

Повышение точности обнаружения колосьев на полевых изображениях на основе глубокого машинного обучения без учителя

М.В. Кожекин^{1*}, В.С. Коваль¹, М.А. Генаев¹, В.В. Советов², Д.А. Афонников¹

¹ Институт цитологии и генетики Сибирского отделения Российской академии наук, Новосибирск, Россия

² СибНИИРС – филиал ИЦиГ СО РАН, р.п. Краснообск, Новосибирская область, Россия

* kozhekinMV@bionet.nsc.ru

Цель: Пшеница – одна из наиболее важных сельскохозяйственных культур, которая обеспечивает питанием существенную часть населения в мире. Для увеличения эффективности проведения селекционно-генетических экспериментов необходима разработка информационных технологий фенотипирования растений. Одна из важных задач фенотипирования пшеницы – идентификация колосьев растений на изображениях, полученных в полевых условиях для оценки продуктивности посевов [1]. Существующие методы решения этой задачи основаны на использовании нейронных сетей глубокого обучения [2] и, несмотря на то что дают достаточно точные результаты, имеют ряд недостатков. Во-первых, для обучения требуется разметка тысяч изображений, что является трудоемкой работой. Во-вторых, разметка колосьев осуществляется вертикально ориентированными прямоугольниками, что не позволяет точно выделить области колоса, если они развернуты под углом. Работа посвящена разработке метода идентификации колосьев на основе (1) методов обучения без учителя, что позволяет снизить затраты на разметку изображений; (2) использования развернутых рамок для выделения колосьев на изображении.

Материалы и методы: В работе использовались различные наборы изображений из публикаций [3], выборки Global Wheat Head Detection (GWHD-2021) [4], WILDS [5] и полученные нами в разные сезоны на полях СибНИИРС, всего более 120 тыс. В работе использовались различные архитектуры сетей (Rotated Faster R-CNN, Rotated RetinaNet, ReDet, YOLO-v12).

Результаты: Первоначально с использованием ~ 1000 изображений (из [3] и собственных) и сетей архитектур Rotated Faster R-CNN, Rotated RetinaNet, ReDet, было показано, что использование развернутых рамок для разметки и распознавания колосьев дает увеличение точности подсчета колосьев (значения R^2 для подсчета колосьев на изображении составили 0.824 для развернутых рамок против 0.540 для неразвернутых).

С использованием метода обучения без учителя BYOL была проведена заново разметка GWHD-2021 изображений развернутыми рамками с помощью сети YOLO-v12 (начальные веса получены на выборке WILDS). Точность распознавания колосьев составила при этом 96.45% по метрике mAP50 и 84.49% по метрике mAP50-95. Эта сеть была использована нами для распознавания колосьев на изображениях посевов пшеницы СибНИИРС 2023 и 2024 гг., для которых плотность продуктивных колосьев была оценена вручную. Это позволило оценить точность подсчета колосьев вручную и с помощью нейронных сетей. Для посевов 2023 г. коэффициент корреляции Пирсона между двумя оценками составил 0.521 для посевов 2024 г. и 0.467 для посевов 2023 г.

Выводы: Предложенный подход с использованием обучения без учителя и разметкой колосьев рамками с поворотом повышает устойчивость распознавания колосьев на полевых изображениях и точность их подсчета.

Финансирование: Исследование поддержано грантом РФФ № 23-14-00150.

Список литературы

- 1 Kozhekin M. et al. Wheat yield estimation based on analysis of UAV images at low altitude. *BIO Web Conf.* 2022;47:05006. doi 10.1051/bioconf/20224705006
- 2 David E. et al. Global wheat head detection challenges: Winning models and application for head counting. *Plant Phenomics.* 2023;5:0059. doi 10.34133/plantphenomics.0059
- 3 Badhon M.A., Stavness I. Wheat and Car Dataset with Rotated Bounding Box Annotations. 2020. doi 10.6084/m9.figshare.13014230.v1
- 4 David E. et al. Global wheat head detection 2021: An improved dataset for benchmarking wheat head detection methods. *Plant Phenomics.* 2021;2021:9846158. doi 10.34133/2021/9846158
- 5 Sagawa S. et al. Extending the wilds benchmark for unsupervised adaptation. *ArXiv.* 2021