

ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ ДИСТРИБУТИВНЕ НАВЧАННЯ ПОКРАЩУЄ РОБОТУ RL-CNN АРХІТЕКТУРИ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ

Сьогодні нейронні мережі використовуються для вирішення багатьох проблем, таких як прогнозування продажів, дослідження клієнтів, перевірка даних, управління ризиками, виявлення аномалій і навіть розуміння природної мови. Вони можуть бути частиною технологічного розвитку, яка наразі має найбільший потенціал. Складність моделі розширюється від базових моделей машинного навчання та CNN до більш складного Q-Deer навчання.

У нашій роботі ми описуємо, як оновлення алгоритму навчання з підкріпленням (RL) у моделі з розподільним RL покращує продуктивність без будь-яких глибоких змін в архітектурі NN. Ми використовуємо та оновлюємо ефективну систему виявлення літаків на основі навчання з підкріпленням та згорткової нейронної мережі (RL-CNN).

Підхід навчання з підкріпленням на основі дофаміну вперше використовується в нейронній мережі глибокого Q-навчання в статті Дабні В. «Код розподілу цінності в навчанні з підкріпленням на основі дофаміну». У статті показано переваги такої архітектури для завдань, як розпізнавання зображень та моделювання руху персонажів (з використанням лише одного оновлення в RL алгоритмі (1, 2)), що доводить, що вона краща за типові мережі глибокого навчання.

$$V_i(x) \leftarrow V_i(x) + \alpha_i^+ f(\delta_i) \quad \text{for } \delta_i > 0 \quad (1)$$

$$V_i(x) \leftarrow V_i(x) + \alpha_i^- f(\delta_i) \quad \text{for } \delta_i < 0 \quad (2)$$

Деякі роботи розглядали проблему виявлення об'єктів як марковський процес прийняття рішень і пропонують агенти для виявлення на основі RL. Агент виявлення виконує процес пошуку зверху вниз, який спочатку аналізує глобальне зображення, а потім поступово звужує локальні області, які містять інформацію про об'єкт. Однак ці методи виявлення, засновані на тренуванні підкріплення, виявляють лише фіксовану кількість об'єктів і не можуть вирішити проблему виявлення більшої кількості. У цій роботі використовується система виявлення літаків на основі RL та моделі CNN (RL-CNN). Процес локалізації літака можна розглядати як проблему прийняття рішення з послідовністю дій для уточнення розміру та положення граничної рамки.

Функція розуміння області зображення повинна мати можливість змінювати межі кадру та області вибору, щоб визначити точне положення літака. Виходячи з особливостей підготовки підкріплення та нашого конкретного процесу локалізації літака, ми використовуємо RL для вивчення та впровадження цієї структури.

Порівняно з іншими методами виявлення об'єктів, наша система виявлення літаків поєднує переваги RL та контрольованого навчання і може виявляти невизначену кількість літаків на зображеннях дистанційного зондування.

Реалізація розподільного підходу вимагає змін від першої частини до етапу RL архітектури. Ми порівняли модель DRL CNN з базовою RL CNN і Multi-model Fast Regions CNN (MFCNN). Експерименти показують, що агент виявлення в нашому DRL-CNN може відмовитися від безпосередніх інтересів і зосередитися на довгостроковій винагороді, щоб отримати чудові результати.

Структури виявлення літаків DRL-CNN можуть не тільки краще виявляти нефіксовану кількість літаків на зображеннях дистанційного зондування, але також вимагають менше часу та даних для отримання подібного результату (порівняно з RL CNN і MFCNN) на основі одного і того ж навчального набору тестів.

У цій статті ми використовуємо ефективну та перевірену систему виявлення RL-CNN, засновану на навчанні з підкріпленням і моделі CNN. З результатів ми бачимо, що реалізація формул розподільного навчання в стандартній архітектурі RL-CNN покращує базові характеристики виявлення літаків за допомогою фреймворка. Це оновлення можна використовувати для архітектури RL + NN, без необхідності вносити глибокі зміни в RL фаза. Таким чином, зменшується обсяг необхідних навчальних даних, що призводить до більш швидкого навчання та оновлення основних параметрів, що може вплинути на створення більш компактних систем.

Незважаючи на кращу продуктивність, у нашій роботі є деякі недоліки. Необхідно провести деякі додаткові дослідження, щоб визначити довгострокові наслідки та чи має набір даних якийсь вплив на результат. Ми розглядаємо питання про те, як підхід DRL впливає на модель для інших завдань, таких як обробка мови.