

## Література

1. Лю Б. Теория и практика неопределенного программирования : пер. с англ. / Б. Лю. – М. : Изд-во "Бином". Лаборатория знаний, 2005. – 416 с.
2. Курейчик В.М. Решение транспортных задач с использованием комбинированного генетического алгоритма / В.М. Курейчик, Т.С. Емельянова // Труды 11-й национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2008 (28 сентября – 3 октября 2008 г.), г. Дубна, Россия. – М. : Физматлит, 2008. – Т. 1. – С. 158-164.
3. Емельянова Т.С. Решение эталонных транспортных задач с кластерным расположением клиентов с использованием генетических алгоритмов / Т.С. Емельянова // Нечеткие системы и мягкие вычисления (НСМВ-2008) : сб. науч. тр. Второй Всеросс. науч. конф. с междунар. участ. – 2008. – Т. 1. – С. 195-199.
4. Liu B. Theory and Practice of Uncertain Programming / B. Liu. – Berlin : Springer-Verlag, 2009. – 202 p.

### **Рекич Али. Программная система решения транспортной задачи с модифицированными краевыми условиями**

Разработан модуль программной системы, которая предназначена для транспортной задачи в составе программной системы поддержки управленческих стратегий в корпоративных иерархических системах с размытой структурой. При построении математической модели и разработке программных средств для улучшения поддержки управленческих стратегий использован интегрированный подход, который базируется на методах статистического моделирования и современные информационные технологии для их реализации, минимаксного программирования с импурсивными ограничениями и теории генетических и эволюционных алгоритмов. Предложено упрощение формулировки краевых условий, которая расширяет возможности учета внешних факторов без потери точности решения задания в целом.

### **Rekik Ali. System for solution of transportation problem with modified boundary conditions**

A module is a software system that is designed for the transportation problem in the software system to support management strategies in corporate hierarchical systems with fuzzy structure. In constructing mathematical models and developing software to improve support management strategies applied integrated approach based on methods of statistical modelling and modern information technology to implement them, mini-max programming possibility constraints and the theory of genetic and evolutionary algorithms. A simplified formulation of the boundary conditions to enhance the incorporation of external factors without losing accuracy of solving the problem as a whole.

УДК 004.[032.26+942] *Аспір. О.В. Скорохода; аспір. Б.Р. Андрієцький; проф. І.Г. Цмоць, д-р техн. наук; проф. Р.О. Ткаченко, д-р техн. наук – НУ "Львівська політехніка"*

## **ЗАСОБИ ОЦІНЮВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ**

Показано доцільність використання сингулярного спектрального аналізу для оцінювання параметрів динамічних об'єктів, проведено аналіз та вибрано нейромережеву парадигму для реалізації сингулярного спектрального аналізу, розроблено програмну нейромережу моделі геометричних перетворень і процедуру її адаптації до задачі підвищення точності вимірювання відстаней в умовах завод та неповної інформації.

**Ключові слова:** динамічні об'єкти, сингулярний спектральний аналіз, модель геометричних перетворень, давачі відстані.

**Постановка проблеми.** Динамічні об'єкти – це фізичні тіла та системи пов'язаних тіл, явища, технічні пристрої та системи пов'язаних пристроїв, а також технологічні процеси, що здатні сприймати зовнішні фізичні впливи та відгукуватися на них зміною вихідних фізичних величин, що характеризують стан і поведінку об'єкта [1]. На цьому етапі розвитку технологій важливим завданням є оцінювання та прогнозування вихідних параметрів різних динамічних об'єктів. Наприклад, актуальним є прогнозування вихідної потужності вітрогенераторів на основі зібраних даних про попередні значення цієї потужності, або збільшення точності даних, отриманих від різноманітних давачів в умовах завод та неповної інформації.

Складність розв'язання таких задач полягає у тому, що ці показники є наслідком впливу на динамічні об'єкти багатьох факторів, кожен з яких має різний ступінь впливу на результат. Особливо складною є задача, коли неможливо чітко виділити фактори впливу на систему і коли невідома величина впливу цих факторів на результуючий параметр.

На сьогодні поширеними є аналіз і прогнозування параметрів динамічних об'єктів за допомогою методів математичної статистики. Але традиційні підходи, що базуються на використанні класичних моделей, є задовільними тільки для об'єктів простої структури. Це пов'язано з тим, що вихідні параметри динамічних об'єктів формуються з кількох складових: повільної – трендом, періодичної складової та випадкової складової, що описується випадковим процесом певного типу. При цьому важливим фактором є те, що періодична складова характеризується періодичністю зі змінним періодом і амплітудою. Саме тому для дослідження параметрів динамічних об'єктів погано надаються класичні методи аналізу, такі як регресійний аналіз чи аналіз Фур'є, оскільки вони використовують розкладання вихідної функції в ряд за фіксованою системою базисних функцій, що породжує властивість строгої періодичності [2].

Саме тому актуальним завданням є використання для оцінювання та прогнозування характеристик динамічних об'єктів сингулярного спектрального аналізу (Singular Spectrum Analysis), який є динамічною модифікацією методу головних компонентів.

**Завдання та мета дослідження.** Сингулярний спектральний аналіз ґрунтується на дослідженні часового ряду методом головних компонентів і не потребує попередньої стабілізації ряду. Цей аналіз дає змогу досліджувати структуру часового ряду, виділити окремі його складові та прогнозувати як сам ряд, так і тенденції розвитку його складових. Класичний сингулярний спектральний аналіз має низку недоліків, які у багатьох випадках унеможливають його практичне застосування. Ці недоліки можна усунути шляхом використання нейромережових технологій.

Тому мета дослідження полягає в розробленні нейромережових засобів сингулярного спектрального аналізу для оцінювання параметрів динамічних об'єктів.

**Виклад основного матеріалу. Вибір нейромережової парадигми для реалізації сингулярного спектрального аналізу.** Одним з найпоширеніших напрямків розвитку сингулярного спектрального аналізу є автоматизація про-

цедури ідентифікації (групування). Основна ідея методу полягає у представленні часового ряду у вигляді послідовності векторів досить великої розмірності з подальшим аналізом лінійної структури їх сукупності як реалізації багатовимірної випадкової величини за допомогою методу головних компонентів [3].

Під час сингулярного спектрального аналізу здійснюється розклад вихідної функції, що породжує часовий ряд, в аналог ряду Фур'є за базисом, що породжується самою функцією. У випадку виродженості системи багатовимірних векторів можна стверджувати про існування внутрішніх лінійних зв'язків між значеннями процесу. Формально це виражається в тому, що часовий ряд задовольняє лінійне різницеве рівняння з постійними коефіцієнтами. Це представлення дає змогу будувати прогноз вихідного ряду і аналізувати багатовимірні часові ряди. Для часових рядів, що отримані з періодичних функцій, метод дає результати, близькі до результатів гармонічного аналізу Фур'є [3]. Однією з найбільших переваг цього методу є відсутність вимоги апріорного знання моделі ряду, що майже не впливає на якість отриманих результатів.

Класичний алгоритм сингулярного спектрального аналізу можна розбити на кілька кроків: вкладення, сингулярний розклад, групування і діагональне усереднення (відновлення) [3]. При цьому здійснюється розгортка одновимірного ряду в багатовимірний, аналіз головних компонентів – сингулярний розклад отриманого перед цим багатовимірного ряду, відбір головних компонентів і відновлення одновимірного ряду. Основним параметром цього алгоритму є так звана довжина вікна  $L$ , причому  $1 < L < N$ , де  $N$  – розмірність часового ряду. Результатом алгоритму є розбиття часового ряду на адитивні складові. Докладніше з роботою алгоритму можна ознайомитися у [3]. Використання цього алгоритму дає змогу виокремити окремі адитивні компоненти вихідного ряду, зокрема тренд та шум. Недоліком класичного алгоритму сингулярного спектрального аналізу є тривалий час та складність обчислення, оскільки у ньому здійснюється ітеративна адаптація та розв'язання систем нормальних рівнянь.

Аналіз існуючих нейромереж [4–6] показав, що для реалізації сингулярного спектрального аналізу доцільно використовувати нейромережу, побудовану на основі парадигми моделі геометричних перетворень (МГП). Така реалізація позбавлена недоліків, які притаманні класичному алгоритму сингулярного спектрального аналізу.

В основу парадигми МГП покладено принцип представлення гіперповерхонь відгуків в ортогональних системах координат, які максимально збігаються з основними вимірами гіперповерхонь. Близьким аналогом нейромережі на основі парадигми МГП є двошаровий перцептрон автоасоціативного типу, який побудований за методом "звуженого горла". У загальному випадку "звуженого горла", коли число нейронних елементів прихованого шару менше за число входів, перетворення вхідних векторів у ідентичні їм вихідні відбувається з певною похибкою. Перевага мережі МГП полягає у тому, що для її реалізації режим "звуженого горла" не є обов'язковим, отже, існує можливість точного (з нульовою методичною похибкою) відображення векторів вхідних сигналів у вектори вихідних, з одночасним виділенням на виходах

нейронних елементів прихованого шару сигналів всіх компонентів інформаційного об'єкта [6].

На вході мережі МГП подають одночасно всі компоненти наявних векторів вибірки, ці ж компоненти повторюються як вихідні сигнали тренувальних векторів мережі для здійснення навчання. Вихідні сигнали нейронних елементів відображають сигнали головних компонентів. Детально алгоритм навчання та функціонування мережі МГП розглянуто у [6, 7].

У мережі МГП гіперповерхні відгуку є гіперплощинами, додатковий вимір моделі повністю визначається шумовими компонентами та похибками заокруглень. Результати застосування МГП – основні виміри гіперплощини – збігаються з результатами, отриманими за допомогою відомих методів аналізу головних компонентів. Крім цього, застосування мережі МГП надає низку переваг, зокрема цей метод швидкий, неітеративний, без нагромадження похибок і помітних обмежень на вимірність, відпадає потреба в розв'язках систем нормальних рівнянь, або у здійсненні ітеративної адаптації.

**Розроблення нейромережових засобів сингулярного спектрального аналізу для збільшення точності давачів відстані.** Для оцінювання параметрів динамічних об'єктів в умовах завад та неповної інформації потрібно розробити нейромережові засоби сингулярного спектрального аналізу. Як динамічний об'єкт розглянемо давачі відстані, які широко застосовують у багатьох системах, зокрема вони є незамінними компонентами мобільних робототехнічних систем. У робототехнічних системах можуть використовувати ультразвукові, лазерні та інші типи давачів відстані, які відрізняються між собою точністю вимірювання. З огляду на завади, які зумовлені як конструкцією самого давача, так і впливом зовнішнього середовища, у роботі давачів відстані виникають певні шуми, які зменшують точність вимірювання. Пропонуємо для збільшення точності вимірювання давачів відстані виявити та видалити шуми у вихідному сигналі за допомогою нейромережового сингулярного спектрального аналізу.

Для вимірювання відстані в мобільній робототехнічній системі, яку розроблено для дистанційного дослідження об'єктів, використовують ультразвуковий давач, який має такі параметри: максимальна відстань виявлення перешкоди – 2 м, діаграма спрямованості – 30°, похибка вимірювання – 2%.

Вхідні дані (виміри) для нейромережового сингулярного спектрального аналізу було отримано з давача, який закріплений на нерухомій платформі, до рухомої перешкоди. Для оцінювання даних з давача було отримано 934 пари значень, де перший елемент пари – відстань, виміряна давачем, а другий – дійсна відстань. З давача отримуємо значення часу проходження ультразвукового сигналу, яке переводиться у відстань шляхом ділення на заданий коефіцієнт. Дані з давача наведено на рис. 1, де по осі  $x$  є номери вимірів, а по осі  $y$  – виміряні значення.

При цьому середньоквадратична похибка виміряних даних порівняно з дійсними, становить 1,96%. Розроблення нейромережі для підвищення точності вимірювання давачів відстані будемо здійснювати на основі базової структури мережі МГП [6], яку наведено на рис. 2.

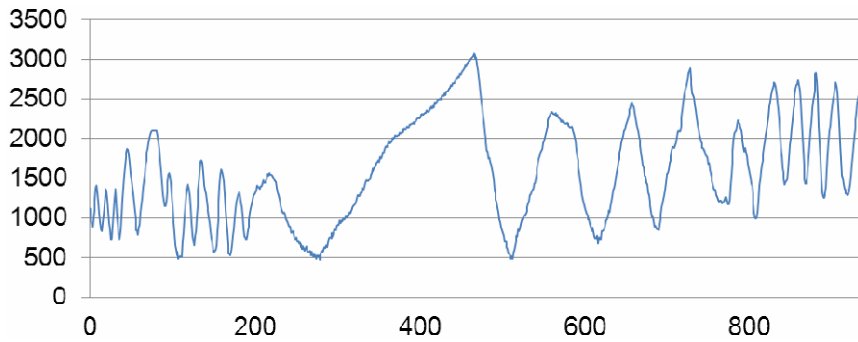


Рис. 1. Графік даних з давача відстані

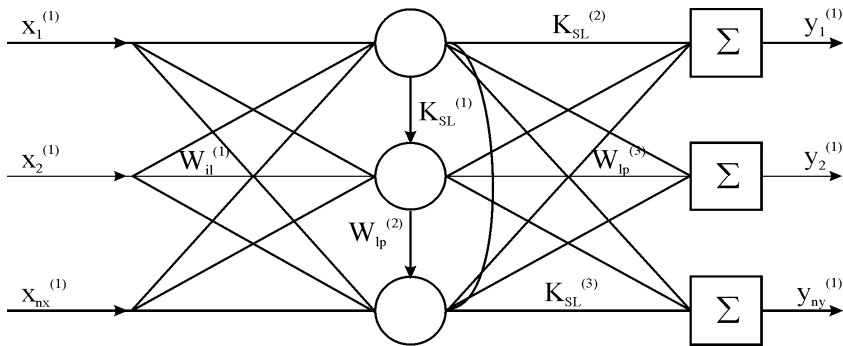


Рис. 2. Базова структура неймережі МГП з проективними та впорядкованими латеральними зв'язками [6]

Адаптація базової структури мережі МГП для збільшення точності давачів відстані шляхом використання сингулярного спектрального аналізу здійснюється за чотири етапи.

На першому етапі експериментальним шляхом визначають розмір вікна  $L$ , тобто, кількість головних компонентів, на які буде розкладатися сигнал. Вибір розміру вікна здійснюють так, щоб забезпечити найоптимальніші результати покращення точності. У нашому випадку експериментально (шляхом порівняння результатів обчислення для різних розмірів вікна) було визначено, що найкращі результати мережа забезпечує за розміру вікна десять, тобто, коли вхідний сигнал розкладається на десять головних компонентів. При цьому неймережа МГП, яка реалізує сингулярний спектральний аналіз для підвищення точності вимірювання, буде складатися з трьох шарів, кожен з яких містить десять нейронних елементів.

На другому етапі здійснюється програмна реалізація неймережі МГП з параметрами, визначеними на першому етапі. Основою цієї програми є базове ядро, розроблене фірмою "Sapienware Ltd". [8], яке реалізує базові алгоритми навчання та функціонування мережі МГП. Розроблення програмної неймережі для здійснення сингулярного спектрального аналізу здійснюють мовою програмування C# шляхом реалізації інтерфейсу користувача та налаштування базового ядра для задачі збільшення точності давачів відстані.

На третьому етапі шляхом подання на вхід розробленої програмної неймережі даних з давача відстані (рис. 1) отримуємо десять головних компонентів вхідного сигналу, графіки яких подано на рис. 3. Порівняння отриманих головних компонентів з початковими даними (рис. 1) показує, що перший елемент майже повторює форму вхідного сигналу (тобто, він є трендом), а наступні компоненти все менше на нього подібні. Останні головні компоненти, радше за все, є звичайним шумом.

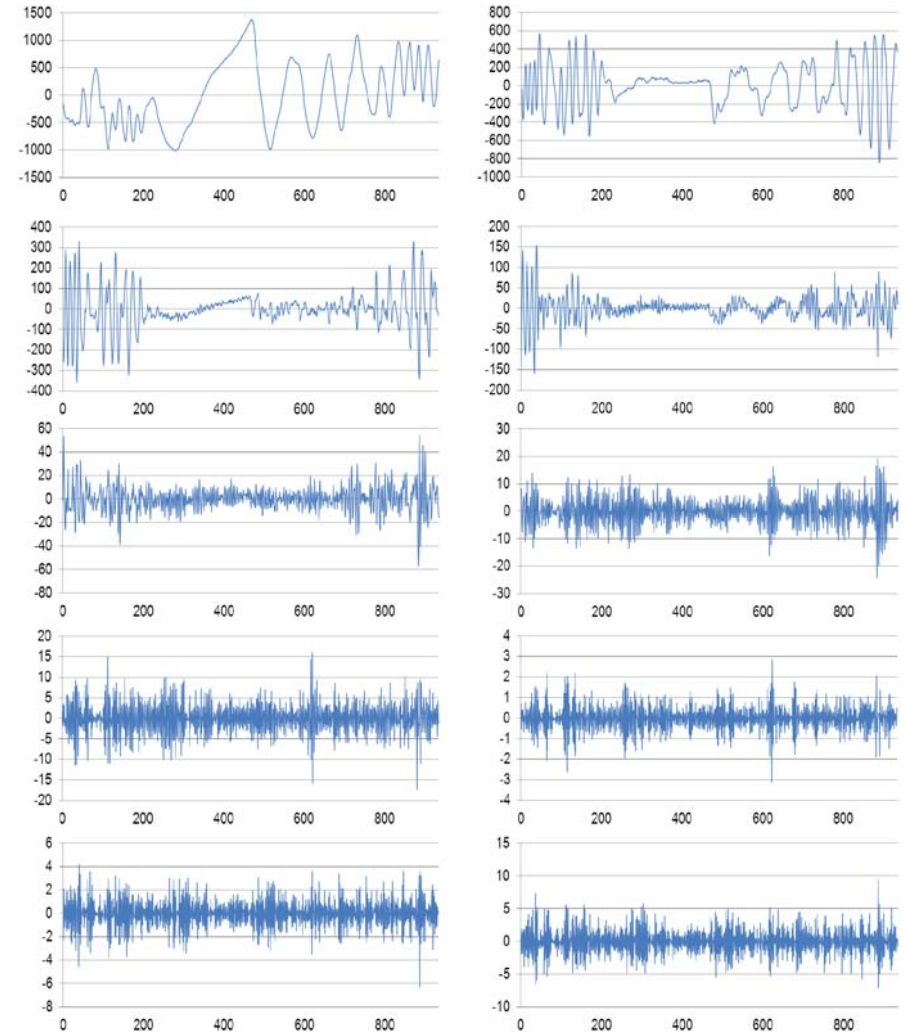


Рис. 3. Графіки десяти головних компонентів сигналу з давача відстані

Значення відстані, отримане з давача, є сумою значень всіх десяти головних компонентів та певної константи. Ця константа обчислюється при

навчанні нейромережі, а значення всіх головних компонентів є відхиленням в більший або менший бік від цієї константи.

Четвертий етап полягає в отриманні вимірних відстаней з підвищеною точністю. Підвищення точності вимірних даних здійснюється шляхом відкидання з початкового сигналу тих головних компонентів, які є шумом і не несуть корисної інформації. Для цього потрібно від значення початкового сигналу віднімати значення головних компонентів, починаючи з останнього, і дивитися, за якого значення похибка вимірних даних відносно дійсного значення є мінімальною. Обчислені значення середньоквадратичних похибок вимірювання наведено у табл.

**Табл. Середньоквадратична похибка вимірних відстаней з врахуванням різної кількості головних компонентів.**

Кількість врахованих ГК	Похибка відносно реальних даних, %
10	1,96
9	1,95
8	1,95
7	1,95
6	1,93
5	1,87
4	1,77
3	0,79
2	4,89
1	15,22

За результатами, наведеними у табл., можна однозначно сказати, що корисну інформацію несуть тільки перші три головні компоненти. Отже, за допомогою використання нейромережевого сингулярного спектрального аналізу нам вдалося зменшити похибку вимірювання відстаней, отриманих з ультразвукового давача, з 1,96 % до 0,79 %.

**Висновки:**

1. Використання сингулярного спектрального аналізу є доцільним у задачах оцінювання та прогнозування вихідних параметрів динамічних об'єктів, особливо у випадку, коли невідомими є кількість та співвідношення впливу вхідних параметрів на систему.
2. Нейромережевий сингулярний спектральний аналіз має низку переваг порівняно з класичними методами: він є швидким, неітеративним, без нагромадження похибок і помітних обмежень на вимірність. Зокрема, використання нейромережевого сингулярного спектрального аналізу забезпечило значне зменшення похибки вимірювань, отриманих з ультразвукового давача відстані – з 1,96 % до 0,79 %.
3. Подальші дослідження доцільно робити в напрямку короткотермінового прогнозування вихідних даних давача відстані на основі попередніх знешумлених даних з цього давача.

**Література**

1. Федосов Б.Т. Классификация и свойства динамических объектов / Б.Т. Федосов. [Электронный ресурс]. – Доступный с [http://www.model.exponenta.ru/bt/bt\\_00414\\_Din\\_Obj\\_1.htm](http://www.model.exponenta.ru/bt/bt_00414_Din_Obj_1.htm).  
 2. Гусеница SSA. [Электронный ресурс]. – Доступный с [http://www.wiki.tntu.edu.ua/Гусеница\\_SSA](http://www.wiki.tntu.edu.ua/Гусеница_SSA).

3. Мартко Е.О. Сингулярный спектральный анализ как метод моделирования электрической загрузки / Е.О. Мартко, И.В. Белицын // Ползуновский вестник. – Барнаул. – 2009. – № 4. – С. 76-85.  
 4. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – Изд. 2-ое, [стер.] / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М. : Изд-во "Горячая линия-Телеком", 2002. – 382 с.  
 5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс : пер. с англ. / С. Хайкин. – Изд. 2-ое, [перераб. и доп.]. – М. : Изд. дом. "Вильямс", 2006.  
 6. Ткаченко Р.О. Моделирование методами нейронных сетей : навч.-метод. посібн. / Р.О. Ткаченко, П.Р. Ткаченко, Н.О. Мельник. – Львів : Вид-во ЛІБС УБС НБУ, 2010. – 114 с.  
 7. Ткаченко Р.О. Неітеративне навчання нейронних мереж прямого поширення / Р.О. Ткаченко, І.Ю. Юрчак, Ю.В. Цимбал // Вісник Державного університету "Львівська політехніка". – Сер.: Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика. – Львів : Вид-во ДУ "Львівська політехніка". – 2099. – № 380. – С. 109-115.  
 8. Sapienware – Software solutions with focus on engineering field and scientific investigations. [Electronic resource]. – Mode of access <http://www.sapienware.net/>.

**Скорохода А.В., Андриецкий Б.Р., Цмоць И.Г., Ткаченко Р.А. Средства оценки параметров динамических объектов на базе нейросетевого сингулярного спектрального анализа**

Показана целесообразность использования сингулярного спектрального анализа для оценки параметров динамических объектов, проведен анализ и выбрана нейросетевая парадигма для реализации сингулярного спектрального анализа, разработаны программная нейросеть модели геометрических преобразований и процедура ее адаптации к задаче повышения точности измерения расстояний в условиях помех и неполной информации.

**Ключевые слова:** динамические объекты, сингулярный спектральный анализ, модель геометрических преобразований, датчики расстояния.

**Skorokhoda O.V., Andriyetsky B.R., Tsmots I.G., Tkachenko R.A. Means of estimating the parameters of dynamic objects based on neural network singular spectrum analysis**

Expediency of using singular spectral analysis for estimating the parameters of dynamic objects has been shown, based on the analysis neural network paradigm for realization of singular spectrum analysis has been chosen, software neural network model of geometric transformations and procedure of its adaptation to the problem of improving the accuracy of measuring distances in conditions of noise and incomplete information have been developed.

**Keywords:** dynamic objects, singular spectrum analysis, model of geometric transformations, distance sensors.

УДК 631.11:65.18+012.12]

**Здобувач С.І. Странчук<sup>1</sup> – Харківський НАУ ім. В.В. Докучаєва**

**ВИКОРИСТАННЯ АВС-XYZ-АНАЛІЗУ В ДОСЛІДЖЕННЯХ ЕФЕКТИВНОСТІ МАРКЕТИНГОВОЇ ТОВАРНОЇ ПОЛІТИКИ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ ПІДПРИЄМСТВ**

Наведено методику застосування АВС-XYZ-аналізу стосовно продукції рослинництва у сільськогосподарських підприємствах Харківської області. Виділено критерії для визначення ранговості продукції та рівня її стабільності. Визначено за допомогою матриці АВС-XYZ-аналізу шляхи підвищення рівня ефективності товарної політики сільгоспідприємств регіону та окреслено можливі стратегічні напрямки щодо подальшої її раціоналізації.

<sup>1</sup> Наук. керівник – доц. Л.О. Ломовських, канд. екон. наук