

Хабарлак К.С. PhD, доцент кафедри Системного аналізу та управління
(Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», м. Дніпро, Україна)

ШВИДКЕ ВИЯВЛЕННЯ ШКІДНИКІВ РОСЛИН ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ МОБІЛЬНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Моделі глибокого навчання показали багатообіцяючі результати у виявленні хвороб та шкідників рослин, але їх обчислювальна складність часто обмежує розгортання на пристроях з обмеженими ресурсами, що є важливим для моніторингу в режимі реального часу в теплицях [1, 2].

Дистиляція знань є одним із підходів, за допомогою якого можна пришвидшити виконання нейронних мереж за малих втрат якості. Дистиляція знань полягає в перенесенні знання від великої, точної моделі-вчителя до меншої, ефективнішої моделі-студента [3]. Традиційна дистиляція знань покладається на зіставлення вихідних логітів вчителя або проміжних представлень ознак [4]. Ключовим компонентом є шар відображення ознак, який перетворює ознаки вчителя в простір, сумісний зі студентом. Однак цей шар може швидко стати надмірно параметризованим, особливо при роботі з високорозмірними картами ознак. Велика кількість параметрів може призвести до перенавчання та перешкоджати процесу дистиляції.

В даній роботі запропоновано новий шар відображення ознак на основі групової згортки. Групова згортка розкладає стандартну згортку на кілька менших згорток, що працюють на різних вхідних каналах, різко зменшуючи кількість параметрів.

Модель-вчитель є попередньо навченою згортковою нейронною мережею з високою точністю на наборі даних IP102 для шкідників рослин. Студентська модель є легкою архітектурою MobileNetV3, обраною за її ефективність та придатність для розгортання на крайових пристроях.

Замість стандартної згортки в роботі запропоновано групову згортку з конфігурованою кількістю груп. Кількість груп визначає ступінь зменшення кількості параметрів. Стандартну згортку можна розглядати як групову згортку з однією групою. Шар відображення ознак перетворює проміжні карти ознак вчителя в простір, сумісний з архітектурою студента.

Функція втрат поєднує два компоненти: втрати дистиляції, які заохочують студента зіставляти пом'якшені вихідні ймовірності вчителя (використовуючи параметр температури), та стандартні перехресну ентропію на основі фактичних міток. Загальні втрати зважуються гіперпараметрами, які були оптимізовані емпіричним шляхом.

За результатами оцінки на наборі даних IP102 виявлено, що шар відображення ознак на основі групової згортки значно зменшив кількість параметрів порівняно з шаром відображення ознак на основі стандартної згортки, а комбінування шару відображення ознак на основі групової згортки з дистиляцією м'яких цілей покращило точність студентської мережі з 72.14% до 74.83% на тестовому наборі.

За результатами аналізу виявлено, що розроблений шар відображення ознак має вирішальне значення для ефективної дистиляції знань. Підхід групової згортки успішно зменшує кількість параметрів без втрати продуктивності, а в деяких випадках навіть покращує її. Це, ймовірно, пов'язано з регуляризуючим ефектом зменшеної кількості параметрів, який запобігає перенавчанням та сприяє кращому узагальненню.

Аналіз важливості гіперпараметрів показав, що кількості груп у першому згортковому шарі має найбільший вплив на якість. Це свідчить про те, що перша трансформація ознак вчителя має значний вплив на процес дистиляції.

Аналіз за точністю передбачення класів показує, що дистильована модель може ефективно передавати знання від вчителя для покращення продуктивності на складних та подібних між собою класах шкідників. Це особливо важливо для реальних застосувань, де точна класифікація рідкісних або тонких шкідників має вирішальне значення.

В цій роботі представлено новий підхід до дистиляції знань з використанням шару відображення ознак на основі групової згортки. Наші результати демонструють, що цей підхід може значно зменшити кількість параметрів, одночасно покращуючи точність студентської мережі на складній задачі класифікації шкідників рослин. Це робить запропонований підхід перспективним рішенням для розгортання моделей глибокого навчання на крайових та мобільних пристроях з обмеженими ресурсами для моніторингу здоров'я рослин у режимі реального часу.

Одним із подальших напрямків роботи є застосування запропонованого механізму дистиляції знань для вирішення інших практичних задач, а також розгортання запропонованої архітектури для виявлення шкідників рослин на мобільних та крайових пристроях.

Перелік посилань

1. Kostiantyn Khabarlak (2022). Post-Train Adaptive MobileNet for Fast Anti-Spoofing. In Proceedings of the 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security, Khmelnytskyi, Ukraine, March 23-25, 2022 (pp. 44–53). CEUR-WS.org. Available: <http://ceur-ws.org/Vol-3156/keynote5.pdf>

2. Y. Hu, G. Liu, Z. Chen, J. Liu, and J. Guo (2023). Lightweight one-stage maize leaf disease detection model with knowledge distillation, *Agriculture*, vol. 13, no. 9, p. 1664, Aug. 2023. doi: 10.3390/agriculture13091664.

3. Olishevskiy I.H. (2024). Dataware and software of the automated technology for computer-integrated control of heat pump systems. measuring and computing devices in technological processes, (2), 205–212. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2024-78-23>

4. Olishevskiy I.H. (2024). Results of development and research of the technology for automated energy-efficient control of heat pump systems by means of computer experiment. Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences, 335(3(1), P. 419-428. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-335-3-58>