

**МОДЕЛІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ОЦІНКИ РОДЮЧОСТІ  
ГРУНТІВ ДЛЯ ЕФЕКТИВНОГО ВИРОЩУВАННЯ  
СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ КУЛЬТУР**

Доценко М.В.

Науковий керівник — проф. Смеляков К.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІІІ,  
м. Харків, Україна

e-mail: mykuta.dotsenko@nure.ua

The purpose of this article is to explore the progress of artificial intelligence models in the field of agriculture. Using a dataset as an example, it will explore what data can currently be used to improve crop production and the possibility of integration with existing soil research methods, such as laboratory experiments, etc. The article will focus on the assessment of soil fertility using artificial intelligence, which will allow agronomists and farmers to make informed decisions about fertilization, irrigation, and other aspects of land cultivation. It will be discussed how the integration of these technologies with existing soil analysis methods can improve the accuracy of fertility assessment and contribute to sustainable agricultural development.

Штучний інтелект може застосовуватись для аналізу даних про стан ґрунту на місці, тобто отримуючи дані з датчиків вологості або реагуючи на інші зміни погоди такі як підвищення сонячного світла. Також можна автоматизувати лабораторії по дослідженню мікро та макроелементів. Розуміючи як культура росте та отримуючи постійні данні про стан ґрунту та зовнішні чинники можна вчасно зрозуміти як покращити стан довколишнього середовища для культури або як вплинути на адаптацію до цього стану. Традиційно якість ґрунту та здоров'я врожаю визначалися на основі людських спостережень та суджень. Але цей метод не є ані точним, ані своєчасним. Натомість тепер можна використовувати дрони (БПЛА) для зйомки аерофотознімків і навчати моделі комп'ютерного зору використовувати їх для інтелектуального моніторингу стану посівів і ґрунту. ІІІ візуального зондування може аналізувати та інтерпретувати ці дані, щоб: відстежувати стан посівів, робити точні прогнози врожайності, виявляти нестачу поживних речовин набагато швидше, ніж людина, ІІІ-моделі можуть інформувати фермерів про конкретні проблемні зони, щоб вони могли вжити негайних заходів. Головним чинником для інтеграції ІІІ в агрономію є якраз своєчасна реакція на різні ситуації, які не контролюються людиною, наприклад, критична вологість для насіння пшениці, жита і ячменю становить 14,5 - 15,5%, для кукурудзи - 13 - 14%, проса - 12 - 13%, соняшнику - 7 - 9%, ці та інші чинники впливають на врожайність і не завжди можуть бути вчасно визначені.

МакКініон та Леммон у 1985 році були першими у впровадженні штучного інтелекту в аграрну сферу, розробивши GOSSYM, комп'ютерну модель для імітації процесу вирощування бавовни. Вони використали експертну систему, щоб удосконалити виробництво, враховуючи такі чинники, як іригація, добрива, контроль над бур'янами, кліматичні умови та інші агротехнічні заходи [1, 2].

З розвитком технологій в агрономії теж відбувались певні зміни, які допомагали з підвищенням ефективності вирощування та збільшенням врожайності. Наприклад стартапи які виникли під час 4IR (Четверта промислова революція (англ. The Fourth Industrial Revolution, також англ. Industry 4.0, нім. Industrie 4.0, укр. Промисловість 4.0) — поняття, що означає розвиток і злиття автоматизованого виробництва, обміну даних і виробничих технологій в єдину саморегульовану систему, з якнайменшим або взагалі відсутнім втручанням людини у виробничий процес.) - Farmerline, що базується в Гані, - це SMS-сервіс, який надає малим фермерам актуальну сільськогосподарську інформацію та поради. Кенійська компанія M-Farm також використовує великі дані для надання інформації про погоду та ціни на сільськогосподарські культури. ціни на сільськогосподарські культури. M-Farm аналізує десятирічні історичні дані з Системи раннього попередження голоду (Famine Early Warning System) набір даних з агрокліматології.

Набір даних за допомогою якого проводилось дослідження на моделі, що визначає родючість ґрунту за допомогою хімічного аналізу має такі атрибути: N - відношення вмісту азоту ( $\text{NH}_4^+$ ) у ґрунті, P - відношення вмісту фосфору (P) у ґрунті, K - відношення вмісту калію (K) у ґрунті, pH - кислотність ґрунту (pH), ес - електропровідність, ос - органічний вуглець, S - сірка (S), zn - цинк (Zn), fe - залізо (Fe), cu - мідь (Cu), Mn - марганець (Mn), B - бор (B). Кількість даних – 880 записів.

Класифікація родючості ґрунту в датасеті відбувається за трьома категоріями:

401 зразок позначено як неродючий ґрунт (вихід = 0);

440 зразків позначено як родючий ґрунт (вихід = 1);

39 зразків мають позначку вихід = 2, що є показником високої родючості ґрунту.

Кожна точка на графіку нижче відповідає одному зразку з датасету. Вісь Y ("Output") відображає рівень родючості ґрунту, де, "0" означає неродючий ґрунт, "1" - родючий, і можливо, "2"- висока родючість.

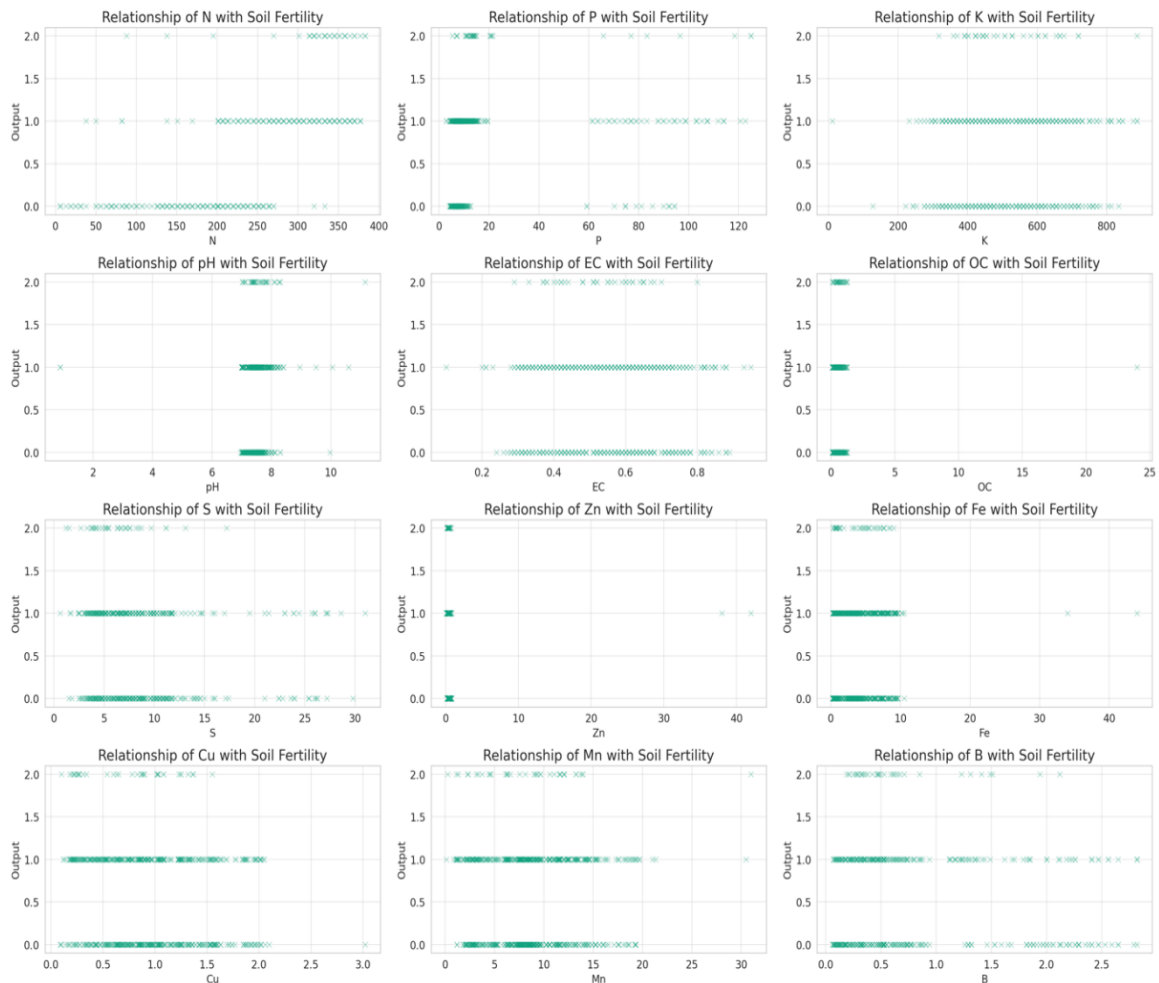


Рисунок 1 - Залежність між кількістю кожного хімічного елементу у ґрунті та його родючістю, яку позначено в датасеті

Використання нових технології може посприяти країнам, що розвиваються у тому що зроблять дешевшим аналіз, обробку та покращать рівень врожайності. Можливість використання та постійного навчання дозволить збільшувати точність моделей які працюють з хімічним аналізом на аналізом рН, що допоможе використовувати добрива більш раціонально і фермерам, можливо, не прийдеться відмовлятись від використання добрив аби зекономити та зробити продукцію чистішою. Зменшення людського фактору у перевірці продукції може стати поштовхом для покращення прозорості у цьому секторі.

#### Список використаних джерел

1. Mckinion J M, Lemmon H. E. Expert systems for agriculture[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 1985, 1(1):31-40.
2. Gertsis AC, Galanopoulou-Sendouca S, Papathanasiou G, Symeonakis A. USE OF GOSSYM-A COTTON GROWTH SIMULATION MODEL-TO MANAGE A LOW INPUT COTTON PRODUCTION SYSTEM IN GREECE. In First European Conference for Information Technology in Agriculture, 1997.