

УДК 004.89

МЕТОДОЛОГІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ОЦІНЮВАННЯ ЕКОЛОГІЧНОЇ БЕЗПЕКИ АГРОСФЕРИ В УМОВАХ ІНТЕНСИФІКАЦІЇ ВИРОБНИЦТВА
METHODOLOGY FOR INTELLIGENT ASSESSMENT OF AGROSPHERE ENVIRONMENTAL SAFETY UNDER PRODUCTION INTENSIFICATION

Наталія Бойко

*Львівський національний університет ветеринарної медицини та біотехнологій імені С.З. Гжицького
Львів, Україна*

У сучасному світі питання екологічної безпеки та раціонального використання природних ресурсів набувають критичного значення [1, 3]. Глобальні кліматичні зміни, деградація ґрунтів та зростаюче антропогенне навантаження на біосферу змушують переглядати традиційні методи господарювання, особливо у аграрному секторі. Сільське господарство є однією з ключових галузей економіки, проте водночас воно виступає значним джерелом викидів парникових газів та забруднення навколишнього середовища [5].

Ефективність таких технологій потребує ретельного моніторингу та аналізу. Сучасні дослідження підтверджують, що використання методів машинного навчання та аналізу великих даних дозволяє з високою точністю прогнозувати зміни екологічних показників, зокрема індексу якості повітря та рівнів викидів шкідливих речовин (таких як CO_2 , NO_x , PM_{10} та $PM_{2.5}$) [2, 4]. Це дає можливість об'єктивно оцінювати результативність впроваджених екологічних стандартів та коригувати стратегії розвитку агропромислового комплексу.

Метою даної статті є аналіз сучасних підходів до впровадження ресурсозберігаючих та екологічно безпечних технологій у сільському господарстві, а також оцінка їхнього впливу на стан навколишнього середовища. Особлива увага приділяється інтеграції інтелектуальних систем моніторингу для забезпечення сталого розвитку галузі та виконання міжнародних екологічних зобов'язань.

Сучасний стан досліджень у сфері моніторингу довкілля характеризується стрімким переходом від традиційних статистичних методів до використання інтелектуальних систем аналізу даних. Вивчення фахової літератури, що охоплює період останніх десятиліть, дозволяє простежити трансформацію підходів до оцінки якості атмосферного повітря та ідентифікації факторів впливу на нього [3].

Значна частина наукових праць присвячена розвитку методів оперативного виявлення забруднень. Дослідники акцентують увагу на тому, що класичні стаціонарні пости спостереження часто не забезпечують необхідної швидкості реагування [6]. У цьому контексті вагомим є досвід використання алгоритмів просторової кластеризації (зокрема *k-means* та *SKATER*). Практичні експерименти в європейських мегаполісах довели, що такі підходи дозволяють автоматично класифікувати рівні небезпеки та виокремлювати локації з критичними концентраціями твердих часток (PM_{10} та $PM_{2.5}$), що є критично важливим для міського управління та агропромислового планування [3, 7].

Паралельно з операційним моніторингом розвивається напрямок довгострокового аналізу антропогенного впливу. Фундаментальні дослідження, що базуються на багаторічних наборах даних (наприклад, 45-річні спостереження в США), демонструють складний взаємозв'язок між споживанням енергії, економічним розвитком та викидами CO_2 . Науковці дедалі частіше використовують методи машинного навчання для верифікації ефективності екологічного законодавства, ставлячи під сумнів лінійну залежність між впровадженням «зелених» ініціатив та миттєвим покращенням стану біосфери [4].

Особливий інтерес викликає еволюція прогностичних моделей. Аналіз літератури показує зміщення пріоритетів від лінійної регресії до складних ансамблевих алгоритмів, таких як XGBoost та

Random Forest. Дослідження підтверджують, що саме ці моделі найкраще справляються з нелінійною природою атмосферних процесів, дозволяючи з точністю до 97% прогнозувати Індекс якості повітря (AQI) навіть за обмеженої кількості вхідних параметрів.

Водночас, у науковій спільноті триває дискусія щодо використання дистанційного зондування. Хоча супутникові дані дозволяють оцінювати транскордонне перенесення забруднювачів (наприклад, NO_x), вони все ще мають обмеження щодо точності порівняно з локальними сенсорними мережами. Роботи, що описують застосування нейронних мереж для корекції супутникових даних, вказують на перспективність інтеграції космічних технологій та наземного моніторингу [5, 7].

Підсумовуючи, можна стверджувати, що сучасна література формує стійкий тренд на цифровізацію екологічної безпеки. Проте залишається помітним розрив у дослідженнях, які б комплексно поєднували аналіз зовнішніх факторів (зокрема законодавчих змін та технологічних інновацій) із автоматизованим розрахунком екологічних індексів у реальному часі. Саме на подолання цього розриву спрямоване дане дослідження.

Методологічна база даного дослідження побудована на комплексному поєднанні статистичного аналізу великих масивів даних (Big Data) та передових алгоритмів штучного інтелекту. Основна ідея полягає у переході від простої констатації екологічних показників до побудови предиктивних моделей, що здатні ідентифікувати приховані закономірності між зовнішніми факторами та динамікою якості атмосферного повітря [3, 4].

В основу розробки покладено принцип системного аналізу, що охоплює повний цикл роботи з інформацією: від критичного відбору першоджерел за міжнародними стандартами до побудови високоефективних ансамблевих моделей. Ключовим викликом методології стало розв'язання задачі регресії в умовах високої нелінійності екологічних процесів, де концентрація шкідливих речовин залежить не лише від обсягів викидів, а й від часових лагів та кумулятивного ефекту впроваджених технологій [2].

Процес дослідження структурований за етапами, що забезпечують достовірність та відтворюваність результатів:

1. Синтез розрізнених європейських екологічних даних у єдину структуру, що охоплює багаторічний період спостережень.

2. Розрахунок Індексу якості повітря (AQI) за допомогою моделей-донорів для регіонів, де прямі вимірювання були відсутні або фрагментарні.

3. Випробування широкого спектру методів – від класичних регресорів до глибоких нейронних мереж (CNN, RNN, MLP) – з метою пошуку найбільш стійкого алгоритму.

Такий методологічний підхід дозволяє не лише з високою точністю (понад 96%) прогнозувати екологічні індекси, а й кількісно оцінювати ефективність ресурсозберігаючих заходів, перетворюючи сирі дані на дієвий інструмент для прийняття управлінських рішень у сфері екологічної безпеки [3].

Для верифікації ефективності впроваджених ресурсозберігаючих технологій та точності прогнозів екологічного стану агроєкосистем необхідно застосовувати об'єктивні метрики оцінки якості навчених моделей. Оскільки моніторинг довкілля в сільському господарстві (наприклад, прогнозування концентрації азоту в ґрунті або рівня викидів CO_2 від техніки) є задачею регресії, прості показники точності (ассурасу) не є інформативними. Для отримання релевантних результатів, що відображають реальний вплив технологій на природу, доцільно використовувати спеціалізовані регресійні метрики.

Основними критеріями якості в нашому дослідженні обрано:

Середня квадратична помилка (MSE) [1, 7]:

$$MSE(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2. \quad (1)$$

Середня квадратична помилка кореня (RMSE) [1, 7]:

$$RMSE(y, \hat{y}) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (2)$$

Середня квадратична логарифмічна помилка (MSLE) [1, 7]:

$$MSLE(y, \hat{y}|c) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\ln(y_i + c) - \ln(\hat{y}_i + c))^2. \quad (3)$$

Середня квадратична логарифмічна помилка кореня (RMSLE) [1, 7]:

$$RMSLE(y, \hat{y}|c) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\ln(y_i + c) - \ln(\hat{y}_i + c))^2}. \quad (4)$$

Коефіцієнт детермінації (R^2) [1, 7]:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}. \quad (5)$$

Слід зауважити, що R^2 має певні обмеження: показник може зростати при додаванні нових ознак у модель, навіть якщо вони не мають реального впливу на екологічну безпеку. Тому при аналізі технологій у сільському господарстві цей коефіцієнт завжди розглядається в комплексі з іншими помилками (RMSE, RMSLE), що дозволяє сформувати об'єктивну картину сталого розвитку галузі.

Для забезпечення ефективного функціонування ресурсозберігаючих технологій виникає необхідність у точному моделюванні екологічних показників, зокрема Індексу якості повітря (AQI) на територіях сільськогосподарського призначення. Оскільки стратегія екологічно безпечного господарювання базується на точному аналізі впливу агротехнічних заходів на довкілля, початковий етап дослідження вимагає ретельної підготовки репрезентативного набору даних.

Для навчання моделі було обрано масив даних, що містить концентрації специфічних речовин та відповідні значення екологічних індексів. Варто зауважити, що вихідна інформація була представлена у вигляді двох розрізнених наборів даних (наприклад, дані з локальних сенсорів на полях та дані з регіональних станцій еко-моніторингу). Першочерговим завданням стало приведення цих масивів до єдиного формату для забезпечення їхньої порівнянності.

Процес підготовки включав уніфікацію одиниць вимірювання, синхронізацію часових рядів та об'єднання структурованих даних у цілісний датасет. Це необхідно для того, щоб алгоритми машинного навчання могли коректно ідентифікувати зв'язки між застосуванням ресурсозберігаючих методів (наприклад, точного внесення добрив) та зміною якісних показників повітряного середовища.

На Рис 1 (а) та (б) продемонстровано початкову структуру цих агроекологічних наборів даних, а також наведено статистичну інформацію щодо кількості спостережень у кожному з них, що дозволяє оцінити обсяг вибірки для подальшого тренування прогностичних моделей.

	City	PM2.5	PM10	NO	NO2	NOx	NH3	CO	SO2	O3	B	T	X	AQI
0	Ahmedabad	NaN	NaN	0.92	18.22	17.15	NaN	0.92	27.64	133.36	0.00	0.02	0.00	NaN
1	Ahmedabad	NaN	NaN	0.97	15.69	16.46	NaN	0.97	24.55	34.06	3.68	5.50	3.77	NaN
2	Ahmedabad	NaN	NaN	17.40	19.30	29.70	NaN	17.40	29.07	30.70	6.80	16.40	2.25	NaN
3	Ahmedabad	NaN	NaN	1.70	18.48	17.97	NaN	1.70	18.59	36.08	4.43	10.14	1.00	NaN
4	Ahmedabad	NaN	NaN	22.10	21.42	37.76	NaN	22.10	39.33	39.31	7.01	18.89	2.78	NaN
...
22688	Visakhapatnam	15.02	50.94	7.68	25.06	19.54	12.47	0.47	8.55	23.30	2.24	12.07	0.73	41.0
22689	Visakhapatnam	24.38	74.09	3.42	26.06	16.53	11.99	0.52	12.72	30.14	0.74	2.21	0.38	70.0
22690	Visakhapatnam	22.91	65.73	3.45	29.53	18.33	10.71	0.48	8.42	30.96	0.01	0.01	0.00	68.0
22691	Visakhapatnam	16.64	49.97	4.05	29.26	18.80	10.03	0.52	9.84	28.30	0.00	0.00	0.00	54.0
22692	Visakhapatnam	15.00	66.00	0.40	26.85	14.05	5.20	0.59	2.10	17.05	NaN	NaN	NaN	50.0

22693 rows x 14 columns

a)

	City	Date	PM2.5	PM10	NO	NO2	NOx	NH3	CO	SO2	O3	Benzene	Toluene	Xylene	AQI	AQI_Bucket
0	Bengaluru	2015-01-01	NaN	NaN	3.26	17.33	10.88	20.36	0.33	3.54	10.73	0.56	4.64	NaN	NaN	NaN
1	Bengaluru	2015-01-02	NaN	NaN	6.05	19.73	14.14	23.74	1.35	3.97	22.77	0.65	5.31	NaN	NaN	NaN
2	Bengaluru	2015-01-03	NaN	NaN	11.91	19.89	20.72	4.32	17.40	13.61	12.03	0.53	19.25	NaN	NaN	NaN
3	Bengaluru	2015-01-04	NaN	NaN	7.45	21.61	16.88	0.87	5.05	6.52	17.70	0.55	7.47	NaN	NaN	NaN
4	Bengaluru	2015-01-05	NaN	NaN	9.52	22.17	21.76	31.38	1.83	4.71	12.72	0.40	4.36	NaN	NaN	NaN
...
6833	Kolkata	2020-06-27	7.89	24.73	5.24	9.25	14.52	8.39	0.35	5.73	23.14	1.68	11.31	0.24	37.0	Good
6834	Kolkata	2020-06-28	10.58	25.56	5.94	12.63	18.62	6.92	0.38	5.92	21.76	1.32	11.07	0.34	43.0	Good
6835	Kolkata	2020-06-29	14.53	32.40	5.42	15.98	21.45	7.59	0.45	7.01	30.64	3.18	9.78	0.34	48.0	Good
6836	Kolkata	2020-06-30	14.00	35.85	6.25	12.29	18.12	9.64	0.37	5.66	24.59	2.46	10.75	0.27	47.0	Good
6837	Kolkata	2020-07-01	10.53	31.58	6.25	10.01	16.29	12.87	0.30	4.32	15.52	1.82	10.25	0.18	45.0	Good

6838 rows x 16 columns

b)

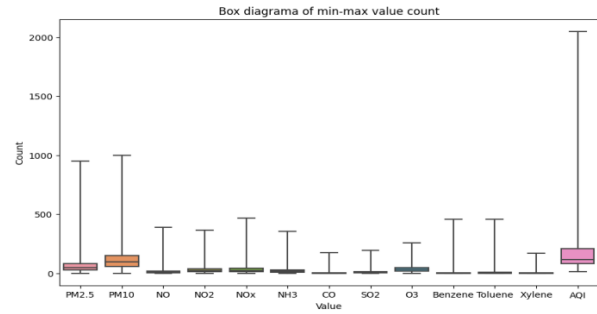
Рис. 1. а) Вигляд та розмірність першого набору даних; б) Вигляд та розмірність другого набору даних.

Першочерговим етапом підготовки даних для аналізу екологічної безпеки агротехнологій є очищення масивів від дублікатів, неповних записів та надлишкових параметрів. Також проводиться уніфікація назв ознак, що дозволяє привести дані з різних джерел до єдиного стандарту. Після

завершення всіх маніпуляцій та інтеграції розрізаних джерел було сформовано цілісний набір даних для подальших досліджень. На Рис. 2(а) представлено структуру та розмірність отриманого агроекологічного набору.

City	PM2.5	NO	NO2	NOx	NH3	CO	SO2	O3	Benzene	Toluene	AQI	
2010	Aizawl	31.21	7.20	1.27	10.65	25.63	0.56	4.22	2.81	0.01	0.08	52.0
2011	Aizawl	38.39	7.19	0.91	10.37	29.16	0.57	4.46	0.18	0.00	0.00	60.0
2012	Aizawl	43.23	7.14	1.07	10.48	28.95	0.57	4.53	0.41	0.00	0.00	62.0
2013	Aizawl	33.82	7.09	0.36	9.73	28.41	0.48	4.63	0.30	0.00	0.00	70.0
2014	Aizawl	27.14	5.63	2.32	8.09	23.98	0.50	4.71	13.02	0.13	0.68	54.0
...
29526	Kolkata	7.89	5.24	9.25	14.52	8.39	0.35	5.73	23.14	1.68	11.31	37.0
29527	Kolkata	10.58	5.94	12.63	18.62	6.92	0.38	5.92	27.76	1.32	11.07	43.0
29528	Kolkata	14.53	5.42	15.98	21.45	7.59	0.45	7.01	30.64	3.18	9.78	48.0
29529	Kolkata	14.00	6.25	12.29	18.12	9.64	0.37	5.66	24.59	2.46	10.75	47.0
29530	Kolkata	10.53	6.25	10.01	16.29	12.87	0.30	4.32	15.52	1.82	10.25	45.0

12768 rows × 12 columns



а)

б)

Рис. 2. а) Вигляд та розмірність отриманого набору даних; б) Діаграма мінімального-максимального значення величин.

Наступним кроком є верифікація діапазонів значень у наборі (Рис. 2(б)). Цей етап є критично важливим для забезпечення збалансованості моделі: необхідно гарантувати, що різні фізичні показники (наприклад, концентрація добрив у ґрунті та вміст твердих часток у повітрі) мають порівнянний вплив на результат, і жодна з ознак не домінує лише через масштаб вимірювання.

Оскільки вихідна кількість спостережень щодо впливу специфічних ресурсозберігаючих технологій була обмеженою, прийнято рішення розширити вибірку за допомогою синтетичних даних. Для цього використано метод SMOTE з бібліотеки *imblearn* (Python), що дозволяє інтелектуально генерувати нові екземпляри на основі існуючих закономірностей. До проведення генерації набір містив близько дванадцяти тисяч записів, розподіл яких за регіонами моніторингу сільськогосподарських угідь.

Після застосування алгоритмів генерації з параметрами, що дозволяють урівняти представленість різних агрокліматичних зон до максимального значення, було отримано розширений набір, що містить близько тридцяти двох тисяч екземплярів. Загальний вигляд розширеного датасету та оновлений розподіл даних по регіонах після балансування відображено на Рис. 3. а).

City	PM2.5	NO	NO2	NOx	NH3	CO	SO2	O3	Benzene	Toluene	AQI	
0	Aizawl	31.210000	7.200000	1.270000	10.650000	25.630000	0.560000	4.220000	2.810000	0.010000	0.080000	52.000000
1	Aizawl	38.390000	7.190000	0.910000	10.370000	29.160000	0.570000	4.460000	0.180000	0.000000	0.000000	60.000000
2	Aizawl	43.230000	7.140000	1.070000	10.480000	28.950000	0.570000	4.530000	0.410000	0.000000	0.000000	62.000000
3	Aizawl	33.820000	7.090000	0.360000	9.730000	28.410000	0.480000	4.630000	0.300000	0.000000	0.000000	70.000000
4	Aizawl	27.140000	5.630000	2.320000	8.090000	23.980000	0.500000	4.710000	13.020000	0.130000	0.680000	54.000000
...
32159	Visakhapatnam	29.374950	9.130660	36.146132	26.646937	5.455887	1.025907	6.256070	16.342845	4.155403	9.802033	100.293812
32160	Visakhapatnam	48.010575	14.635746	40.933581	33.670539	8.546346	0.982172	3.683897	16.304858	4.859691	16.263311	105.072416
32161	Visakhapatnam	88.802511	12.788551	39.748783	31.538437	19.351931	1.199591	12.400494	76.453659	5.476715	8.972603	183.863031
32162	Visakhapatnam	34.659940	12.101820	41.461440	31.891163	6.889939	0.574035	7.103002	10.242391	5.240419	11.460764	109.295201
32163	Visakhapatnam	18.302177	6.586468	24.361911	18.305972	5.489834	0.161980	8.208118	46.599735	3.775214	9.523002	84.082509

32164 rows × 12 columns

City	PM2.5	NO	NO2	NOx	NH3	CO	SO2	O3	Benzene	Toluene	AQI	
0	Aizawl	0.044157	0.051479	0.007510	0.036336	0.077873	0.011630	0.046171	0.010865	0.000022	0.000176	0.054131
1	Aizawl	0.054649	0.051434	0.005294	0.035380	0.088606	0.011858	0.049199	0.000650	0.000000	0.000000	0.065527
2	Aizawl	0.061721	0.051208	0.006279	0.035756	0.087968	0.011858	0.050082	0.001552	0.000000	0.000000	0.066376
3	Aizawl	0.047971	0.030981	0.001908	0.033197	0.086326	0.009985	0.051344	0.001125	0.000000	0.000000	0.079772
4	Aizawl	0.038210	0.024368	0.013974	0.027602	0.072856	0.010401	0.052353	0.030481	0.000286	0.001495	0.056980
...
32159	Visakhapatnam	0.041476	0.040224	0.222198	0.090914	0.016529	0.021342	0.071857	0.063374	0.009132	0.021550	0.122926
32160	Visakhapatnam	0.068706	0.065159	0.251669	0.114877	0.025926	0.028432	0.041931	0.062327	0.010680	0.035755	0.129733
32161	Visakhapatnam	0.128311	0.056792	0.244375	0.107603	0.058783	0.024955	0.149369	0.296615	0.012036	0.019727	0.241970
32162	Visakhapatnam	0.048309	0.053682	0.254916	0.108806	0.020890	0.011942	0.082541	0.039704	0.011517	0.025082	0.135748
32163	Visakhapatnam	0.025297	0.028700	0.149658	0.062456	0.016632	0.003370	0.096482	0.180777	0.008297	0.020937	0.098833

32164 rows × 12 columns

а)

б)

Рис. 3. а) Розширений набір даних; б) Дані після масштабування.

Зважаючи на наявність у даних аномальних значень (викидів), що характерно для природних процесів, застосовано функцію *MinMaxScaler* з бібліотеки *scikit-learn*. Це дозволило трансформувати всі показники екологічного стану в межах від 0 до 1, забезпечуючи стабільність роботи алгоритмів. На рисунку 3(б) продемонстровано вигляд даних після фінального масштабування.

Для реалізації алгоритмів навчання у задачах регресії (наприклад, для прогнозування рівня викидів або ефективності споживання ресурсів) існує широкий спектр параметрів оптимізації. Правильне налаштування цих параметрів забезпечує гнучкість моделей, дозволяючи їм адаптуватися до специфіки конкретних агроекосистем. Це дає змогу найбільш ефективно аналізувати вплив

впроваджених технологій на навколишнє середовище, мінімізуючи похибки у прогнозуванні екологічних ризиків.

Після проведення серії досліджень із застосуванням кожного з обраних алгоритмів та оптимізації їхніх гіперпараметрів для роботи з агроекологічними даними, було отримано метрики точності, представлені у Табл. 1 та 2. Ці показники дозволяють оцінити здатність моделей прогнозувати стан довкілля при впровадженні ресурсозберігаючих заходів.

Таблиця 1. Оцінка точності методів машинного навчання у прогнозуванні екологічних показників

Алгоритм	MAE	MSE	RMSE	MSLE	RMSLE	R ²
SVR	0.04437	0.00264	0.05145	0.00184	0.04289	0.84522
RF	0.01966	0.00093	0.03056	0.00057	0.02387	0.94536
CatBoost	0.01262	0.00008	0.00919	0.00016	0.01264	0.96866
XGBoost	0.01264	0.00008	0.00919	0.00014	0.01183	0.96874

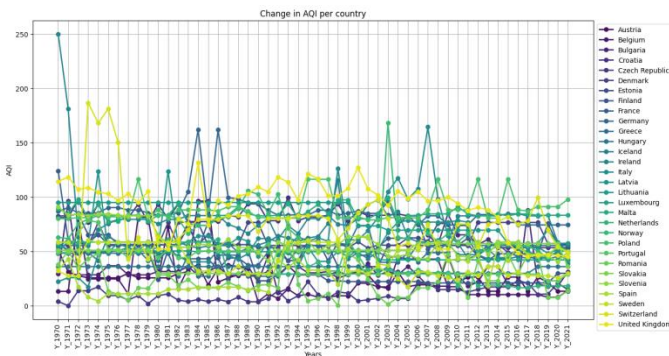
Таблиця 2. Оцінка точності нейронмержевих архітектур для агроекологічного аналізу

Архітектура	MAE	MSE	RMSE	MSLE	RMSLE	R ²
RNN	0.01278	0.00063	0.02509	0.00053	0.02302	0.94687
CNN	0.01348	0.00067	0.02588	0.00056	0.02366	0.94317
MLP	0.01046	0.00005	0.00707	0.00043	0.02073	0.96148

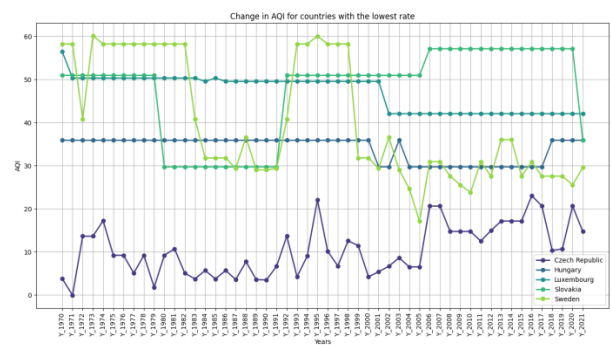
За результатами тестування для подальшої практичної реалізації було обрано модель XGBoost Regressor. Вона продемонструвала виняткову стійкість до аномальних значень (що часто зустрічаються в польових дослідженнях через погодні чинники) та найкращі загальні метрики якості (R²=0.968). Окрім високої точності, перевагою алгоритму є його обчислювальна ефективність: для досягнення оптимальних результатів достатньо було налаштувати параметри регуляції, що робить його придатним для використання в реальних системах підтримки прийняття рішень у сільському господарстві.

Використовуючи раніше навчену модель XGBoost, було розраховано та сформовано новий інтегральний набір даних – Індекси якості повітря у країнах Європи. Цей набір став фундаментом для дослідження ефективності «зелених» стратегій, оскільки він дозволяє відстежити динаміку екологічного стану протягом десятиліть.

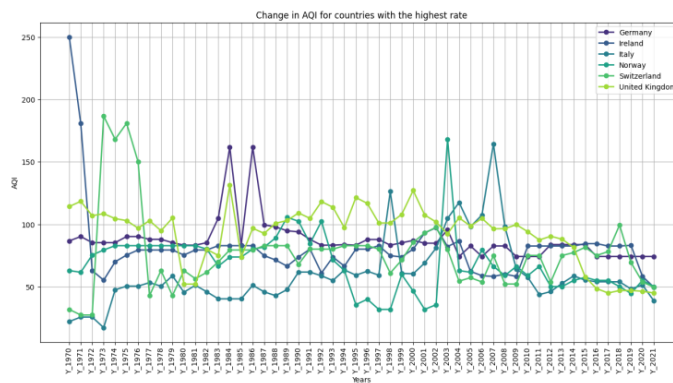
Для візуалізації результатів було побудовано графіки зміни індексу для всіх досліджуваних країн (Рис. 4 (а)), а також окремо виділено регіони з найнижчим (Рис. 4 (б)) та найвищим (Рис. 4 (в)) рівнями екологічного навантаження. На фінальному етапі дані були трансформовані в обернений формат для полегшення ітераційного аналізу алгоритмами.



а)



б)



в)

Рис. 4. а) Графік зміни індексу якості повітря для усіх країн; б) Графік зміни індексу якості повітря для країн з найнижчим рівнем; в) Графік зміни індексу якості повітря для країн з найвищим рівнем.

У ході проведеного дослідження було розроблено та апробовано комплексний підхід до оцінки екологічної безпеки в аграрному секторі на основі методів машинного навчання. Отримані результати дозволяють сформулювати такі висновки:

Доведено, що використання ансамблевих методів машинного навчання, зокрема алгоритму XGBoost Regressor, дозволяє з високою точністю ($R^2=0.968$) прогнозувати Індекс якості повітря (AQI). Це підтверджує можливість цифровізації екологічного моніторингу сільськогосподарських територій, перетворюючи розрізнені дані на дієвий інструмент управління ресурсами.

Процес формування інтегрального набору даних (30 країн Європи за період 1972–2021 рр.) та застосування методів балансування (SMOTE) і масштабування (MinMaxScaler) виявилися критично важливими для стабільності моделей. Це підкреслює необхідність створення єдиних стандартів збору агроекологічної інформації для об'єктивної оцінки технологічних інновацій.

Розроблений алгоритм аналізу трендів на основі лінійної регресії та Z-показника дозволив кількісно оцінити вплив 83 ключових екологічних подій. Аналіз продемонстрував, що впровадження ресурсозберігаючих технологій та відповідних законодавчих норм у країнах Європи має стійкий позитивний ефект, що виражається у зниженні рівнів забруднення атмосфери протягом останніх десятиліть.

Запропонована методика може бути інтегрована в сучасні системи точного землеробства та державні програми екологічного моніторингу. Вона дозволяє не лише констатувати поточний стан довкілля, а й моделювати майбутні сценарії розвитку агросфери, що є фундаментом для забезпечення сталого розвитку та продовольчої безпеки з мінімальним антропогенним навантаженням на біосферу.

Таким чином, інтеграція інтелектуальних систем аналізу в агроінженерію є ключовим фактором переходу до екологічно безпечного виробництва, що відповідає глобальним викликам сучасності та стратегічним цілям «Зеленого курсу».

Список використаних джерел

1. Zareba M., Dlugosz H., Danek T., Weglinska E. Big-Data-Driven Machine Learning for Enhancing Spatiotemporal Air Pollution Pattern Analysis. *Atmosphere*. 2023. Vol. 14, no. 4. P. 760. <https://doi.org/10.3390/atmos14040760>
2. Khan I., Hou F., Le H. P. The impact of natural resources, energy consumption, and population growth on environmental quality: Fresh evidence from the United States of America. *Science of The Total Environment*. 2021. Vol. 754. P. 142222. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142222>.
3. Ma J. et al. Identification of high impact factors of air quality on a national scale using big data and machine learning techniques. *Journal of Cleaner Production*. 2020. Vol. 244. P. 118955. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118955>

4. Ren X., Mi Z., Georgopoulos P. G. Comparison of Machine Learning and Land Use Regression for fine scale spatiotemporal estimation of ambient air pollution: Modeling ozone concentrations across the contiguous United States. *Environment International*. 2020. Vol. 142. P. 105827. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2020.105827>.

5. Gupta N. S. et al. Prediction of Air Quality Index Using Machine Learning Techniques: A Comparative Analysis. *Journal of Environmental and Public Health*. 2023. Vol. 2023. P. 1–26. <https://doi.org/10.1155/2023/4916267>.

6. Konovalov I. B. et al. Atmos Multi-annual changes of NO_x emissions in megacity regions: nonlinear trend analysis of satellite measurement based estimates. *Chem. Phys.* 2010. Vol. 10, no. 17. P. 8481–8498. <https://doi.org/10.5194/acp-10-8481-2010>.

7. Garcia I., Rodriguez J. G., Tenorio Ye. M. Artificial Neural Network Models for Prediction of Ozone Concentrations in Guadalajara, Mexico. *Air Quality-Models and Applications*. InTech, 2011. <https://doi.org/10.5772/16839>.

УДК 621.317.38-048.34

**ЦИФРОВІЗАЦІЯ ПРОЦЕСІВ ОЦІНЮВАННЯ РЕСУРСІВ ВІДНОВЛЮВАНОЇ ЕНЕРГІЇ
ВІТРУ У ВІННИЦЬКІЙ ОБЛАСТІ**
**DIGITALIZATION OF RENEWABLE WIND ENERGY RESOURCE ASSESSMENT PROCESSES IN
THE VINNITSIA REGION**

Віталій Василенко

Вінницький національний аграрний університет, Вінниця, Україна

У статті досліджено енергетичний потенціал вітру на території Вінницької області на основі статистичних даних роботи вітроенергетичних установок Tumo-Int, RX-SV2500, Magnum за 2021-2023 роки. Проведено аналіз середньомісячної та середньорічної потужності, визначено сезонні особливості вітрового режиму регіону, побудовано графіки та таблиці. Також проведено комплексний аналіз вітроенергетичних ресурсів Вінницької області як базису для розбудови автономних енергосистем на підприємствах агропромислового комплексу. На основі метеорологічних даних регіону досліджено розподіл швидкостей вітру та розраховано очікувану річну генерацію для систем малої та середньої потужності. Отримані результати свідчать про наявність стабільного, хоча й помірною, вітрового потенціалу, що підтверджує доцільність використання малих вітроустановок у автономних та гібридних системах електропостачання. Особливу увагу приділено практичному аспекту впровадження вітрогенераторів (на прикладі кластеру турбін малої потужності) для енергозабезпечення тваринницьких ферм. У роботі представлено порівняльний аналіз сучасних систем накопичення енергії (BESS) на базі LiFePO₄ та ЛТО технологій, визначено оптимальні стратегії їх експлуатації в режимі згладжування пікових навантажень. Автори обґрунтовують доцільність створення гібридних енергетичних вузлів, що поєднують вітрову генерацію з біогазовими установками та сонячними електростанціями. Такий підхід дозволяє нівелювати сезонну нестабільність вітру та забезпечити високий рівень енергонезалежності для об'єктів з поголів'ям понад 400 одиниць ВРХ. Сформульовано висновки щодо економічної ефективності та технічних вимог до інтеграції Smart Grid систем у локальні мережі Вінниччини.

Вінниччина має специфічний ландшафт, де вітрова активність часто вища на відкритих плато, що ідеально підходить для фермерських господарств. Акцент статті зроблений на поєднанні вітру саме з біогазом (що природно для цього регіону з розвиненим тваринництвом). В умовах глобальної енергетичної трансформації та зростання екологічних викликів використання відновлюваних джерел енергії набуває особливої актуальності. Вітроенергетика є одним із найбільш перспективних