

переміщенні по вертикалі, цим звівши їх рух у просторі площиною підлоги, тобто, - це буде звичайний рух через затискання пальця на екрані. Рух вертикалі в цьому варіанті можна реалізувати через мультитач, або рознести позиціонування на кілька кроків. Це вимагатиме більш детальної системи навчання через більшу складність [7]. Рациональним буде використання мобільного пристрою для переміщення віртуального об'єкта в реальному просторі. В даному випадку об'єкт, прикріплюючись до камери, переміщається разом з переміщенням

пристрою до моменту, коли користувач його встановлює (відчіпляє) від камери через натискання на екран, або конкретною кнопкою.

Поділ на набір областей можна використовувати як обмеження для розміщення об'єктів у просторі. Наприклад, можна обмежити розміщення віртуального об'єкта діапазоном від 30 см до 3 метрів, що не дозволить розміщувати об'єкт біля ніг користувача, або так далеко від нього, що з ним стане складно взаємодіяти.

Висновки

В ході проведення дослідження, було розглянуто та описано особливості побудови програмного забезпечення технології доповненої реальності та оглянуто особливості пристроїв, що підтримують дану технологію. Загальний опис особливостей представлений в 2 розділі дослідження. Завдяки аналізу робіт провідних спеціалістів в області розробки програмного забезпечення доповненої реальності, описано основні підходи до побудови якісного та зручного інтерфейсу користувача, створено рекомендації, що гарантують безпечність у використанні такого програмного забезпечення. Дані рекомендації описані в 3 розділі дослідження. Виділено та описано найбільш популярні варіанти взаємодії користувача, які описані в 4 розділі, та рекомендації з побудови досвіду користувача, який надасть змогу в повній мірі ефективно використовувати розроблену програму, що викладені в 5 розділі.

Список літератури

- 1 Hu Tianyu et al., Overview of augmented reality technology. Computer Knowledge and Technology, 2017(34): 194-196.
- 2 Augmented Reality Development Guide 2021: Devices, Tools, Platforms. – Режим доступу: <https://mobidev.biz/blog/augmented-reality-development-guide>
- 3 How Many Consumers Have Tried Mobile AR? – Режим доступу: <https://arinsider.co/2021/03/25/how-many-consumers-have-tried-mobile-ar/>
- 4 2021 App Retention Benchmarks. – Режим доступу: <https://www.apptentive.com/blog/2021/03/23/2021-app-retention-benchmarks/>
- 5 How to apply UX design principles in augmented reality. – Режим доступу: <https://www.wikitudo.com/blog-ux-design-for-augmented-reality/>
- 6 The principles of good UX for Augmented Reality. – Режим доступу: <https://uxdesign.cc/the-principles-of-good-user-experience-design-for-augmented-reality-d8e22777aabf>
- 7 How to Improve UX in Your AR Design. – Режим доступу: <https://circuitstream.com/blog/improve-ux-ar-design/>

УДК 004.891.3

КЛИМЕНКО Д.В.

МЕТОДИ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ ПРИ РОЗГОРТАННІ МІКРОСЕРВІСУ

У даному науковому дослідженні здійснено огляд проблеми виявлення дефектів під час процесу розгортання мікросервісу. Для її вирішення запропоновано метод на базі нейронних мереж, що аналізує потік подій та показники роботи мікросервісів для виявлення аномалій. ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ, МІКРОСЕРВІСИ, НЕЙРОНІ МЕРЕЖІ, ПОТОКИ ПОДІЙ, РОЗГОРТАННЯ

This research examines the problem of detecting defects during the deployment process. A method based on neural networks is proposed, which analyzes the flow of events and performance of microservices to detect anomalies.

ANOMALIES DETECTION, MICROSERVICE, NEURAL NETWORKS, EVENTS STREAM, DEPLOYMENT

Вступ

Мікросервісна архітектура надає надійну та масштабовану платформу для розробки складних інформаційних систем. Основна перевага мікросервісної архітектури – розбиття на невеликі сервіси, водночас є і її слабкістю. Розгортання нової версії одного з сотні мікросервісів може призвести до каскадної нестабільності всієї системи. Щоб уникнути цього, необхідно мати інструмент, який за допомогою аналізу поведінки системи спроможний виявити функціональні аномалії, на основі яких можна прийняти рішення про зупинку розгортання та повернення системи в стабільний стан. Виявлення аномальної поведінки, яка веде до збоїв в системі, є складним процесом який займає багато часу, оскільки кожен сервіс генерує сотні та навіть тисячі показників та подій кожену хвилину, ускладнюючи інженерам пошук проблеми. Це може призвести до значних фінансових втрат. Саме тому проблема автоматичного виявлення аномалій потребує особливої уваги.

1. Виявлення аномалій часових даних

Задача виявлення аномалій часових даних – це пошук непередбачених значень, які сигналізують, що системи відхилилась від бажаною поведінки. Відхилення поведінки від норми може бути викликане різними чинниками або дефектами, наприклад: збільшення навантаження, зловмисні атаки, тощо. Однак, слід зауважити, що аномалії не завжди можуть бути пов'язані з негативними причинами: деякі дії в системі або недетермінована логіка роботи є нормальними, але можуть бути класифіковані як аномалії. Щоб уникнути великої кількості помилково позитивних аномалій, необхідно ретельно обирати порогові значення реальних та передбачених даних.

Аномалії поділяються на такі типи:

Точкові аномалії – індивідуальні сигнали, що мають значне відхилення від

передбачених значень. Такі аномалії досить легко відстежити, тож існує безліч способів для їх виявлення.

Контекстні аномалії – сигнали можуть бути одночасно аномальними та не аномальними, в залежності від контексту, в якому відбуваються. Для виявлення таких аномалій необхідно використовувати умовні моделі, в яких визначається контекст по значенню атрибутів вхідного сигналу, наприклад: пора року, джерело, стан системи та інші.

Колективні аномалії – сигнали які можуть не бути аномаліями окремо від інших, але є аномальними, якщо зустрічаються в наборі або послідовності сигналів.

2. Використання LSTM мереж для виявлення аномалій

LSTM – long short-term memory шари, які контролюють зміну внутрішнього стану системи з метою найкращого моніторингу останніх вхідних даних та довготривалих зв'язків. Цього можна досягти двома кроками: на першому кроці минулий стан та вхідні значення проходять через так званий фільтр, сігмоїдну функцію, що визначає, яку кількість даних «пам'ятати» з минулого стану, а яку забути. Другим кроком є створення нового стану на базі пам'яті та наступного вхідного значення.

Навчання моделі відбувається зразками фіксованої тривалості, розмір яких відображає наскільки далеко модель дивиться в минуле, для генерації наступного значення.

Як правило, формується пара encoder-decoder, які працюють наступним чином: Encoder перетворює вхідні часові послідовності в так зване ядро, в якому будуть закодовані всі особливості вхідного сигналу в фіксованому n-мірному просторі, що являє собою матрицю. Decoder в свою чергу використовує ядро для створення нових значень. Таким чином, сформувавши ядро, його можна повторно використовувати в інших моделях, наприклад замість

передбачення одного елементу часового ряду, передбачати декілька.

Отримані передбачення, виконані моделлю, являють собою відновлений сигнал, який використовується як еталон для порівняння з вимірними значеннями. В процесі навчання за допомогою середньої квадратичної помилки (або перехресна ентропія для бінарних вимірів) визначається порогове значення відхилення відновленого сигналу та значень тестової вибірки. Таким чином будь-який сигнал, який відрізняється від передбаченого моделлю більше, ніж на порогове значення, вважається аномальним.

3. Виявлення аномалій на базі потоку подій та показників роботи

Потік подій, які відображають функціональну поведінку сервісу та показники роботи тісно взаємопов'язані, наприклад, збільшення кількості подій невдалої перевірки даних запиту та кількість http статусів 400 мають прямий зв'язок. Для поєднання потоку подій та показників використано два входи, які за допомогою LSTM перетворюють часовий ряд в набір закодованих ознак, що в свою чергу конкатенуються в єдине ядро, яке є виходом encoder. На основі сформованого ядра відновлюються майбутні значення подій та показників, на основі яких визначаються аномалії.

Події є категоричними даними, тому їх необхідно перетворити в числові за допомогою one hot encoding. Такий підхід робить навчання моделі та розрахунок порогового значення простим, однак має суттєвий недолік: при додаванні нових класів подій необхідно перенавчати модель. Дані показників попередньо нормалізуються в діапазон від -1 до 1.

На рис. 1 зображено архітектуру decoder-а та encoder-а. Модель отримує дані від системи

моніторингу та обробляє події та показники незалежно. Показники нормалізуються, та обробляються LSTM шаром, який перетворює часову послідовність в один елемент. Потік подій проходить процедуру embedding і також перетворюється в один елемент. Після чого, попередні виходи конкатенуються та формують ядро ознак, в останньому повно зв'язному шарі. Таким чином, ознаки потоку подій та ознаки об'єднуються в один шар, що надає змогу моделі знайти зв'язок між подіями та показниками.

Отримане ядро переходить в decoder, де дублюється в залежності від кількості майбутніх елементів, які потрібно передбачати. Кожне ядро проходить обернений encoding-у процес. Отриманий вихід - це передбачені майбутні події та показники, які необхідно порівняти з реальними даними.

Суттєвим та необхідним покращенням методу є реалізація перетворення класів подій в n-вимірний простір. Після цього додавання нових класів подій потребуватиме лише розрахунок одного нового вектора в n-вимірному просторі замість повного перенавчання моделі.

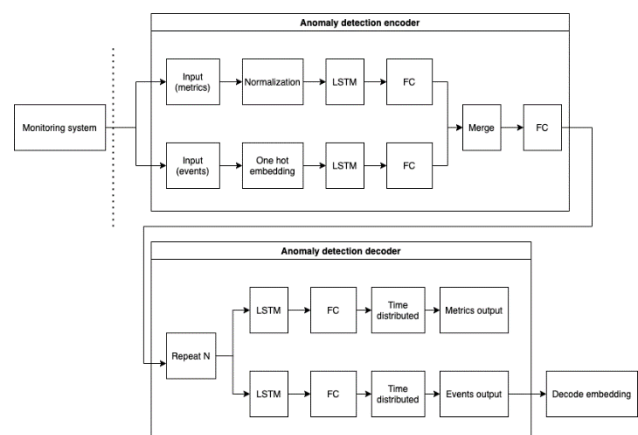


Рисунок. 1. Архітектура виявлення аномалій

Висновки

Запропоновано метод виявлення аномалій в роботі мікросервісу на базі комбінованого аналізу потоку подій та показників роботи сервісу. Описано архітектуру моделі нейронної мережі. Виявлено можливі майбутні покращення та описано переваги та недоліки запропонованого методу.

Список літератури

1. Xuan-Hien Le, Hung Viet Ho, Giha Lee, Sungho Jung Application of Long Short-Term Memory (LSTM) Neural Network for Flood Forecasting URL: https://www.researchgate.net/publication/334268507_Application_of_Long
2. В.П. Шкодырев, К.И. Ягафаров, В.А. Баштовенко, Е.Э. Ильина. Обзор методов обнаружения аномалий в потоках данных URL: http://ceur-ws.org/Vol-1864/paper_33.pdf
3. Ілона Лагун, Андрій Лагун. Використання дискретного малохвильового перетворення для виявлення аномалій мережевого трафіку URL: <http://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2017/jun/3768/lahunaelahunii.pdf>

УДК 004.02

*АЛЕКСАНДРОВ Д. С.,
СТЕЛЬМАХ О. П.*

НАВІГАЦІЯ МОБІЛЬНИХ РОБОТИЗОВАНИХ СИСТЕМ ТА МЕТОДИ ПЛАНУВАННЯ ШЛЯХУ

В даній статті розглянуто навігацію мобільних роботизованих систем та методи для планування шляху. Висвітлено проблеми кожного методу, які можуть зустрічатися під час роботи в даній області та шляхи їх вирішення. Деякі аспекти ще не мають тривіальних рішень, а деякі підходи виглядають досить перспективно та потребують подальших досліджень в сфері.

This article discusses the navigation of mobile robotic systems and methods for path planning. The problems of each method that may be encountered while working in this area and ways to solve them are highlighted. Some aspects do not yet have trivial solutions, and some approaches look quite promising and require further research in the field.

Ключові слова: Планування шляху, метод потенційних векторів, метод декомпозиції на сектори, метод на основі сітки, метод розділяй і володарюй.

1. Вступ

В основі автономної роботи мобільної роботизованої системи лежить навігація. Щоб система підтвердила свою здатність до автономної роботи, вона повинна мати змогу для проходження наступного тесту. Робот знаходиться у невідомому, великому, складному та динамічному середовищі. Робот повинен дістатися в будь-яку точку обрану в заданому середовищі, намагаючись використовувати найбільш оптимальну траєкторію переміщення для мінімізації витрат часу та ресурсів енергії.

Навігація в свою чергу складається з чотирьох класів підзадач, які мають бути вирішені:

- локалізація;
- побудова карти середовища;
- планування шляху;
- слідування по траєкторії.

Кожна задача необхідна для виконання кожної наступної задачі, тому для робота

визначена така послідовність дій для проходження тесту на максимальну навігацію. По-перше, мати здатність пересуватися досить швидко, під контролем і безпечно, уникаючи статичних і динамічних перешкод. Під час руху робот повинен збирати інформацію про навколишнє середовище(задача побудови карти середовища) і знати своє положення в просторі(задача локалізації). Для оптимального пересування на великій території також необхідно деяке планування (задача планування шляху).

Загальна проблема — це не просто сума підзадач. Також необхідно, використовуючи цілісну точку зору, визначити та керувати різними проблемами, які з'являються при розв'язанні підзадач та взаємодіях(задача слідування по траєкторії).

Розглянемо більш детально одну з підзадач, а саме планування шляху.

Планування шляху є дуже важливим завданням для автономного мобільного