deep models are trained exclusively on idealized synthetic datasets (such as AWGN-only channels), their classification performance degrades severely when confronted with physical hardware non-idealities.

To ensure robust generalization, modern training pipelines incorporate comprehensive data augmentation strategies, injecting stochastic CFO shifts, phase rotations, Rayleigh fading profiles, and additive colored noise during the training cycle. Furthermore, domain adaptation techniques and adversarial training frameworks enable neural networks to map radio signals from diverse propagation environments into a shared, domain-invariant latent feature space.

From an implementation standpoint, deploying deep AMC algorithms on Software-Defined Radio (SDR) platforms (e.g., USRP, HackRF) and tactical edge devices necessitates stringent adherence to size, weight, power, and cost (SWaP-C) constraints. High-parameter deep models require significant memory bandwidth and computational throughput. Consequently, model optimization techniques-including INT8 post-training quantization, structural network pruning, and knowledge distillation from large teacher networks into lightweight student models-are vital. These techniques enable real-time inference latencies on the order of several milliseconds on embedded tensor accelerators (such as NVIDIA Jetson or FPGA-based neural processing units) without compromising classification fidelity.

Conclusions. 1. Machine learning and deep neural network algorithms provide a transformative methodology for Automatic Modulation Classification, overcoming the prohibitive computational overhead of likelihood-based tests and the sensitivity of hand-crafted feature-based methods under severe channel impairments.

2. Hierarchical deep architectures-specifically Residual CNNs, CLDNN hybrids, and Self-Attention Transformers-demonstrate superior classification performance directly on raw I/Q time-series samples and time-frequency distributions, achieving robust discrimination across complex analog and digital modulation schemes at low Signal-to-Noise Ratios.

3. Successful operational deployment in cognitive radio, electronic intelligence, and special communication systems hinges on training with augmented non-ideal channel conditions and applying model compression techniques (quantization and pruning) to satisfy strict real-time SWaP-C requirements on embedded software-defined radio platforms.

References

1. Methodological recommendations for improving the level of cyber protection of critical infrastructure objects. Administration of the State Service of Special Communications and Information Protection of Ukraine, 2023. URL: https://cip.gov.ua/1.

2. Закон України про кібербезпеку: Law of Ukraine "On the Basic Principles of Ensuring Cybersecurity of Ukraine" No. 2163-VIII of October 5, 2017. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2163-192.

3. Закон України про критичну інфраструктуру: Law of Ukraine "On Critical Infrastructure" No. 1882-IX of November 16, 2021. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1882-202.

УДК 631.559:519.86

ПРОГНОЗУВАННЯ ВРОЖАЙНОСТІ КУКУРУДЗИ НА ОСНОВІ БАЙЄСОВСЬКОЇ МЕРЕЖІ З ВИКОРИСТАННЯМ ЕКСПЕРТНИХ ОЦІНОК

Ярослав Ставніченко

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

Науковий керівник: Є. Ю. Борчик,
к.ф.-м.н., доцент Миколаївський національний аграрний університет

Сучасне сільськогосподарське виробництво залежить від сукупного впливу погодних, ґрунтових та агротехнологічних факторів. Оскільки врожайність сільськогосподарських культур формується під дією багатьох взаємопов’язаних чинників, її прогнозування в умовах невизначеності є складним

завданням. Традиційні статистичні методи потребують достатнього обсягу фактичних даних, які не завжди доступні на рівні окремого господарства. Одним із перспективних підходів до розв'язання цієї проблеми є використання байєсовських мереж - імовірнісних графічних моделей, що дають змогу формалізувати експертні знання, оцінювати невизначеність та аналізувати можливі наслідки різних сценаріїв [1, 2].

Метою роботи є розроблення байєсовської мережі для ймовірнісного прогнозування рівня врожайності кукурудзи та дослідження зміни ймовірностей її рівнів залежно від погодних і агротехнологічних умов.

Для побудови моделі обрано такі фактори: температурний режим, кількість опадів, рівень азотного живлення та фітосанітарний стан посівів. Вихідною змінною моделі є «Урожайність», яка має три дискретні стани: низька, середня та висока.

Для врахування взаємозв'язку погодних факторів і зменшення кількості умовних імовірностей у моделі введено проміжний вузол «Вологозабезпечення». Температурний режим та опади визначають стан вологозабезпечення, а вологозабезпечення, азотне живлення та фітосанітарний стан впливають на кінцеву змінну «Урожайність».

Структуру запропонованої байєсовської мережі наведено на рис. 1.

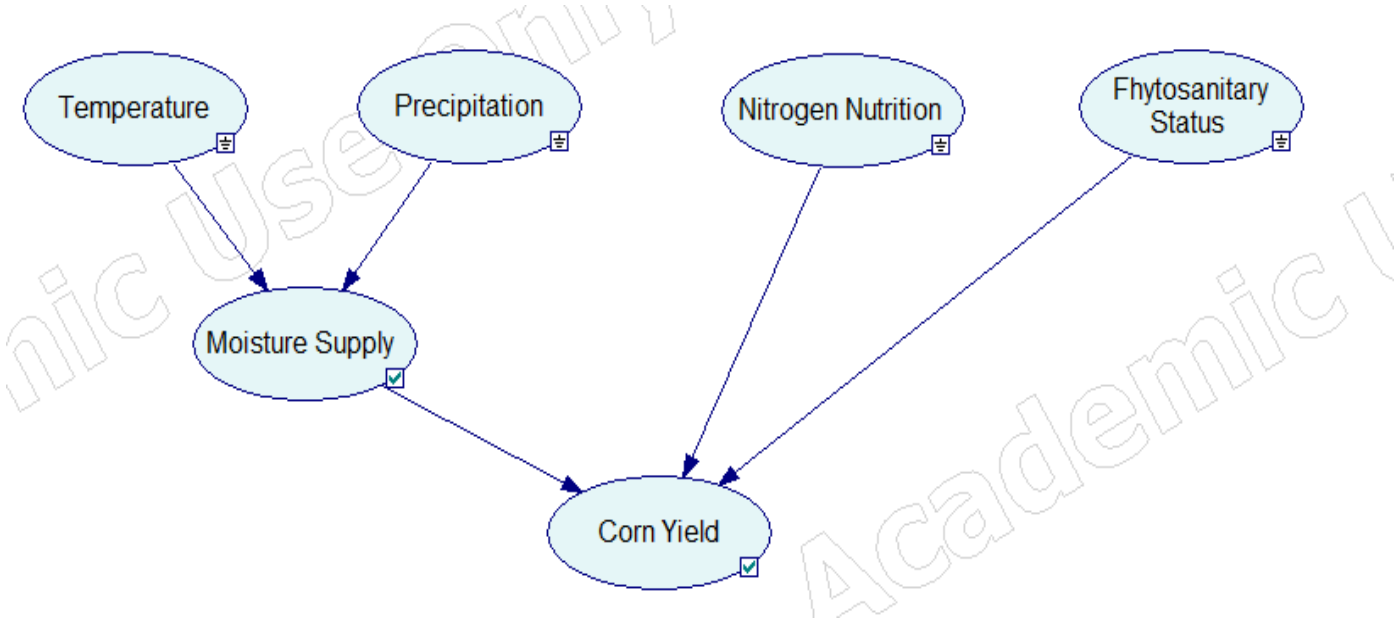


Рисунок 1. Структура байєсовської мережі для прогнозування врожайності кукурудзи

Для вузлів мережі використано дискретні стани. Температурний режим характеризується станами «сприятливий» та «несприятливий», опади - «достатні» та «недостатні», вологозабезпечення - «достатнє» та «недостатнє». Азотне живлення поділяється на «достатнє» та «недостатнє», а фітосанітарний стан - на «добрий» та «несприятливий».

На початковому етапі параметри умовних розподілів імовірностей задавалися на основі експертних оцінок. Для вузла «Вологозабезпечення» використано наведені в табл. 1 значення.

Таблиця 1. Умовні ймовірності станів вузла «Вологозабезпечення»

Температурний режим	**Опади**	**Достатнє вологозабезпечення**	**Недостатнє вологозабезпечення**
Сприятливий	Достатні	0,95	0,05
Сприятливий	Недостатні	0,40	0,60
Несприятливий	Достатні	0,55	0,45
Несприятливий	Недостатні	0,10	0,90

Для вузла «Урожайність» за умови достатнього азотного живлення та доброго фітосанітарного стану експертно задано умовні ймовірності, наведені в табл. 2.

Таблиця 2. Умовні ймовірності рівнів урожайності залежно від вологозабезпечення

Вологозабезпечення	Низька врожайність	Середня врожайність	Висока врожайність
Достатнє	0,05	0,25	0,70
Недостатнє	0,35	0,55	0,10

Модель реалізовано в програмному середовищі GeNIe Modeler. Для дослідження її реакції на зміну вхідних умов проведено сценарний аналіз. В обох сценаріях азотне живлення вважалося достатнім, а фітосанітарний стан посівів - добрим. Відмінність між сценаріями полягала в поєднанні температурного режиму та кількості опадів.

У першому сценарії задавалися сприятливий температурний режим і достатня кількість опадів (рис. 2). Згідно з експертними оцінками, ймовірність достатнього вологозабезпечення за цих умов становить 0,95. У результаті байєсовського виведення отримано такий розподіл імовірностей рівнів урожайності: низька - 0,065, середня - 0,265, висока - 0,670. Отже, найбільш імовірним є високий рівень урожайності.

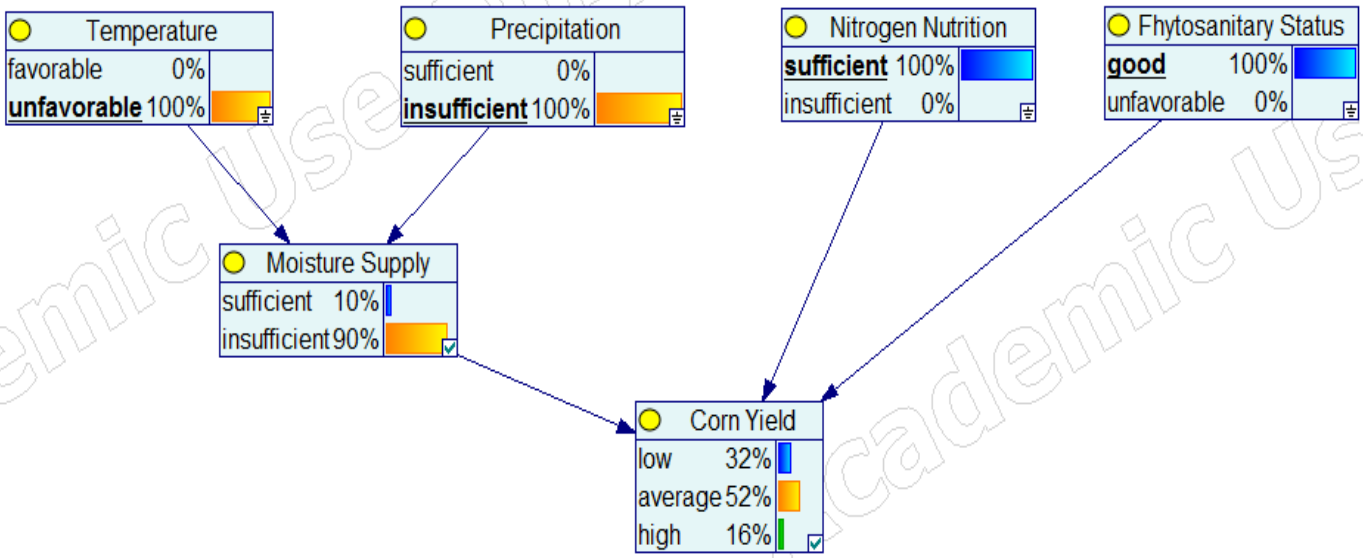


Рисунок 2. Результати байєсовського виведення за першим сценарієм

У другому сценарії задавалися несприятливий температурний режим і недостатня кількість опадів (рис. 3). Імовірність достатнього вологозабезпечення в цьому випадку становить 0,10. За результатами байєсовського виведення отримано ймовірності низького, середнього та високого рівнів урожайності відповідно 0,320, 0,520 та 0,160. Таким чином, за несприятливих погодних умов найбільш імовірним стає середній рівень урожайності, а ймовірність високого рівня істотно зменшується.

Порівняння результатів моделювання наведено в табл. 3.

Таблиця 3. Розподіл імовірностей рівнів урожайності за різних сценаріїв

Стан урожайності	Сприятливі умови	Несприятливі умови
Низька	0,065	0,320
Середня	0,265	0,520
Висока	0,670	0,160

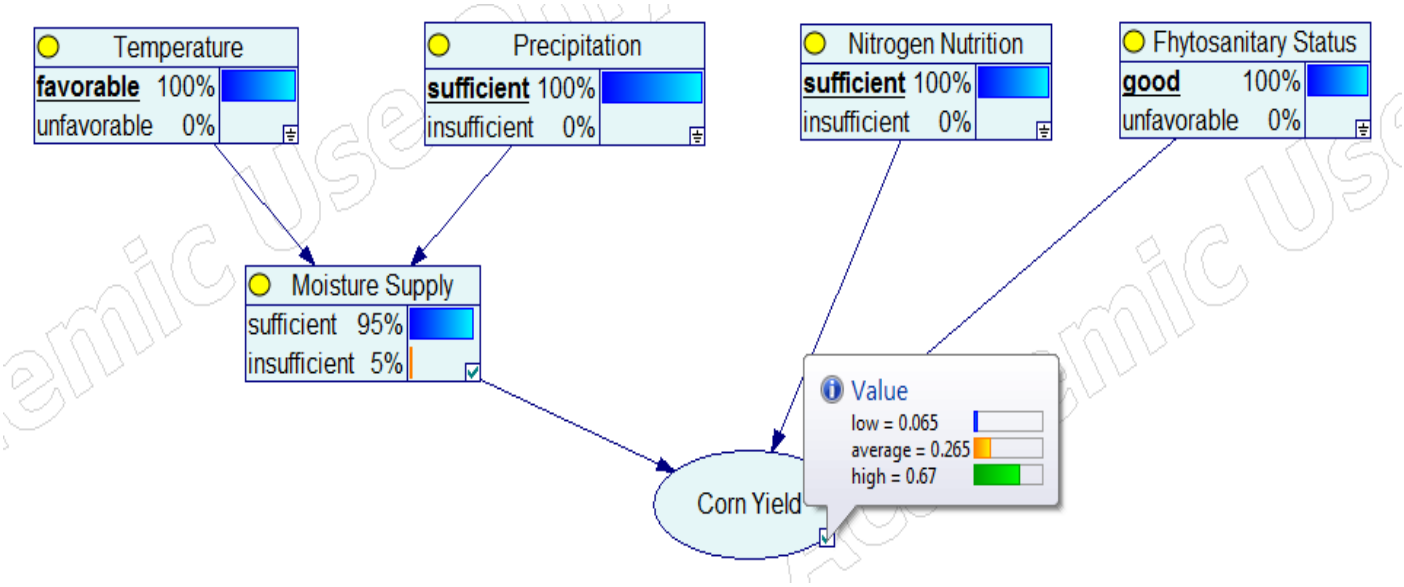


Рисунок 3. Результати байєсовського виведення за другим сценарієм

Результати сценарного аналізу демонструють, що запропонована модель відображає зміну ймовірнісного розподілу рівнів урожайності залежно від погодних умов. При переході від сприятливого до несприятливого температурно-вологісного режиму ймовірність високого рівня врожайності зменшується з 0,670 до 0,160, тобто на 0,510, або 51 відсотковий пункт. Водночас імовірність низького рівня збільшується з 0,065 до 0,320, а середнього — з 0,265 до 0,520.

Практична цінність запропонованого підходу полягає в можливості аналізувати альтернативні сценарії та оцінювати ймовірнісні наслідки зміни погодних і агротехнологічних умов. Це створює передумови для використання байєсовської мережі як компонента інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у сільськогосподарському виробництві.

Водночас отримані результати є попередніми, оскільки умовні ймовірності на цьому етапі визначено експертно. Вони характеризують поведінку побудованої моделі, але самі по собі не підтверджують точність прогнозування фактичної врожайності. Подальші дослідження передбачають уточнення параметрів мережі за фактичними даними про погодні умови, агротехнологічні заходи та врожайність кукурудзи, а також оцінювання прогностичної якості моделі.

Таким чином, розроблена байєсовська мережа забезпечує формалізацію експертних знань і дає змогу досліджувати ймовірнісні наслідки зміни погодних умов для врожайності кукурудзи. Запропонований підхід може бути основою для подальшого створення інтелектуальних засобів прогнозування та підтримки прийняття рішень в аграрному виробництві.

Список використаних джерел

1. Uusitalo L. Advantages and challenges of Bayesian networks in environmental modelling. Ecological Modelling. 2007. Vol. 203, Issues 3–4. P. 312–318. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.11.033.

2. A survey of the applications of Bayesian networks in agriculture. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2017. Vol. 65. P. 29–42. DOI: https://doi.org/10.1016/j.engappai.2017.07.003.

3. Embedding expert opinion in a Bayesian network model to predict wheat yield from spring-summer weather. Smart Agricultural Technology. 2023. Vol. 4. Article 100224. DOI: https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100224.