ ТА СУЧАСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ» кафедри ПЗАС у 20-24 квітня 2015 р. (м. Запоріжжя).

Структура й об'єм роботи

Кваліфікаційна дипломна робота магістра складається із вступу, 4 глав і висновків, списку використаних джерел з 100 найменувань і додатка. Робота містить 100 сторінок тексту, 11 малюнків, 1 таблицю.

ЗМІСТ РОБОТИ

У вступі описано нейронні мережі як один з напрямків досліджень в галузі штучного інтелекту, заснований на спробах відтворити нервову систему людини. А саме: здатність нервової системи навчатися і виправляти помилки, що має дозволити змоделювати, хоча і досить грубо, роботу людського мозку.

У першому розділі описані основні історичні етапи розвитку нейронних мереж. Освітлені шляхи досліджень видатних вчених у галузі нейронних мереж та генетичних алгоритмів.

Отримано відомості про най значиміші для розвитку нейронних мереж механізми та принципи навчання у хронологічному порядку. Освітлені одержані теоретичні результати досліджень та в наслідок моменти, що стали потужним поштовхом для дослідників штучних нейронних мереж в 50-х – 60-х роках минулого століття.

Описано найбільш вагоме досягнення того періоду - створення штучної нейронної мережі, що отримала назву персептрона. За допомогою цієї нейромережної структури вдалося вирішити велику кількість задач, серед яких передбачення погоди, обробка зображень та розпізнавання образів.

Досліджено ряд активаційних функцій для моделі формального нейрона. Сигмоїдна функція, яка вперше введена, дозволила значно розширити коло задач, доступних для вирішення на персептроні.

Розглянуті типові задачі, що можуть бути вирішені за допомогою нейронних мереж: задача класифікації, автоматизація прогнозування, автоматизація процесу ухвалення рішень, управління, кодування і декодування інформації, розпізнавання образів та ін.

Освітлені приклади успішного застосування нейронних мереж у обчислень у галузі економіки, зокрема фінансовій сфері - системи управління кредитними ризиками, що успішно застосовуються у деяких відомих банках США. Як відомо, для оцінки вірогідності завдання збитків від несвоєчасно повернутих кредитів, банки, до видачі кредиту, проводять розрахунки по фінансовій надійності позичальника. Нейромережеві технології дають змогу ефективно провести зазначені розрахунки і точно встановити потенційних неплатників.

Також розглянуто приклади застосування нейронних мереж у галузі медицини, в основному у діагностиці захворювань. Зокрема, прикладом систем діагностики являється програмний пакет для кардіодіагностики, розроблений R Informati . Подібні системи успішно використовуються у деяких госпіталях Англії для попередження інфаркту міокарда та інших серцево-судинних захворювань, що дає можливість знижувати їх рівень.

Проведено класифікацію штучних нейронних мереж, як обчислювальних парадигм.

У заключній частині розділу підведено підсумки, щодо шляху розвитку нейроінформатики від початку її заснування, та дано прогноз на подальший шлях розвитку і застосування нейронних мереж.

У другому розділі проведена оцінка можливостей використання нейронних мереж для моделювання штучного інтелекту у комп'ютерних іграх.

Ігри вже давно є дуже популярним полігоном для дослідження штучного інтелекту (AI), і не без причин. Вони достатньо прості у формалізації, що робить можливим розробку нових методів штучного інтелекту, оцінити, наскільки добре вони функціонують, і продемонструвати, що машини здатні показувати вражаючі результати, у місцях, де потрібно приймати інтелектуальні рішення, не піддаючи життя людини або її власність небезпеці. Відео ігри надають комплексні штучні середовища, які можуть бути контрольованими, і нести, мабуть, найменший ризик для життя людини. З іншого боку, такі ігри є важливою частиною людської діяльності, бо мільйони людей проводять незліченну кількість годин, граючи в відео-ігри. Машинне навчання може зробити відео ігри більш цікавими і знизити

витрати на їх виробництво. У довгостроковій перспективі така технологія також може зробити можливим навчання людей в модельованих адаптивних умовах. Відео - ігри самі по собі є важливим застосуванням штучного інтелекту, і також є відмінною платформою для досліджень в галузі інтелектуальних адаптивних агентів.

У даному розділі почато розповсюдження теоретичних відомостей про нейроеволюцію через топології, що розвиваються. У нейроеволюції, генетичні або еволюційні алгоритми використовуються для розвитку вагів нейронів і структури нейронної мережі. Нейронні мережі виконують статистичні перетворення образів і проводять узагальнення, а еволюційна адаптація дозволяє навчати мережі без явно заданих цілей, що потрібно досягти. Такий підхід особливо добре підходить для відеоігор: Нейроеволюція працює добре у просторах високих розмірностей, можлива підтримка різноманітних популяцій, окремі мережі можуть поводитись послідовно, адаптація може відбуватися в режимі реального часу час і пам'ять може бути реалізована через рекурсію.

Описано перший з алгоритмів навчання таких нейронних структур – ESP. Відмінною особливістю алгоритму ESP є те, що "хромосомні" сутності, що маніпулюються генетичним алгоритмом, представляють окремі нейрони, а не цілі мережі. Крім того, для кожної позиції нейрону у мережі підтримується окрема популяція (малюнок 1). Еволюція проходить окремо для кожної популяції, так що кожна буде розвивати нейрон, характерний для деякої позиції в мережі. Під час навчання, популяції розвивають функціональність доповнюючи одна одну. У результаті алгоритм здатний швидко знаходити рішення проблем, які раніше розглядалися як складні.

Дається відповідь на питання про кодування таких нейронних мереж для можливості ефективного отримання їх генетичного відображення для використання у генетичних алгоритмах.

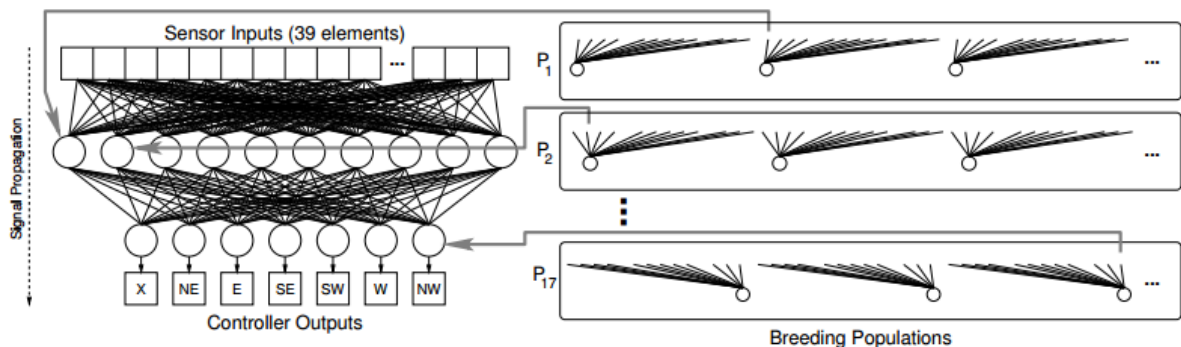


Рис 1. Нейроеволюція через ESP

Розглянуто проблеми конкуруючих конвенцій. Однією з головних проблем для нейронних мереж є проблема конкуруючих конвенцій також відомий як проблема перестановок. Конкуренція конвенцій означає наявність більш ніж одного способу висловлення рішення до задачі оптимізації вагів нейронної мережі. Коли геноми, видають один і той же результат та не мають

однакового кодування, то кросовер, швидше за все, породить пошкоджене потомство.

Досліджено захист інновацій з допомогою видоутворення(селекції). У природі різні структури різних видів, як правило конкурують у різних нішах. Таким чином, інновації неявно захищені нішами. Аналогічним чином, якщо мережі з інноваційними структурами будуть виділені в їх власні види, вони будуть мати змогу оптимізувати свої структури, перед тим, як їм прийдеться конкурувати із більшими популяціями.

Описано другий з алгоритмів навчання таких нейронних структур – NEAT. У той час як робота з ESP орієнтована на контроль нелінійних систем, в нейроеволюції наростаючих топологій (NEAT) була спочатку розроблена для навчання поведінкових стратегій. Як і у ESP, нейронні мережі контролюють агентів, які виконують дії, засновані на даних їх сенсорних входів. Тим не менш, у той час як попередні методи нейроеволюції розвивали мережі з фіксованою топологією, або довільні мережі з випадковими топологіями, NEAT є першим методом, який починає еволюціонувати з популяції невеликих, простих мереж і ускладнити ці мережі з плином поколінь, що призводить до все більш складних форм поведінки. NEAT базується на трьох ключових ідеях.

По-перше, для того, щоб дозволити структурі нейронної мережі збільшуватись та зростати у складності із плином поколінь, необхідно визначити спосіб, для відслідковування зв'язку генотип – фенотип. В іншому випадку не ясно, у більш пізніх поколіннях які з якими особини сумісні, або як їх гени повинні бути об'єднані, для утворення потомства. Метод NEAT вирішує цю проблему, призначаючи унікальний історичний маркер кожному новому шматку структури мережі, що з'являється через структурний мутації. Історичний маркер, присвоєний до кожного гена, відповідає порядку його появи протягом еволюції. Маркер успадковуються протягом кросоверу без змін, і дозволяє NEAT виконати кросовер без необхідності виконання дорогого топологічного аналізу. Таким чином, геноми різних формацій та розмірів залишаються сумісними в ході еволюції, вирішуючи раніше відкриту проблему узгодження різних топологій у популяції, що розвивається.

По-друге, NEAT кластеризує популяцію за видами, так, що індивіди змагаються в першу чергу в своїх власних нішах, а не з популяцією в цілому. Таким чином, топологічні інновації захищені і є час, щоб оптимізувати їх структуру, перш ніж вони почнуть конкурувати з іншими нішами в популяції. NEAT використовує історичне маркування генів, щоб визначити, до яких видів належать індивіди.

По-третє, на відміну від інших систем, які розвивають мережеві топології і ваги, NEAT починає з рівномірною популяцією простих мереж без будь-яких прихованих шарів. Нова структура вводиться поступово, за допомогою структурних мутацій, і виживають тільки ті структури, які виявилися корисними за допомогою оцінок придатності(значення фітнес – функції). Таким чином, метод NEAT переглядає мінімальну кількість вагових

розмірностей і знаходить відповідний рівень складності для проблеми. Цей процес ускладнення має важливі наслідки для пошуку: у той час як під час знаходження рішення у високо – вимірному просторі не є практичним застосування функції пошуку безпосередньо в цьому просторі, можливо знайти його спочатку в просторах менших розмірностей і покращувати та ускладнювати кращі рішення до більш високо – вимірного простору.

Розглянуто генетичну схему кодування NEAT. Генетична схема кодування NEAT розроблена, щоб дозволити відповідним генам легко вирівнюватися коли два геноми проходять етап кросоверу. Геноми – це лінійні представлення зв'язності мережі (малюнок 3). Кожен геном містить список зв'язаних генів, кожен з яких відноситься до двох генів - вузлів. Вузли мають список входів, прихованих вузлів, і виходів, до яких можуть бути приєднані інші вузли. Кожен ген - зв'язок визначає вхідний вузол, вихідний вузол, вагу зв'язку та номер інновації, який дозволяє знайти відповідні гени (як буде пояснено нижче). Мутація в NEAT може змінювати як вагу з'єднань так і структуру мережі.

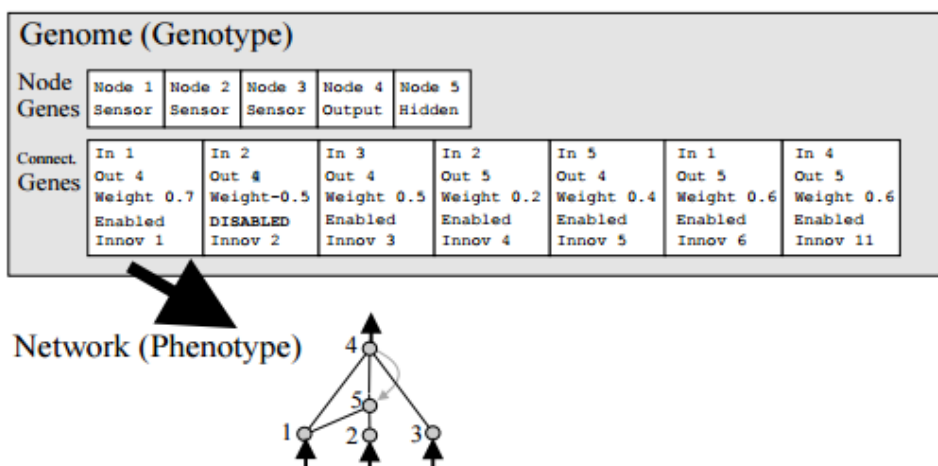


Рис.2 Приклад відображення генотипу у фенотип

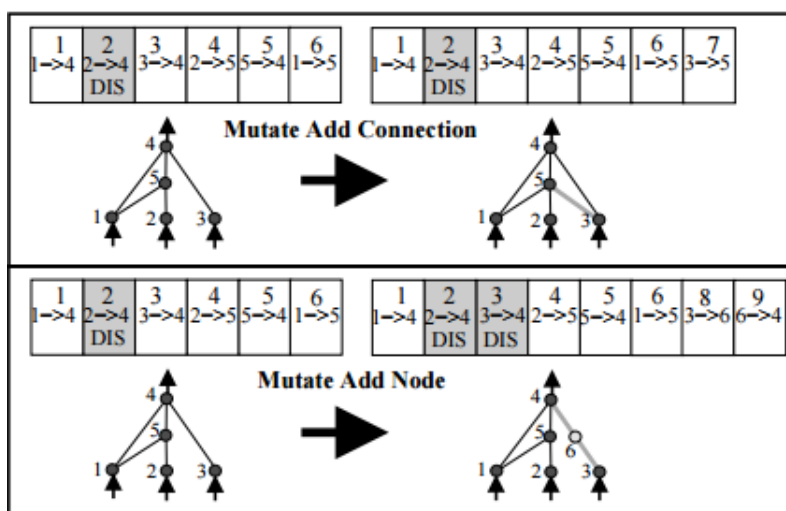


Рис.3 Типи структурної мутації.

Третій розділ присвячений опису підходів, застосованих для навчання нейронних мереж та реалізації ігрового застосунку із штучним інтелектом на їх основі.

Система у повній комплектації буде складатись із 3х компонентів:

- Саме ігровий застосунок
- Система навчання та до навчання нейронних мереж .
- Канал передачі даних між цими системами.

Система навчання та до навчання нейронних мереж буде відповідальна за навчання штучного інтелекту, що буде застосований у ігровому застосунку. Процес навчання буде виглядати як багатопоточна симуляція різноманітних ігрових ситуацій на яких і буде навчатись нейронна мережа. Окремі симуляції, що показали найкращий результат пройдуть відбір та модифікацію за допомогою генетичних алгоритмів та будуть формувати наступне покоління симуляцій. Такий еволюційний підхід значно підвищить якість та швидкість навчання. Весь час симуляцій система навчання буде використовувати канал передачі даних між собою та ігровим застосунком.

Описано основні технології та інструменти, використані для розробки ігрового застосунку.

- Мова розробки – Java SE8.
- Графічна підсистема – OpenGL ES.
- Кроскомпіляція під різні платформи – LibGDX.
- Система менеджменту залежностей та збірки – Gradle.

Розглянуто основні можливості та модулі системи.

Можливості:

- Крос-платформна розробка для Windows, Linux, Mac OS X, Android, Браузери з підтримкою WebGL та iOS. Підтримуються як 32 так і 64-розрядні версії;
- Комбіновані бекенд можливості, засновані на JoGL, LWJGL, RoboVM і Android API;
- Розробка і тестування додатків на комп'ютері і легке наступне розгортання під Android, iOS, аплети, webstart (JAWS) і під звичайний ПК.
- Гнучка модульна структура. Можливості, яких немає в базовій версії, компенсуються розширеннями. Наприклад, є розширення для інтеграції фізичного двигуна Box2D, розширення для використання TrueType шрифтів.
- Набір вбудованих класів для реалізації графічного інтерфейсу користувача. Сюди входять як примітивні елементи - такі як кнопки, текстові поля - так і складні елементи - випадючі списки, панелі з можливістю прокрутки (скролл) та інше.

Модулі:

- Введення - надає уніфіковану модель введення і обробник для всіх платформ. Підтримує клавіатуру, сенсорний екран і де доступно акселерометр і миша.
- Графіка - дозволяє відображати зображення на екрані, використовуючи апаратну реалізацію OpenGL ES.
- Файли - надає зручні методи для операцій читання і запису даних, за допомогою абстрактного файлового доступу на всіх платформах.
- Аудіо - полегшує запис і відтворення звуку на всіх платформах.
- Мережа - надає методи для виконання мережевих операцій, таких як HTTP GET / POST запити, і комунікації між TCP сокетом сервера і клієнта.

Описана архітектура застосунку. Вся архітектура проекту побудована на ідеї моделі Акторів. Вона являє собою математичну модель паралельних обчислень, яка трактує поняття «актор» як універсальний примітив паралельного чисельного розрахунку: у відповідь на повідомлення, які він отримує, актор може приймати локальні рішення, створювати нові актори, посилати свої повідомлення, а також встановлювати, як слід реагувати на наступні повідомлення. Модель акторів виникла в 1973 році. Вона використовувалася як основа для розуміння обчислення процесів і як теоретична база для ряду практичних реалізацій паралельних систем.

Існуючі типи акторів у системі:

Actor: Вершина ієрархії системи акторів та системи в цілому. Представляє із себе абстрактний клас з базовою функціональністю та декларує інтерфейс взаємодії акторів – наслідників.

Entity: Наступний у ієрархії клас акторів представляє собою абстрактну ігрову сутність, що дещо розширює можливості актора.

PhysicalEntity: Клас акторів, що представляє собою сутність що приймає участь у симуляції ігрової фізики. Актори цього класу можуть взаємодіяти один з одним, але не обов'язково мають бути видимими на екрані.

RenderableEntity: Клас акторів, що можуть бути відображені на екрані. Найчастіше являються наслідником PhysicalEntity.

Char: Клас акторів, що представляють собою ігрових персонажів. Надає інтерфейс для контролю персонажу як зі сторони штучного інтелекту так і зі сторони користувача. Наслідник `RenderableEntity`.

Player: Клас акторів що містять логіку, специфічну для використання користувачем. Наслідник `Char`.

Mob: Клас акторів що містять логіку, специфічну для використання штучним інтелектом. Наслідник `Char`.

World: Актор, що містить логіку управління ігровим всесвітом. Є контейнером для усіх акторів у грі.

Elf: Актор що містить логіку, специфічну для визначеного типу ігрового героя – у даному випадку – ельфа. Наслідник `Char`.

Effect: Клас акторів, що представляють собою повідомлення, що можуть пересилатись від одного актора до іншого. Інкапсулює деяку логіку взаємодії між відправником та адресатом. Наслідник `RenderableEntity`.

DamadgeEffect: Клас акторів що слугують як повідомлення для інших акторів про отримання урону. Наслідник `Effect`.

Ability: Клас акторів, що представляють собою специфічні для інших акторів можливості.

Projectile: Клас акторів, що являють собою кінетичне ігрове тіло, що може рухатись по заданій траєкторії.

Fireball: Клас акторів що представляють собою специфічну можливість акторів ігрових персонажів(`Char`) . Являє собою кінетичне ігрове тіло що летить по параболичній траєкторії та при зіткненні з об'єктом надсилає йому ефект отримання урону. Наслідник `Projectile`.

FistOfFire: Клас акторів що представляють собою специфічну можливість акторів ігрових персонажів. Являє собою ефект ближнього застосування, надсилає `DamadgeEffect` усім, хто знаходиться поряд з актором, що активував ефект.

Map: Клас акторів що являють собою ігрові мапи. Містить логіку завантаження мап з *.tmx файлів.

У четвертому розділі проведено аналіз результатів досліджень. Освітлені можливості і перспективи розвитку розгляненого підходу. Нейроеволюційні алгоритми є активною областю досліджень, і є багато областей де в майбутньому з використанням цих алгоритмів може бути досягнутий значний прогрес. Наприклад, ідея розбиття на підзадачі може бути розвинена на один крок далі до рівню індивідуальних вагів. Точно так само, процес комплексифікації може бути розширений включенням в себе набором вхідних функцій, або використанням модульних конструкцій.

Крім того, еволюційні стратегії можуть бути використані для безпосередньої мутації вагів, мережі можуть бути закодовані непрямими підходами і побудовані в процесі розвитку, еволюція може бути об'єднана з традиційними методами навчання нейронних мереж. Нейроеволюція може бути розширена до декількох агентів з використанням конкуруючої або кооперативної коеволюції, або через безпосередній розвиток групи. Такі розширення будуть корисні для багатьох програм, в тому числі і у відеоіграх.

Проведено аналіз переваг концепції NEAT у розвитку нейроеволюції. Досліджений метод NEAT представляє кілька вагомих переваг в еволюції нейронних мереж. NEAT пропонує вирішення проблеми конкуруючих конвенцій у популяції з різними топологіями. NEAT також демонструє що отримати значиму метрику для порівняння і кластеризації аналогічних мереж можна з наявності історичних відомостей в популяції, наприклад затратний топологічний аналіз не є необхідним щоб проводити селекцію мереж. Дослідження абляції підтвердили гіпотезу про те, що вигідно починати починаючи з топологій з мінімальним числом особин у популяції. Нарешті, тести продуктивності показують, що структурна еволюція більш ефективна, ніж еволюція з фіксованими топологіями.

Виділені ключові поняття NEAT. Основне ключове поняття полягає у тому, що це не кінцева структура для знаходження рішення що дійсно має значення, а структура для знаходження всіх проміжних рішень на шляху для знаходження основного рішення. Зв'язність кожного проміжного рішення являє параметр простору, що еволюція повинна оптимізувати і чим більше з'єднань - тим більше параметрів повинні бути оптимізовані. Таким чином, як розмір структури може бути зведений до мінімуму в процесі еволюції, так і розмірність простору що розглядається, що призводить до значного підвищення продуктивності. Можна побачити перевагу розвитку з мінімальних структур із зображенням елегантною рішення задачі DPNV. Всі розвинені рішення відображається ту ж модель вагів на прямих з'єднаннях від вхідних вузлів до вихідних. Зміна ваги означає зміну стратегії, а не перебудову і комплексифікацію стратегії.

Для контрасту, NEAT може розвивати все більш і більш складні стратегії. Справа у тому що як тільки населення сходиться на новій домінуючій стратегії, нові з'єднання і нові вузли можуть бути додані до поточної стратегії. Нова структура означає новий виразний простір для обробки на існуючій стратегії, замість її заміни. Таким чином, цей підхід

дозволяє постійну коеволюцію, тобто нековергентні інновації на домінуючих стратегіях.

Проведено аналіз експериментальних результатів порівняння ESP та NEAT. Експериментальні результати показують різницю між ESP і NEAT, де NEAT значно продуктивніша на важких завданнях. Цей результат означає, що розвиток різноманітних топологій особливо підходить для задач, де інші методи, ймовірно, можуть застрягнути.

NEAT завжди можете розвинути свою структуру, вона не обов'язково застрягне, навіть якщо поточні ваги для мереж являють локальний оптимум фітнес-просторі. Додаючи додаткову структуру, NEAT додає нові розмірності у ваговому просторі, тим самим відкриваючи нові потенційні можливості.

Виконано порівняння різних підходів до нейроеволюції в цілому. На жаль, однозначно сказати, який з підходів є найбільш оптимальним, в даний час досить важко. Це пов'язано з тим, що однозначної критерію «універсальної оцінки» так і не вироблено. Як правило і самі автори, і сторонні дослідники оцінюють ефективність на основі тих чи інших тестових завдань в рамках певних проблемних областей, і при цьому трактують результати дуже по-різному. Більше того, практично у всіх зустрінутих порівняльних роботах робляться застереження щодо того, що отримані результати можуть змінитися при зміні тестових умов і що потрібні додаткові дослідження.

У порівнянні виступають наступні методики:

- Міллер (пряме кодування)
- Кітано (кодування на L-системах)
- Нолфі (простір осередків)
- Кангелосі (породжує простір осередків)

Результати порівняння на одному із завдань (балансування двома жердинами) Наведено в таблиці:

Method	Evaluations	Generations	No. Nets
Ev. Programming 307,200 150 2048	307,200	150	2048
Conventional NE	80,000	800	100
SANE	12,600	63	200
ESP	3,800	19	200
NEAT	3,600	24	150

Табл. 1 Порівняння продуктивності методик нейроеволюції.

Як можна побачити, NEAT веде себе значно краще, ніж більшість порівнюваних методик, однак, знову ж таки, ці дані вимагають перевірки в інших проблемних областях.

ВИСНОВКИ

1. Проведено ряд досліджень у галузі застосування нейронних мереж та генетичних алгоритмів для розробки штучного інтелекту в ігрових застосунках.
2. Вивчено історію розвитку нейронних мереж, основну класифікацію типів та топологій нейронних мереж.
3. Досліджено засоби розробки кроссплатформених ігрових застосунків.
4. Досліджено методи уніфікації підходу до передачі даних між застосунками, що запущені на різних апаратно – програмних платформах.
5. Дослідження абляції показують, що історичне маркування, захист інновацій через видоутворення, і інкрементальне зростання від мінімальної структури - всі працюють разом, щоб створити систему, яка здатна знаходити складні рішення маючи нескладну структуру.
6. NEAT зміцнює аналогію між Генетичними алгоритмами та природною еволюцією одночасною оптимізацією і комплексифікацією рішень.

ОПУБЛІКОВАНІ ПРАЦІ

Воєводін О.М., магістрант, Пазюк Ю.М., доц., к.т.н. – науковій керівник «Розробка штучного інтелекту для ігрових застосунків з використанням штучних нейронних мереж та генетичних алгоритмів». XX науково-технічна конференція студентів, магістрантів, аспірантів і викладачів ЗДІА. «ЕЛЕКТРОНІКА, АВТОМАТИЗОВАНІ СИСТЕМИ ТА СУЧАСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ» кафедри ПЗАС у 20-24 квітня 2015 р. (м. Запоріжжя).

АНОТАЦІЯ

Воеводін О.М. «Розробка штучного інтелекту для ігрових застосунків з використанням штучних нейронних мереж та генетичних алгоритмів». – Рукопис.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка універсальної системи навчання нейронних мереж для побудови штучного інтелекту у комп'ютерних іграх та розробка саме ігрового застосунку, що буде використовувати описаний концепт і демонструвати його переваги та недоліки.

При виконанні кваліфікаційної роботи було проведено ряд досліджень у галузі застосування нейронних мереж та генетичних алгоритмів для розробки штучного інтелекту в ігрових застосунках. Вивчено історію розвитку нейронних мереж, основну класифікацію типів та топологій нейронних мереж. Досліджено засоби розробки кроссплатформених ігрових застосунків. Досліджено методи уніфікації підходу до передачі даних між застосунками, що запущені на різних апаратно – програмних платформах. За результатами досліджень було розроблено систему навчання нейронних мереж, що під'єднується до розробленого ігрового застосунку, та на основі отриманих з нього даних виконує навчання, до навчання, покращення нейронної мережі для моделювання ефективної поведінки ігрових агентів.

Ключові слова: *НЕЙРОННА МЕРЕЖА, НЕЙРОЕВОЛЮЦІЯ, ГЕНЕТИЧНИЙ АЛГОРИТМ, ВІДЕО-ГРА, АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ, СЕЛЕКЦІЯ, ТОПОЛОГІЯ, КРОСОВЕР, МУТАЦІЯ, ФЕНОТИП.*

АНОТАЦІЯ

Воеводин А.Н. «Разработка искусственного интеллекта для игровых приложений с использованием искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов». - Рукопись.

Целью квалификационной работы магистра является разработка универсальной системы обучения нейронных сетей для построения искусственного интеллекта в компьютерных играх и разработка игрового приложения, которое будет использовать описанный концепт и демонстрировать его преимущества и недостатки.

При выполнении квалификационной работы был проведен ряд исследований в области применения нейронных сетей и генетических алгоритмов для разработки искусственного интеллекта в игровых приложениях. Изучена история развития нейронных сетей, основная классификация типов и топологий нейронных сетей. Исследованы средства разработки кроссплатформенных игровых приложений. Исследованы методы унификации подходов к передаче данных между приложениями, запущенными на разных аппаратно - программных платформах. По

результатам исследований была разработана система обучения нейронных сетей, которая подсоединяется к разработанному игровому приложению, и на основе полученных из него данных выполняет обучение, до обучение и улучшение нейронной сети для моделирования эффективного поведения игровых агентов.

Ключевые слова: *НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, НЕЙРОЭВОЛЮЦИЯ, ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ, ВИДЕОИГРЫ, АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ, СЕЛЕКЦИЯ, ТОПОЛОГИЯ, КРОССОВЕР, МУТАЦИЯ, ФЕНОТИП.*

SUMMARY

Voievodin A. N. "Development of the artificial intelligence for video-games, using artificial neural networks and genetic algorithms." - Manuscript.

The purpose of master's qualification work is to develop a universal system of training neural networks to build artificial intelligence in computer games and game development is the application that will use the above concept and demonstrate its advantages and disadvantages.

While doing the qualification work, were performed a set of studies in the application of neural networks and genetic algorithms to design artificial intelligence in gaming applications. Studied the history of neural networks, the main classification types and topologies of neural networks. Explored the set of development tools for cross-platform developing gaming applications. Studies the methods of the data transfer unification approach between applications that run on different hardware and software platforms. According to the research was developed the neural networks training system that connect the developed gaming application, and based on data, obtained from it, performs learning and improvement of the neural network, modeling the effective behavior of gaming agents.

Key words: NEURAL NETWORK, NEUROEVOLUTION, GENETIC ALGORITHMS, VIDEOGAMES, LEARNING ALGORITHM, SELECTION, TOPOLOGY, CROSSOVER, MUTATION, PHENOTYPE.