

4. Seiford L.M. Data Envelopment Analysis: The Evolution of the State of the Art (1978-1995) / Seiford // Journal of Productivity Analysis. – 1996. – № 1. – С. 99–138.
5. Zhang Y. The Effect of Sample Size on the Mean Efficiency in DEA: With an Application to Electricity Distribution in Australia, Sweden and New Zealand / Y. Zhang, R. Bartels // Journal of Productivity Analysis. – 1998. – № 9. – С. 187–204.
6. Fare R. The Measurement of Efficiency of Production / R. Fare, S. Grosskopf, C.A.K. Lovell – Boston : Kluwer Academic Publishers, 1985.
7. Seiford L.M. Recent Developments in DEA: The Mathematical Approach to Frontier Analysis / L.M. Seiford, R.M. Thrall // Journal of Econometrics. – 1990. – № 46. – С. 7–38.
8. Foundations of Data Envelopment Analysis for Pareto-Koopmans Efficient Empirical Production Functions / A. Charnes, W.W. Cooper, B. Golany [та ін.]. // Journal of Econometrics. – 1985. – №30. – С. 91–107.
9. Banker R.D. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis / R.D. Banker, A. Charnes // Management Science. – 1984. – № 30. – С. 1078–1092.
10. Thanassoulis E. Introduction to the Theory and Application of Data Envelopment Analysis: A Foundation Text with Integrated Software / Thanassoulis. // Kluwer Academic Publishers, Boston. – 2001.
11. Coelli T.J. A Comparison of Parametric and Non-parametric Distance Functions: With Application to European Railways / T.J. Coelli, S. Perelman // European Journal of Operational Research. – 1999. – № 117. – С. 326–339.
12. Державний комітет статистики [Електронний ресурс]. – Режим доступу : [www.ukrstat.gov.ua](http://www.ukrstat.gov.ua).
13. Агентство з розвитку інфраструктури фондового ринку України [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://smida.gov.ua>.

УДК 330.46:519.86

**Соловійов А.І.**, доцент,  
декан факультету економіки і менеджменту  
*Херсонський державний університет*

## **ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА НЕЙРОТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВОГО МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ ДІЯЛЬНОСТІ АГРАРНИХ ПІДПРИЄМСТВ**

**Соловійов А.І. Особливості застосування геоінформаційних систем та нейротехнологій для просторово-часового моделювання та прогнозування показників діяльності аграрних підприємств.** У статті розглянуто можливості та особливості застосування геоінформаційних систем та нейротехнологій для моделювання і прогнозування діяльності аграрних підприємств. Нейромережеві моделі розглядаються як універсальний апроксиматор нелінійних функцій для часового прогнозування показників діяльності аграрного виробництва. Розроблена методика та запропонований алгоритм мають високий ступінь теоретичного і практичного значення для підвищення рівня інтерпретації просторово-розподільної та часової інформації про агровиробничу діяльність підприємств, що забезпечить підвищення рівня інформативності в прийнятті управлінських рішень.

**Ключові слова:** геоінформаційні системи та технології, нейротехнології, моделювання показників, просторово-часові моделі.

**Соловьёв А.И. Особенности применения геоинформационных систем и нейротехнологий для пространственно-временного моделирования и прогнозирования показателей деятельности аграрных предприятий.** В статье рассмотрены возможности и особенности применения геоинформационных систем и нейротехнологий для моделирования и прогнозирования деятельности аграрных предприятий. Нейросетевые модели рассматриваются как универсальный апроксиматор нелинейных функций для временного прогнозирования показателей деятельности сельскохозяйственного производства. Разработанная методика и предложенный алгоритм имеют высокую степень теоретического и практического значения для повышения уровня интерпретации пространственно-распределительной и временной информации о производственной деятельности предприятий, что обеспечит повышение уровня информативности в принятии управленческих решений.

**Ключевые слова:** геоинформационные системы и технологии, нейротехнологии, моделирование показателей, пространственно-временные модели.

**Solovyov A.I. Features of the application of GIS and neurotechnologies for space-time modeling and forecasting performance of agricultural enterprises.** The article discusses the possibilities and features of GIS and neurotechnologies for modeling and forecasting of agrarian enterprises. Neural network models are

regarded as universal approximator nonlinear functions for time forecasting performance of the agricultural production. The technique and algorithm are highly theoretical and practical significance to improve the interpretation of spatial and temporal distribution and information on agro-industrial activities of enterprises will improve the level of information content in decision-making.

**Keywords:** geographic information systems and technology, neurotechnology, modeling, performance, space-time model.

**Постановка проблеми.** Важливим підґрунтям моделювання та прогнозування показників діяльності сільськогосподарських підприємств є часові (генетичні) характеристики комплексних процесів, які розглядаються як просторово-часові утворення в межах певних територіальних одиниць (ділянки, поля, господарства). Особливої уваги заслуговують дослідження можливостей використання інтелектуальних штучних нейронних мереж та ГС-технологій для прогнозування показників діяльності аграрних виробничих структур та розроблення методики їх застосування для моделювання критеріальної системи їх параметрів.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Варто зазначити, що дослідженнями інтелектуальних штучних мереж та можливостей їх використання для часового прогнозування займалися такі вчені, як: А.А. Арзамасцев [1], Н.А. Бахметов [2], В.І. Васильєв [3], Б.М. Володимирський [4], А.М. Горбань [5], О.В. Крючин [6], Л.Б. Копитков [7], В.Г. Манжула [8], Ф. Уоссерман [9], N. Xianjun [10] та ін. У публікаціях практично та теоретично проаналізовано процеси ідентифікації та експлуатації нейронних мереж для прогнозування показників діяльності підприємств різної галузевої приналежності, розглянуто питання застосування програмних інструментів та методики розроблення нейронних мереж довільної конфігурації.

На сучасному етапі багатьма науковцями обговорюються питання застосування ГС та нейро-технологій для розроблення просторово-часових моделей. Проте недостатньо уваги приділено дослідженню просторового моделювання показників саме аграрних підприємств. Також особливу увагу доцільно приділити питанням відбору кращої нейронної мережі та розробленню методики створення просторово-координованих векторних моделей стаціонарів моніторингових площадок на основі топографічних зйомок.

**Постановка завдання.** Метою дослідження є теоретичне обґрунтування можливостей використання інтелектуальних штучних нейронних мереж та ГС-технологій для прогнозування показників діяльності аграрних виробничих структур. Для досягнення поставленої мети необхідно розробити методику й алгоритм просторово-часового моделювання та прогнозування показників діяльності аграрного виробництва для підвищення рівня інтерпретації просторово-розподільної та часової інформації про виробничу діяльність підприємств.

**Виклад основних результатів.** Важливим підґрунтям моделювання показників діяльності аграрного виробництва є часові, генетичні характеристики досліджуваних комплексних процесів, які розглядаються як просторово-часові утворення в межах певних територіальних одиниць (ділянки, поля, господарства).

Нейромережеві моделі розглядаються як універсальний апроксиматор нелінійних функцій для часового прогнозування показників діяльності аграрного виробництва та отримання кінцевого набору значень для їх просторового моделювання із застосуванням геостатистичних методів та інструментів ГС-технологій.

Методика просторово-часового моделювання показників діяльності аграрного виробництва складається з трьох основних етапів:

1. Підготовки даних – створення атрибутивної реляційної бази геоданих.
2. Обробки даних – прогнозування за допомогою нейронних мереж.
3. Візуалізації даних – просторове моделювання із застосуванням методів та інструментів ГС-технологій.

На першому етапі формується атрибутивна реляційна база даних за показниками діяльності аграрного виробництва. На другому етапі реалізується процес ідентифікації та експлуатації нейронних мереж для часового прогнозування показників діяльності аграрного виробництва. Для створення нейронних мереж використовувався програмний інструмент STATISTICA Neural Networks (SNN).

Ця програма дає можливість користувачу створювати нейронні мережі довільної конфігурації, навчати їх, використовуючи будь-який алгоритм із вхідних у набір оптимізаційного модуля, підібрати ефективні структури нейронних мереж, використовуючи модуль генетичного програмування, оцінювати якість отриманих нейронних мереж за допомогою статистичних параметрів, зберігати і завантажувати отримані конфігурації архітектур нейронних мереж. Створення нейронних мереж для прогнозування показників діяльності аграрного виробництва включає такі підетапи:

1. Визначення вхідних і цільових (вихідних) емпіричних даних, на яких буде навчатися нейронна мережа (навчання відбувається з «учителем», тобто вхідний і вихідний сигнали є ідентичними).
2. Формування навчальної, контрольної та тестової вибірок. Дослідженнями визначено, що най-

краща якість прогнозу багатозарової нейронної мережі досягається за співвідношення обсягів вибірок: навчальна – 50%, контрольна – 25%, тестова – 25% від часового ряду досліджень. Точність

правильного рішення істотно залежить від репрезентативності навчальної вибірки.

3. Вибір архітектури нейромережі і функції активації нейронів. Багатозаровий перцептрон (MLP)

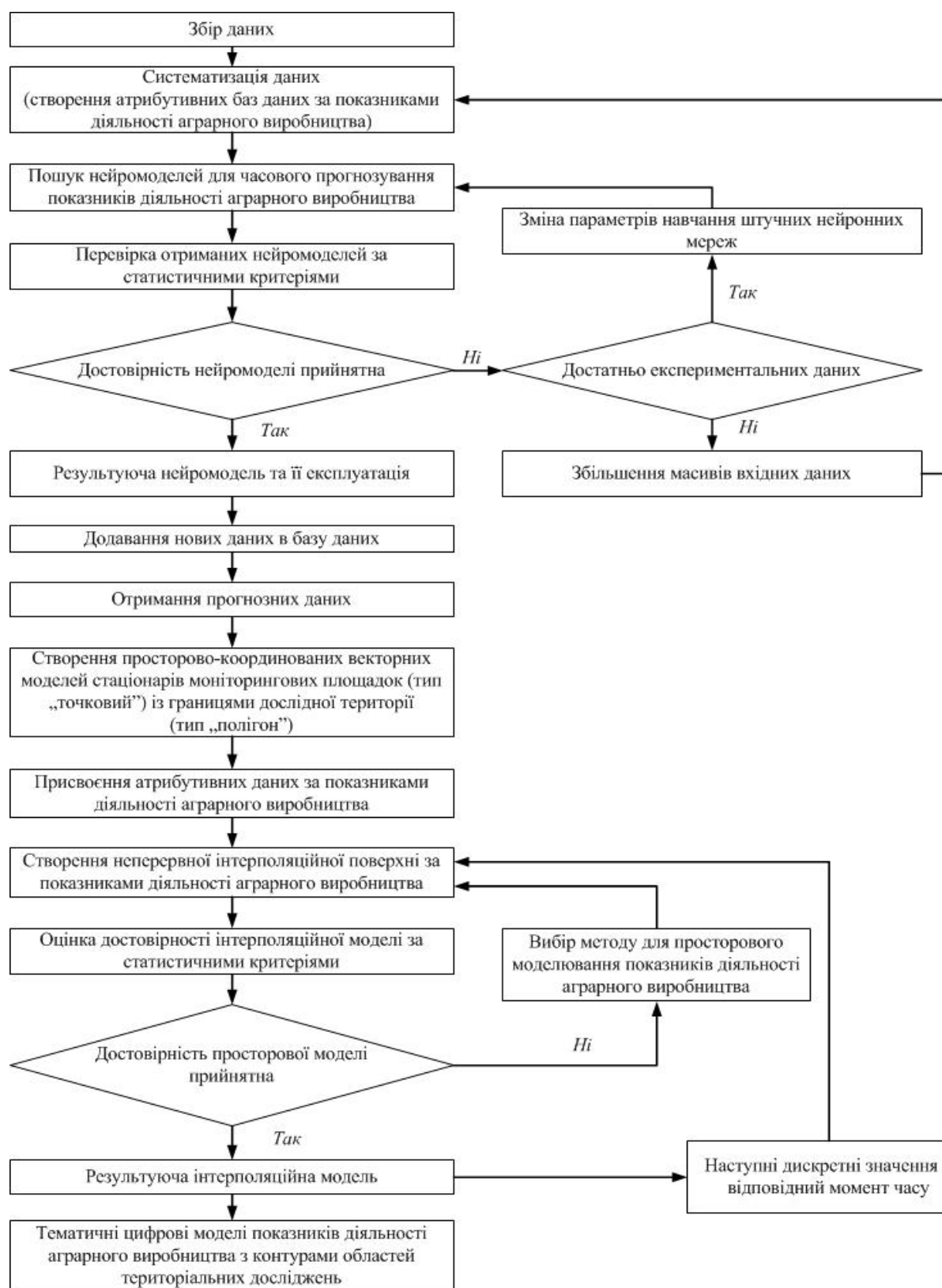


Рис. 1. Алгоритм просторово-часового моделювання та прогнозування показників діяльності аграрного виробництва із застосуванням ГІС- та нейротехнологій

має деяку перевагу перед іншими типами нейронних мереж, зокрема в тому, що MLP визначає природу розвитку досліджуваних об'єктів і систем на порівняно невеликих навчальних вибірках із досить високою достовірністю.

Під час створення багатопарової нейронної мережі для прогнозування показників діяльності аграрного виробництва добре зарекомендували себе функції активації нейронів – сигмоїдальна і синусоїд-гіперболічного тангенсу.

4. Вибір методу оцінки, інтерпретатора відповідей, методу оптимізації та визначення їх параметрів. Після визначення архітектури НМ задаються, випадковим чином рівномірно, в інтервалі  $[-0.01, 0.01]$  вагові коефіцієнти адаптивних суматорів нейронів із подальшим визначенням методу навчання НМ. Його завдання полягає в пошуку правильного вектора вихідних сигналів. Найбільш поширений алгоритм навчання для прогнозування часових рядів – це алгоритм зворотного розподілу похибки.

5. Визначення умов зупинки навчання мережі. Зупинка процесу навчання відбувається за виконання однієї з умов: похибка мережі на навчальній вибірці, отримана за допомогою обраного методу оцінки, не перевищує заданий рівень, зменшення похибки мережі не перевищує заданого значення. НМ вважається навченою після досягнення заданого (малого) значення функції оцінки, тобто у разі виконання першої умови зупинки. Дослідженнями визначено, що застосування одного методу навчання НМ може привести до локальних екстремумів (помилки), які часто не забезпечують необхідної якості навчання, тому для забезпечення знаходження глобального мінімуму використовують три підходи:

- системне застосування методів навчання НМ, наприклад: на першому етапі НМ навчається за допомогою алгоритму зворотного розподілу похибки, а на другому коригується методом пов'язаних градієнтів;

- збільшення коефіцієнта інерції навчання – процедура «удар». У разі припинення зменшення похибки мережі в процесі навчання проводиться додавання рівномірно розподіленої випадкової величини до вагових коефіцієнтів зв'язків мережі (інерції), і навчання продовжується. Якщо в результаті використання найбільшої за величиною інерції похибка мережі не зменшилася, процес навчання мережі даної структури припиняється;

- використання «гаусового розподілу» – додавання шуму допомагає вийти з локального мінімуму (це тим імовірніше, чим менше розміри його області притягання) і підвищити ймовірність знаходження глобального мінімуму цільової функції НМ.

6. Навчання НМ. Відбувається безпосереднє навчання НМ за раніше заданими параметрами.

7. Визначення критеріїв вибору кращої НМ. Проводять якісну оцінку створених нейромоделей шляхом аналізу можливості узагальнення результатів досліджень, рівня чутливості НМ, порівняння емпі-

ричних і апроксимуючих даних за статистичними критеріями, що дає змогу отримувати обґрунтований результат на підставі даних, які не зустрічалися в процесі навчання. Нейронна мережа, спроектована з урахуванням високого рівня узагальнення (правильно виділені закономірності вхідних даних на тестовій ділянці), коректно відображає вхід і вихід навіть тоді, коли вхідний сигнал незначно відрізняється від прикладів, використаних для навчання мережі. Основні етапи просторово-часового моделювання показників діяльності аграрного виробництва з використанням методів нейронних мереж та ГІС-технологій наведено на рис. 1.

Підсумкова статистика навчання нейронної мережі для прогнозування показників діяльності аграрного виробництва включає оцінки: математичного очікування похибки, стандартного відхилення похибки, математичного очікування абсолютної похибки і кореляції фактичних і передбачених значень на трьох вибірках. На основі вищевказаних статистичних критеріїв вибирають кращу нейронну мережу.

8. Апаратна реалізація (ідентифікація) і використання нейромережевої моделі для прогнозування. Здійснюється прогнозування показників діяльності аграрного виробництва та формування бази даних (фактичні та передбачені дані) за стаціонарами моніторингових досліджень, яка буде імпортована в ГІС-додаток для побудови картограм.

На третьому етапі реалізується просторове моделювання показників діяльності аграрного виробництва за допомогою інструментів та методів ГІС-технологій, що включає:

1. Створення за допомогою ГІС-програми (ArcGIS) просторово-координованих векторних моделей стаціонарів моніторингових площадок (тип об'єктів «точковий») із межами досліджуваних територій (тип об'єктів «полігон») на основі топографічних зйомок. Географічна система координат – WGS 1984. Векторна інформація зберігається в окремому шарі, тип файлу – «\*. shp».

2. Присвоєння атрибутивних даних (фактичні та прогнозні дані) за показниками діяльності аграрного виробництва визначені у системі стаціонарів моніторингових досліджень у Attribute Table shp-файла.

3. Створення тематичних цифрових моделей (візуалізація) показників діяльності аграрного виробництва шляхом побудови та оцінки безперервних інтерполяційних просторових моделей за допомогою методів, спрямованих на відновлення безперервних полів ознак по дискретних даних: методу глобального полінома, методу локальних, радіальні базисні функції, кригінг, кокригінг.

Просторове моделювання показників родючості ґрунтів реалізовано за допомогою Geostatistical Analyst of ArcGis.

Створення інтерполяційної моделі включає три основних етапи:

– дослідження даних – це набір інструментів і статистичних методів, які дають змогу визначити оптимальний метод для побудови інтерполяційної поверхні просторового моделювання показників діяльності аграрного виробництва. На даному етапі візуально відображається просторовий розподіл емпіричних даних, аналізуються глобальні та локальні залежності за допомогою варіограм і коваріацій, визначають тренди та автокореляції;

– підбір моделі для побудови інтерполяційної поверхні – на даному етапі здійснюється вибір методу і налаштування його критеріїв для побудови інтерполяційної поверхні з урахуванням просторових закономірностей формування показників діяльності аграрного виробництва;

– діагностика просторових моделей – реалізується перехресна перевірка, яка дає можливість прийняти обгрунтоване рішення про те, яка з моделей найбільш точно інтерполює значення. Для моделі, що виконує точну інтерполяцію, середня похибка повинна бути наближена до 0, якщо інтерпольовані значення максимально відповідають фактичним значенням; середньоквадратична нормована похибка

повинна наближатися до 1, якщо стандартні похибки невеликі, а середньоквадратична похибка обчислень повинна мати мінімальні значення, якщо інтерпольовані значення наближені до фактичних.

4. Ідентифікація просторової безперервної інформації у вигляді картограм – визначається шкала тематичного відображення показників діяльності аграрного виробництва і відображається просторова зміна розрахункової ознаки досліджуваної території для просторово-часової оцінки.

**Висновки.** Запропоновані теоретико-методологічні основи застосування ГИС- та нейротехнологій забезпечують можливість із високим рівнем достовірності отримати фактичні та прогнозні просторово-часові моделі й закономірності розподілу показників зміни стану ефективності агровиробничої діяльності. Отримані результати мають високий ступінь теоретичного і практичного значення для підвищення рівня інтерпретації просторово-розподільної та часової інформації про агровиробничу діяльність підприємств, що забезпечить підвищення рівня інформативності в прийнятті управлінських рішень.

### Список літератури:

1. Арзамасцев А.А. Алгоритм самоорганизации структуры искусственной нейронной сети в процессе ее обучения / А.А. Арзамасцев // Вестник Тамбовского университета. Серия «Естественные и технические науки». – 2007. – Т. 12. – № 1. – С. 105–106.
2. Бахметова Н.А. Моделирование технологических процессов с помощью нейронных сетей / Н.А. Бахметова, С.В. Токарев // Современные наукоемкие технологии. – 2008. – № 2. – С. 87.
3. Васильев В.И. Имитационное управление неопределенными объектами / В.И. Васильев, В.В. Коноваленко, Ю.И. Горелов. – К. : Наук. думка, 1989. – 216 с.
4. Владимирский Б.М. Нейронные сети как источник идей и инструмент моделирования процессов самоорганизации и управления / Б.М. Владимирский // Экономический вестник Ростовского государственного университета. – 2006. – Т. 4. – № 4. – С. 14.
5. Горбань А.Н. Нейроинформатика и ее приложения / А.Н. Горбань // Открытые системы. – 1998. – № 4 [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.osp.ru/os/1998/04/05.htm>.
6. Крючин О.В. Использование технологии искусственных нейронных сетей для прогнозирования временных рядов на примере котировок валютных пар / О.В. Крючин // Вестник Тамбовского университета. Серия «Естественные и технические науки». – 2010. – Т. 15. – № 1. – С. 312.
7. Копыткова Л.Б. К вопросу построения нейросетевой модели цифровой обработки сигналов / Л.Б. Копыткова // Вестник Ставропольского государственного университета. – 2009. – № 4. – С. 10–16.
8. Манжула В.Г. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных / В.Г. Манжула, Д.С. Федяшов // Фундаментальные исследования. – 2011. – № 4. – С. 108–114.
9. Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника / Ф. Уоссермен. – М. : Мир, 1992. – 184 с.
10. Xianjun N. Research of Data Mining Based on Neural Networks / N. Xianjun // World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2008. – № 39. – P. 381–384.