

ДОДАТОК А

Графічний матеріал кваліфікаційної роботи

МЕТОДИ НАПІВКЕРОВАНОГО АДАПТИВНОГО ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ СІЛЬСЬКОГО ГОСПОДАРСТВА

СТ.ГРУПИ СПзм.20-1

КРАВЧЕНКО Н.В.

КЕРІВНИК

доц. ЛЯШЕНКО О.С.

АКТУАЛЬНІСТЬ

- Оскільки у 2050 році чисельність населення світу досягне 9,73 мільярда осіб, Продовольча та сільськогосподарська організація ООН (FAO) підкреслює, що виробництво сільськогосподарської продукції (харчування, кормів, біопалива) має збільшитися майже на 50% у 2012-2050 роках, щоб задовольнити попит. Цю мету може бути важко здійснити через ряд причин, таких як зміна клімату, дефіцит навколишнього середовища, недостатні інвестиції в сільське господарство та прогалини в технологіях. Крім того, швидко зростаючий середній клас потребуватиме різноманітної високоякісної дієти, оскільки зростає обізнаність про харчування. Як наслідок, прогнозується, що ці тенденції продовжаться, а чисельність сільськогосподарської робочої сили продовжує скорочуватися.
- Обговорені вище проблеми, збільшення розміру сільськогосподарських угідь у поєднанні з сучасними передовими технологіями призвели до нової хвилі технологічних досягнень у сільському господарстві, яка називається точним землеробством.
- У зв'язку з цим розробка системи виявлення різних об'єктів в сільському господарстві є сучасною та актуальною.

МЕТА ТА ЗАДАЧІ

- Метою кваліфікаційної роботи є побудова системи яка використовує методи напівкерованого адаптивного виявлення об'єктів
- Задачі
 1. Навчання та впровадження найсучасніших методів виявлення об'єктів для досягнення точності виявлення в реальному часі.
 2. Пропозиція нової системи анотації для автоматичного маркування даних.
 3. Пропозиція, впровадження та оцінка напівконтрольованої системи для надійної адаптації детекторів на основі глибокого навчання в сільськогосподарських полях.

ТОЧНЕ ЗЕМЛЕРОБСТВО

Точне землеробство можна розглядати як метод «застосування правильної обробки в потрібному місці в потрібний час». Точне землеробство пропонує ключові переваги, такі як підвищення врожайності, зниження витрат і прийняття рішень. Його застосування може охоплювати широкий спектр сільського господарства, починаючи від посіву та обробки ґрунту, закінчуючи збором урожаю.

Використання автономних роботів для прополки бур'янів.

Однією з найбільш виснажливих ручних робіт у сільському господарстві є прополка. Бур'яни - це рослини, які безладно ростуть на полях, де вони небажані. Таким чином, бур'яни слід видаляти якомога швидше, оскільки вони конкурують із культурою за ресурси. Це ускладнює виживання культури на ранніх стадіях. Крім того, дослідження показали сильну кореляцію між конкуренцією бур'янів і втратою врожаю, тому, якщо не обробляти належним чином, бур'яни також мають економічні наслідки.

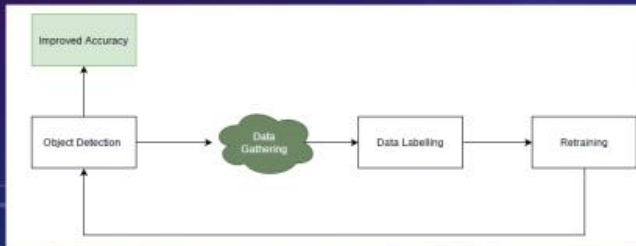
Бачення на основі навчання для точної прополки.

Сучасні системи бачення для точного землеробства базуються на аналізі зображень або системах навчання. Підходи бачення на основі навчання підживлюються швидким розвитком області машинного навчання, що вимагає складних моделей для виявлення та сегментації. Як правило, для моделей потрібні анотовані дані, які анотуються вручну, щоб навчитися виявляти рослини.

- Зразки доступних даних: (а) зображення з анотаціями обмежувальної рамки (b) зображення з семантичною сегментацією. Помаранчевий колір позначає цибулю, а зелений – бур'ян.

ОПИС МОДЕЛІ

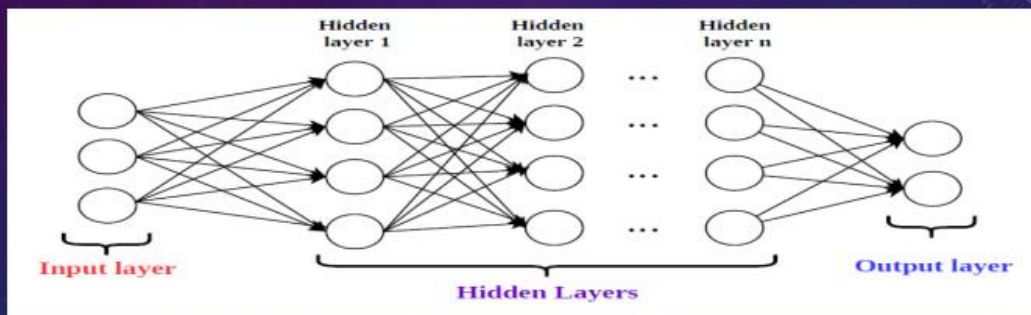
Модель виявлення на основі глибокого навчання вивчає анотовані зображення, навчаючись на них. Це означає, що модель співвідносить свої вивчені шаблони з деталями, розпізнаними на зображеннях. Коли детектор об'єктів працює в новому середовищі, його точність виявлення знижується, оскільки він не може розпізнавати нові функції, наявні в новому середовищі. Щоб подолати цю проблему, систему виявлення об'єктів потрібно перенавчити на нове середовище, щоб відновити точність виявлення. Важливо підтримувати високу точність, оскільки нижча точність може обмежити можливості автономного робота для прополки, зробивши його менш надійним і зручним у використанні. Адаптація моделі до нового середовища вимагає збору даних із нового середовища та позначення даних, щоб потім їх можна було використовувати для навчання моделі виявлення.



Масштабування системи виявлення для нових середовищ створює постійну проблему. Кожного разу, коли систему виявлення встановлюють у новому середовищі, її потрібно адаптувати за кроками на схемі, щоб уникнути ризику низької точності виявлення. Зелена хмара символізує нове середовище.

ГЛИБОКІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

Глибокі нейронні мережі Використання кількох шарів нейронної мережі, які називаються прихованими шарами, створює глибоку нейронну мережу. Отже, глибока нейронна мережа складається з трьох типів шарів: вхідного та вихідного, а також прихованого шару. Метою цієї структури є апроксимація функції f , яка відображає вхідні дані на вихідні, тобто $y = f(x)$.



Структура глибокої нейронної мережі.

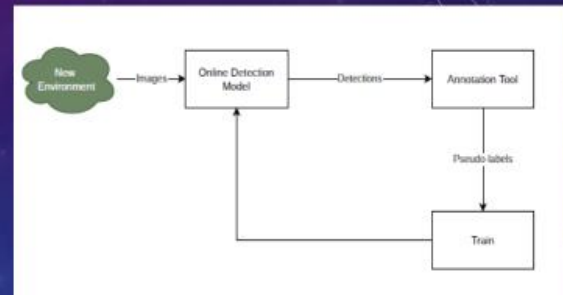
НАПІВКОНТРОЛЬОВАНЕ АДАПТИВНЕ НАВЧАННЯ

Щоб реалізувати відповідну архітектуру системи для проблеми швидкої адаптації моделі, необхідно окреслити можливі рішення. Розглянуті рішення: швидша анотація даних і підвищення точності моделі виявлення об'єкта. Ці дві можливості можна використати наступним чином:

1. Швидша анотація даних: важко досягти швидкої адаптації, маючи обмежувальні рамки вручну. Альтернативою є автоматичне створення міток. Такі мітки не можна вважати повністю правдивими, оскільки вони не контролюються людиною. Таким чином, неконтрольовані комп'ютерні мітки будуть називатися псевдомітками

2. Підвищення точності виявлення: покращуючи точність виявлення моделі, модель вивчає кращі функції, тобто отримує більше узагальнених знань щодо цільових класів. Отже, вдосконалені знання моделі більш масштабовані для нових середовищ, що мінімізує втрату точності.

Поєднання двох підходів разом створює взаємну залежність, де кожен підхід прагне посилити інший. Приклад того, як може виглядати ця залежність, зображено на рисунку

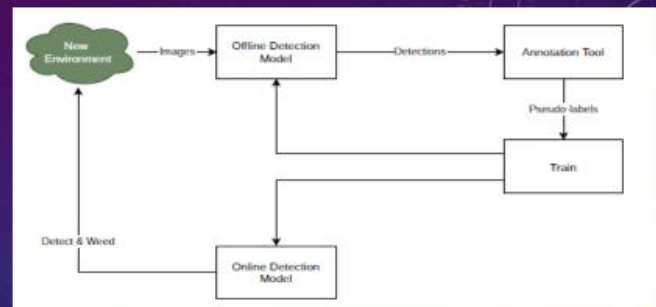


Адаптація моделі за допомогою псевдоміток

МОДИФІКАЦІЯ ПОПЕРЕДНЬОЇ АРХІТЕКТУРИ

Однак важливо пам'ятати, що створення псевдоміток не обов'язково відбувається в реальному часі. Отже, пропонується модифікація попередньої архітектури, що призвело до головного внеску цього проекту під назвою Напівконтрольоване адаптивне навчання (SAL). SAL навчає дві окремі моделі виявлення об'єктів, зокрема модель виявлення в автономному режимі, яка забезпечує точне виявлення для інструмента анотації, а також модель виявлення в режимі онлайн, яка використовується на місці роботи для видалення бур'янів.

Потім обидві моделі можна перенавчити на псевдомітки, згенеровані за допомогою інструмента анотації, дивіться на рисунку. Перепідготовка здійснюється шляхом використання трансферного навчання, починаючи з існуючих онлайн і офлайн моделей.



Напівконтрольоване адаптивне навчання: онлайн-модель виявлення адаптується до нового середовища за допомогою конвеєра адаптації, показаного на зображенні: автономна модель виявлення виявляє зображення, надані з нового середовища; виявлення вводяться в інструмент анотації разом із даними датчиків для генерації псевдоміток; згенеровані псевдомітки можна використовувати для перенавчання як офлайн, так і онлайн моделей, відповідно адаптуючи онлайн модель виявлення.

ПРОГРАМНІ ТА АПАРАТНІ ЗАСОБИ АНАЛІЗУ ДАНИХ

Розробка інструменту анотації можлива за допомогою набору бібліотек програмного забезпечення та інструментів під назвою Robot Operating System (ROS), яка зазвичай використовується для роботів. У ROS виконується програма називається вузлом. Для роботи вузлів ROS потрібен ROS Master, який використовується як середовище зв'язку між вузлами. Базове спілкування між вузлами відбувається шляхом обміну повідомленнями на іменованих шинах, які називаються темами, які доступні на запущеному ROS Master.



Аналіз даних і попередня обробка виконуються за допомогою скриптів Python і Bash. Навчання виконується за допомогою PyTorch або Darknet у хмарі за допомогою Google Colab або в контейнері докерів, який працює віддалено на одному з доступних GPU в AASS. Усі графічні процесори, є ідентичними, тобто NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti з 11 ГБ оперативної пам'яті. Google Colab пропонує різноманітні графічні процесори, які випадково призначаються під час кожного нового сеансу. Апаратне забезпечення, яке використовується для навчання, недоступне для визначення на місці. Замість цього виявлення бур'янів і посівів буде розгорнуто за допомогою Jetson Xavier AGX від Nvidia, який є енергоефективним обчислювальним пристроєм, який здатний виконувати високошвидкісні висновки.



PyTorch

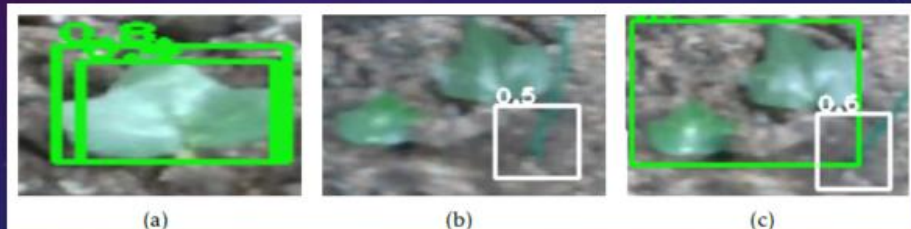


Bash



ПРОБЛЕМИ ПРИ ГРУПУВАННІ ОБ'ЄКТІВ

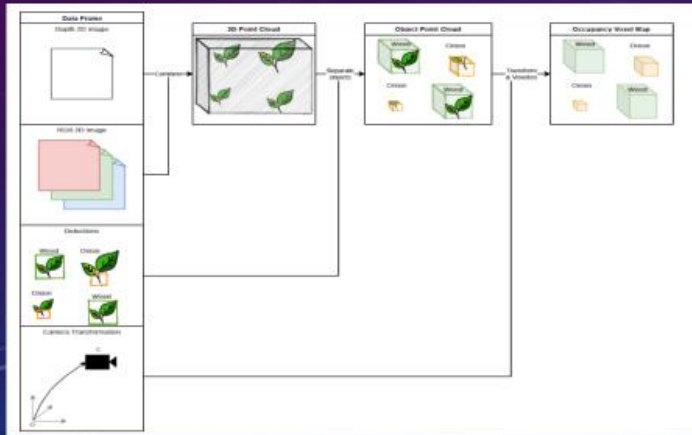
Для розробки інструменту використовується збірка ROS. Аналізуючи доступні виявлення, виявлено три загальні проблеми: модель виявлення часто здатна виявляти об'єкти, але це не узгоджується з цим, вона може групувати кілька об'єктів в один і має тенденцію генерувати повторювані виявлення для кожного об'єкта. Основна мета — спробувати покращити узгодженість, щоб можна було генерувати додаткові мітки.



Приклади поширених проблем: (a) повторювані виявлення, (b) непослідовність виявлення та (c) групування об'єктів як одного.

МЕТОД ГЕНЕРАЦІЯ ХМАРИ ТОЧОК ОБ'ЄКТІВ

Створення хмари точок об'єднує зображення RGB і глибини разом із внутрішніми параметрами камери. За допомогою моделі камери-обскури, зображеної на рисунку, пікселі зображення проєктуються з площини зображення в 3D-об'єкт. Це встановлюється основним зв'язком між координатами площини зображення та фізичним світом:



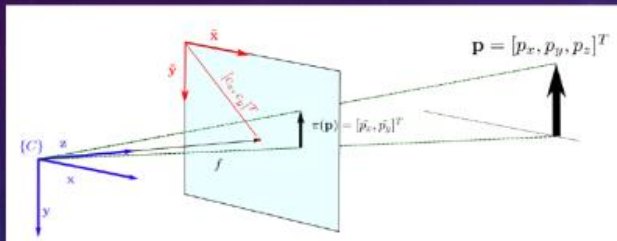
$$\frac{\tilde{p}_x}{p_x} = \frac{\tilde{p}_y}{p_y} = \frac{p_z}{f},$$

де $(\tilde{p}_x, \tilde{p}_y) = (\tilde{y}, \tilde{x}) - (c_x, c_y)$

Зазвичай неможливо знайти проєкцію пікселя на реальний світ, оскільки глибина, p_z , недоступна. На щастя, у цьому випадку є зображення глибини, яке дає змогу виконати перетворення. Щоб дізнатися більше про те, як працює цей процес, можна ознайомитися з наступним алгоритмом.

АЛГОРИТМ СТВОРЕННЯ ХМАРИ ТОЧОК З ВИКОРИСТАННЯМ КАМЕРИ PIN-HOLE

Алгоритм показує процес генерації хмари точок P із заданими RGB-зображенням I_{rgb} , із зображення глибини та внутрішніми параметрами камери c_x ; c_y ; f_x і f_y .



Модель камери Pin-hole. $c = (c_x; c_y)$ називається головною точкою і лежить у центрі площини зображення. f називається фокусною відстанню, і вона представляє відстань від центру камери $\{C\}$ до головної точки c .

Хмара точок візуалізується за допомогою rPCLVisualizer, щоб підтвердити її правильність. Незважаючи на те, що алгоритм використовується для генерації хмари точок для всієї сцени, його можна легко модифікувати для генерації хмари точок об'єкта, тобто замість ітерації по всьому зображенню можна генерувати лише хмари точок.



Візуалізація поверхні

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ



Використовуючи метод генерації хмари точок об'єктів та розглянутий алгоритм, отримуємо результат розпізнавання об'єктів сільського господарства.

Що в свою чергу може бути використано для підвищення ефективності обробки від бур'янів за допомогою робота для прополки.

ВИСНОВКИ

В ході кваліфікаційної роботи було розглянуто методи розпізнавання об'єктів сільського господарства та побудована відповідна система.

Також були вирішені наступні задачі:

1. Навчання та впровадження методів виявлення об'єктів для досягнення точності виявлення в реальному часі.
2. Запропоновано нова системи анотації для автоматичного маркування даних.
3. Реалізовано прототип системи для надійної адаптації детекторів на основі глибокого навчання в сільськогосподарських полях.

Під час написання роботи було проведено апробацію на конференції "Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління".