

ВИЯВЛЕННЯ МЕЖ НА ОСНОВІ ТЕПЛОВОЇ КАРТИ ДЛЯ ОБРОБКИ ҐРУНТУ

Бендюг Д М., здобувач вищої освіти ОС «Магістр»

Поліський національний університет, м. Житомир, Україна

У автоматизації сільського господарства автономні трактори відіграють вирішальну роль у вдосконаленні ведення ефективного землеробства, зокрема через навігацію та ідентифікацію меж обробітку ґрунту. Традиційні підходи покладаються на методи машинного зору для визначення шляхів розрізнення орних і не орних ділянок. Хоча останні досягнення у зорових нейронних мережах (CNN) показали багатообіцяючі результати в сільському господарстві, шляхом автоматизації, вони все ще стикаються з проблемами повного охоплення глобального контексту меж обробітку ґрунту. Це обмеження, головним чином, пов'язане із малими сприйнятливими полями CNN, які часто обмежують здатність мережі отримувати ширшу контекстну інформацію про сільськогосподарські ландшафти, та потенційно спричиняє неточності у виявленні меж.

Ці методи суттєво покладаються на аналіз локальних ознак і вимагають складної, обчислювальної інтенсивної евристичної постобробки щоб покращити виявлені лінії обробітку ґрунту, таким чином обмежуючи ефективність їх застосування в реальному часі.

Ми пропонуємо метод з урахуванням контексту, який поєднує регресію теплової карти з трансформацією для більш ефективного вивчення та вилучення глобальних контекстних функцій. Запропонований наскрізний метод оптимізує виявлення, покращуючи сільськогосподарські програми в режимі реального часу а також підвищення точності та надійності автономної навігації та роботи трактора.

Запропонований метод було оцінено на спеціальному наборі даних, демонструючи конкурентоспроможність продуктивність у точному визначенні меж обробітку ґрунту та доведенні його здатності керувати складними деталями та варіаціями, що присутні в сільськогосподарських ландшафтах.

Хоча CNN і FCN довели свою високу ефективність у багатьох застосуваннях, вони мають властиві обмеження, які можуть вплинути на їх продуктивність, особливо в комплексі середовищі, наприклад, сільське господарство. Зорові ядра, як правило, малі, що за своєю суттю обмежує їх здатність фіксувати та вивчати велику кількість контекстної інформації, такі як вхідні зображення. Це може бути особливо проблематичним у таких завданнях, як виявлення меж обробітку ґрунту, де розуміння ширшого контексту та просторових відносин є вирішальним для отримання точних результатів.

Оскільки CNN і FCN мають обмежену здатність сприймати ширший контекст інформації, часто виникають локальні перешкоди або неповні прогнози, що вимагає великої евристики постобробки для вдосконалення своїх результатів. Така пост-обробка є дорогою з точки зору обчислень і забирає багато часу, що робить його менш ідеальним для програм реального часу, де швидкість і ефективність є критичними.

Крім того, різноманітне та природне польове середовище є важливим виклики для CNN, особливо через надзвичайну мінливість у місцевих моделях структура ґрунту, на яку сильно впливають такі фактори, як погода [1,2].



Рис. 1. Візуалізація трьох орієнтирів для меж обробітку ґрунту: Лінія, що з'єднує червона та зелена точки вказують напрямок руху, тоді як зелена та положення для розвороту трактора

Щоб отримати набір даних, ми обрали LS-Mtron XU6168 (рис. 2, ліворуч) як модель для нашого трактора та оснастили його екшн-камерою GoPro Hero7, розташованою на центрі переднього верхнього краю трактора для оптимального поля зору (FOV) (рис. 2, середній). Камера, здатна знімати двовимірні (2D) зображення RGB зі швидкістю 60 кадрів/с, щоб кожне зображення підтримувало роздільну здатність 1920×1080 пікселів і надавалося детальні візуальні дані для аналізу. Камера була встановлена у верхній частині лобового скла в кабіні трактора на висоті приблизно 220 см над поверхнею поля. Під час налаштування поля зору камери, ми переконалися, що передня частина трактора не заважає огляду включаючи не тільки поля, а й простору. Під час обробітку ґрунту зазвичай трактори, які працюють на полі, що не оброблене або стикуються до вже оброблених ділянок. Тому вирішальною ознакою є межа між оролено та не обробленою ділянками для керування рухом трактора. Ця обмежувальна лінія дозволяє точно налаштувати вирівнювання трактора, гарантуючи, що він рухатиметься паралельно краю попередньо обробленої ділянки, тим самим оптимізуючи процес обробітку ґрунту. Для збору даних під час обробітку трактор працював зигзагоподібно по полю, щоб забезпечити повне перекриття.

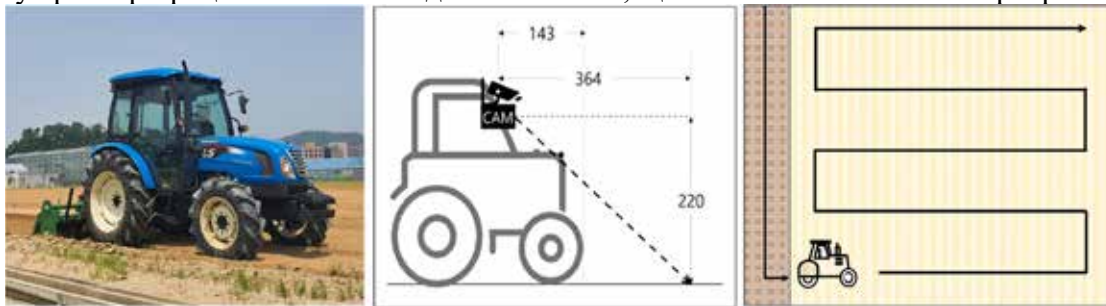


Рис. 2. Середовище збору даних. Зліва направо: трактор, використаний у нашому досліді положення камери та її поле зору (см), а також маршрут обробітку ґрунту

Як показано на рис. 2 (праворуч), трактор починає роботу з уже існуючої межі обробки ґрунту та рухається до кінця поля, де виконує розворот. Після завершення, на повороті її вирівнювали з попередньою межею обробітку для ще одного проходу, систематично отримуючи дані на шляху. Ця картина повторювалася по всьому полі. Коли на початку процесу обробітку не було попередніх меж обробітку ґрунту, а попередній прохід здійснювався трактором для встановлення початкового рубежу. Цей початковий рядок служив орієнтиром для наступних проходів, дозволяючи структурувати і послідовно збирати дані від початку операції.

Ми прийняли архітектуру U-Net [18] як основу нашої мережі, використовуючи її добре розроблений дизайн для ефективного вилучення ознак. Розміри карти функцій, отримані від структури U-Net, баланс продуктивності та обчислювальної ефективності. Збільшення розмірів

каналу покращують представлення функцій на вищих рівнях, що є критичним для точного виявлення меж, а зменшення просторових розмірів мінімізує обчислення вартості. Кожен модуль складався з двох згорткових шарів 3×3 із заповненням для збереження просторових розмірів.

Висновки цього дослідження підсумовуються наступним чином. По-перше, запропонована основа ефективно виявляє межі обробітку ґрунту, використовуючи функції контекстних ліній, забезпечує надійне наскрізне навчання (тобто стійке до локального шуму) і усуває потребу для будь-яких етапів постобробки, на відміну від традиційних методів. По-друге, запропонований спосіб продемонстрував високу продуктивність у різних середовищах і обмежених наборах даних. Інша частина цього документа організована таким чином: Розділ 2 містить детальний опис матеріалів і запропонованого способу, в розділі 3 представлено експериментальні результати та обговорення

Список використаних джерел.

1. 1.Kim, G.-H.; Seo, D.-S.; Kim, K.-C.; Hong, Y.; Lee, M.; Lee, S.; Kim, H.; Ryu, H.-S.; Kim, Y.-J.; Chung, S.-O.; et al. Tillage boundary detection based on RGB imagery classification for an autonomous tractor. Korean J. Agric. Sci. 2020, 47, 205–217.
2. 2.Kim,W.-S.; Lee, D.-H.; Kim, Y.-J.; Kim, T.; Hwang, R.-Y.; Lee, H.-J. Path detection for autonomous traveling in orchards using patch-based CNN. Comput. Electron. Agric. 2020, 175, 105620.
3. Ronneberger, O.; Fischer, P.; Brox, T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI; Springer: Berlin, Germany, 2015; pp. 234–241.

Науковий керівник: Засць М.Л., к.т.н., доц.