Процес розпізнавання в комп'ютерному зорі складається з кількох основних етапів: обробка зображення, сегментація, класифікація та постобробка. Кожен із цих етапів має своє значення для досягнення високої точності та семантичного розуміння.

Першим етапом є обробка зображення, яка забезпечує підготовку візуальних даних до подальшого аналізу. Основними завданнями тут є зменшення шуму, покращення контрастності та усунення спотворень. Наприклад, для зниження шуму часто застосовуються згладжувальні фільтри, такі як гаусівський. Він дозволяє зробити зображення більш чітким для моделі, але може призводити до втрати деталей, тому важливо дотримуватись балансу між згладжуванням і збереженням важливих елементів.

Сегментація є наступним етапом, під час якого зображення розділяється на окремі області, кожна з яких відповідає певному об'єкту або його частині. Цей процес є особливо важливим для виділення об'єктів із фону. Однією з ключових проблем сегментації є робота з об'єктами, що мають схожі кольори або текстури, а також з об'єктами у складному середовищі. Використання методів глибокого навчання, таких як згорткові нейронні мережі, значно підвищує точність цього етапу, але навіть у них можливі помилки у складних сценах.

Етап класифікації полягає у визначенні, до якого класу належить кожен сегмент зображення. Це завдання є важливим для семантичного розпізнавання, оскільки дає змогу призначити об'єктам смислове значення. Наприклад, модель може ідентифікувати сегмент як «автомобіль», «дерево» чи «людина». Основна складність класифікації полягає у розпізнаванні об'єктів зі схожими характеристиками або урахуванні варіативності об'єктів одного класу.

Заключним етапом є постобробка, під час якої результати попередніх етапів коригуються для підвищення загальної точності. Постобробка може включати видалення помилкових об'єктів, згладжування контурів чи фільтрацію даних. Цей етап дозволяє зменшити кількість помилкових ідентифікацій (false positives) або пропущених об'єктів (false negatives), що є критично важливим для забезпечення надійності та точності системи.

Процес розпізнавання демонструє, що кожен із етапів є взаємозалежним і вимагає точного налаштування, аби система могла не лише визначати об'єкти, але й розуміти їх значення у контексті сцени, що підкреслює складність завдання семантичного розпізнавання та важливість інтеграції усіх етапів у єдиний ефективний алгоритм.

Література

1. Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, Jitendra Malik. (2016). *Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation*. URL: https://arxiv.org/abs/1311.2524
2. Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi. (2015). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. URL: https://arxiv.org/abs/1506.02640

АКТУАЛЬНІСТЬ І ВИКЛИКИ ОПТИМІЗАЦІЇ УПРАВЛІННЯ РЕСУРСАМИ В ДИНАМІЧНИХ СМАРТ-ОБ'ЄКТАХ КРИТИЧНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ

RELEVANCE AND CHALLENGES OF RESOURCE MANAGEMENT OPTIMIZATION IN DYNAMIC SMART OBJECTS OF CRITICAL INFRASTRUCTURE

Пантюшенко Р.В.
Центральний науково-дослідний інститут Збройних Сил України
м. Київ, Повітрофлотський проспект, 28Б, (093) 849-88-55, prvm79@gmail.com
Roman Pantiushenko
Central Scientific Research Institute of the Armed Forces of Ukraine
Kyiv, Povitroflotsky Avenue, 28B, (093) 849-88-55, prvm79@gmail.com

Abstract. This paper examines the relevance and challenges of optimizing resource management in dynamic smart objects of critical infrastructure. The work focuses on addressing specific issues such as fluctuating resource demands, real-time scalability, and ensuring robust system reliability. The novelty lies in integrating machine learning methods,

such as adaptive neural networks and clustering techniques, to enhance resource allocation efficiency. Future research directions involve developing resilient algorithms tailored to critical infrastructures and implementing secure, scalable optimization systems.

Критична інфраструктура (КІ) включає системи енергетики, транспорту, зв'язку та водопостачання, які забезпечують базові потреби суспільства та відіграють ключову роль у його стабільному функціонуванню. Безперебійна робота КІ забезпечує не лише базові потреби населення, а й стратегічну стабільність держави. Її стійкість і надійність мають ключове значення для запобігання економічним, соціальним та екологічним кризам. Зі зростанням складності технологій, обсягів даних і динамічності середовища, смарт-об'єкти стають основою управління КІ. Проте змінне навантаження, непередбачуваність і постійно зростаючі вимоги до систем викликають потребу у впровадженні інноваційних підходів. Застосування методів машинного навчання (МН) відкриває нові можливості для забезпечення адаптивності, стійкості та ефективності цих систем, дозволяючи впоратися з викликами сучасного світу.

Основні виклики:

1. Змінне навантаження.

Смарт-об'єкти піддаються значним коливанням навантаження, що може спричиняти перевантаження системи або нерівномірний розподіл ресурсів. Такі коливання можуть бути спричинені раптовим збільшенням запитів користувачів або зовнішніми факторами, як-от природні катастрофи чи аварії.

Формула змінного навантаження:

$$L(t) = \sum_{i=1}^{n} P_i(t) \cdot W_i$$

де:

L(t) - загальне навантаження,

Pi(t) - споживання і-го компонента,

Wi - ваговий коефіцієнт.

2. Масштабованість і адаптивність.

Кількість пристроїв у системах КІ постійно зростає, що вимагає масштабованих алгоритмів управління. Виклики включають синхронізацію даних між компонентами та адаптацію до змінних умов. Наприклад, у міських транспортних системах кількість підключених пристроїв постійно зростає, що ускладнює синхронізацію даних між світлофорами, GPS-трекерами та іншими сенсорами. Це може призводити до затримок в управлінні трафіком або некоректного розподілу транспортних потоків.

3. Кібербезпека.

Смарт-об'єкти КІ є вразливими до кібератак, що може порушувати функціональність. Безпека стає критичним аспектом оптимізації систем управління. Особливо критичним є захист систем у реальному часі від розподілених атак типу DDoS, які можуть паралізувати функціонування цілих регіональних мереж.

4. Енергоефективність.

Зростання енергоспоживання вимагає впровадження методів, що мінімізують витрати без зниження продуктивності систем.

Методи оптимізації:

1. Прогнозування навантаження на основі часових рядів. Алгоритми глибинного навчання, такі як LSTM (довга короткострокова пам'ять), дозволяють точно прогнозувати споживання ресурсів у реальному часі, враховуючи сезонні та короткострокові коливання.

Формула прогнозування:

$$\hat{L}(t+1) = f(L(t), \Delta L, X)$$

де:

$\hat{L}(t+1)$ - прогнозоване навантаження,

ΔL - зміна у навантаженні,

X - контекстні фактори.

2. Кластеризація даних для розподілу ресурсів. Алгоритми кластеризації (наприклад, k-means) забезпечують ефективне групування споживачів зі схожими профілями використання. Це дозволяє оптимізувати розподіл ресурсів, зменшуючи витрати та покращуючи стійкість системи.

3. Адаптивні нейронні мережі. Використання рекурентних нейронних мереж (RNN) із можливістю самонавчання дозволяє системам адаптуватися до змінного навантаження в режимі реального часу.

4. Інтеграція з кібербезпекою. Виявлення аномалій у поведінці системи за допомогою алгоритмів машинного навчання забезпечує раннє попередження про потенційні загрози.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на:

1. Інтеграція з IoT та edge computing. Забезпечення обробки даних безпосередньо на пристроях IoT для зменшення навантаження на центральні вузли системи.
2. Моделювання сценаріїв. Створення цифрових двійників для моделювання роботи систем у різних умовах допоможе передбачати збої та тестувати нові рішення.
3. Розвиток інтелектуальних систем захисту. Використання штучного інтелекту для розробки автономних кіберзахисних рішень, які поєднують аналіз даних та автоматичну реакцію на загрози.
4. Оптимізація енергоспоживання. Розробка енергоефективних алгоритмів з мінімальними витратами на виконання операцій.

Оптимізація управління ресурсами в динамічних смарт-об'єктах критичної інфраструктури є ключовим завданням, що вимагає впровадження новітніх технологій машинного навчання. Застосування прогнозування навантажень, кластеризації та адаптивних систем управління дозволяє значно підвищити ефективність, надійність та безпеку цих систем. Особливу увагу слід приділити засобам кіберзахисту, які забезпечують стійкість до зовнішніх загроз. Впровадження таких технологій дозволить підвищити ефективність функціонування критичної інфраструктури, зменшити витрати ресурсів і забезпечити високу адаптивність у кризових ситуаціях. Це особливо важливо для забезпечення енергетичної безпеки, логістики та безперервного постачання основних послуг. Подальші дослідження мають бути спрямовані на інтеграцію IoT, розробку автоматизованих систем прийняття рішень, покращення енергоефективності та створення комплексних рішень, здатних забезпечити стабільність функціонування критичної інфраструктури навіть в умовах змінних навантажень та високої динамічності середовища.

Список джерел

1. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. Nature. 2015, 521(7553), 436-444.
2. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. MIT Press, 2016.
3. Zhang X., Zhou J., Lin M., Sun Y. AI in smart city management: A comprehensive review. IEEE Access. 2019, 7, 110749–110765.
4. Papageorgiou A. Security and privacy issues in machine learning: The blockchain solution. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 2019, 30(10), 3078–3093.
5. Silver D. et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. Nature. 2016, 529(7587), 484–489.