

Важливим знаряддям підвищення економічної ефективності та забезпечення екологічної стійкості зерновиробництва є синергетична взаємодія рослинницької та тваринницької галузей. Тваринницькі господарства є споживачем продукції рослинницької галузі і, одночасно, забезпечують цю галузь органічними добривами. Підживлення посівних площ органічними добривами сприятиме нарощуванню гумусового шару ґрунту, підвищенню родючості ґрунту та підвищенню врожайності зернових культур. Через низьку рентабельність тваринницька галузь потребує правової та фінансової допомоги від держави. Така підтримка забезпечить одночасне синергетичне зростання як тваринницької так і рослинницької галузей економіки України.

### **Список використаних джерел**

1. Бачишина Л. Д. Трансформація зерновиробництва в Україні : фактори впливу. [Електронний ресурс]. «Ефективна економіка». 2018 р. №3. URL: <http://www.economy.nayka.com.ua>
2. Грицюк П.М. Бачишина Л.Д., Моделювання динаміки урожайності зернових культур для областей України. Зб. наук. праць «Моделювання та інформаційні системи в економіці». Вип. 91. Київ, КНЕУ, 2015. с. 189-199.
3. Електронний ресурс. URL : <https://latifundist.com/novosti/41430-zemelnye-resursy-ukrainy-nahodyatsya-v-kriticheskom-sostoyanii--naan>
4. П. М. Грицюк, Т. Ю. Бабич. Геоінформаційні системи і технології. Навчальний посібник. Рівне: НУВГП, 2014. 239 с.

**Безкоровайний В. С.,**

**Куліда В. І.,**

**Дербенцев В. Д.**

*к.е.н., професор*

*ДВНЗ «Київський національний економічний університет  
імені Вадима Гетьмана», м. Київ*

### **МОНІТОРИНГ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМИКИ ЧАСОВИХ РЯДІВ ВАЛЮТНИХ КОТИРУВАНЬ**

Для вирішення завдання моніторингу стану та прогнозування динаміки валютного ринку нами було обрано методологію та апарат цифрової обробки сигналів, який вже тривалий час вико-

ристовуються в прикладних дослідженнях для обробки растрових зображень, в голографії, аналізі медичних сигналів тощо [1].

Такий підхід дозволяє позбутися певних недоліків класичних економетричних та статистичних методів, зокрема, дає змогу ефективно очищати вихідний часовий ряд валютних котирувань від випадкових коливань і відображати стан ринку, тобто певні рівні, які характеризуються величиною (амплітудою) і тривалістю (періодом).

Існування станів ринку пов'язано з концепціями циклічності розвитку економіки і періодичністю економічних явищ і процесів, таких як публікація фінансової інформації держав, сезонні коливання, тощо.

Подібне уявлення сигналу у вигляді набору рівнів котирувань дозволяє ефективно користуватися сучасними методами прогнозування, зокрема, такими, як кусково-неперервні функції Уолша [2-3].

Кожен рівень або деякий діапазон рівнів Уолша можна вважати станом системи. Перевагами запропонованого підходу з точки зору здійснення короткострокового прогнозу є, зокрема, відсутність ринкового шуму в обробленому сигналі. Окрім цього, зручна форма обробленого сигналу у вигляді сходинок рівної довжини дозволяє використовувати теорію марківських ланцюгів для прогнозування динаміки валютного ринку [4-5].

Для цього в якості сигналу  $D_w(k-1)$  будемо розглядати різницю між суміжними рівнями графічної статистичної моделі [2]:

$$D_w(k-1) = W_k - W_{k-1} \quad (1)$$

Весь діапазон зміни сигналу розбивається на інтервали певної ширини  $H$ , починаючи від деякого мінімального рівня  $Min$ :

$$Min = round(\min(D_w) - (D_w / H)) \quad (2)$$

Кожний  $i$ -тий інтервал вважається станом ланцюга Маркова, який характеризується чисельним значенням  $D_w^i$ :

$$D_w^j = Min + (j - 1/2) \times H \quad (3)$$

На наступному кроці підраховується кількість точок, що потрапили у кожний інтервал, та кількість переходів з одного інтервалу (стану) в інший –  $n_{ij}$ . На підставі цієї інформації визначаються ймовірності переходу з одного стану в інший  $p_{ij}$ , та будується матриця перехідних ймовірностей  $T = [p_{ij}]$ :

$$p_{ij}(k) = \frac{n_{ij}}{\sum_{i=1}^N n_{ij}}, \quad i, j = 1, 2, 3 \dots N \quad (4)$$

Для прогнозування наступного цінового рівня визначаємо, в який стан  $i$  потрапило це значення, беремо обчислені на попередньому кроці ймовірності переходів з цього стану  $p_{ij}$ , зважуємо по цих ймовірностях значення приростів  $D_j$ , і отримуємо прогнозоване значення сигналу:

$$D_{i+1} = \sum_{j=1}^M p_{ij} \times D_j \quad (5)$$

Ця величина додається до абсолютного значенням попереднього цінового рівня, тим самим визначається його прогнозоване значення:

$$W_{k+1} = W_k + D_w(k) \quad (6)$$

Таким чином, модель прогнозування валютних котирувань має вигляд (1)-(6).

Підсумовуючи, зауважимо, що оскільки початкові ймовірності можна розуміти як ймовірності того чи іншого можливого «старту», то елементарний марківський процес ціноутворення можна розглядати як «миттєвий» відгук ринку на зовнішній вплив з напрямом руху ціни активу по диференціалу між реальною та очікуваною ціною.

Після завершення марківських процесів ціноутворення до ринку повертається пам'ять, тим самим наступна динаміка ринку багато в чому обумовлена груповою свідомістю учасників ринку. Якщо ця свідомість значно структурована, то можливе зародження сильних проміжних трендів, які супроводжуються турбулентністю ціни досліджуваного котирування.

### **Список використаних джерел**

1. Smith Steven W., Digital Signal Processing: A Practical Guide for Engineers and Scientists / Smith S.W. – 2013. – 650 p.
2. Безкоровайний В.С., Дербенцев В.Д. Моніторинг стану валютно-го ринку з використанням кусково-неперервних функцій // Проблеми системного підходу в економіці. – 2017. – № 6(62). – С. 162-166.

3. Безкорвайний В.С., Дербенцев В.Д. Використання стану валютного ринку з використанням кусково-неперервних функцій / Моніторинг, моделювання та менеджмент емерджентної економіки: Зб. наук. пр. Сьомої Міжнародної наук.-практ. конф., Одеса – Черкаси, 23–25 травня 2018 р. – С.37-41.

4. Privault Nicolas, Understanding Markov Chains: Examples and Applications (Springer Undergraduate Mathematics Series) / Privault N. – 2013. – 354 p.

5. Ганчук А.А. Методи прогнозування : навчальний посібник / А.А. Ганчук, В.М. Соловійов, Д.М. Чабаненко – Черкаси: Брама-Україна, 2012. – 140 с.

**Бень В. П.,**  
*провідний спеціаліст АТ «МОТОР СІЧ», м. Запоріжжя*

## **ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ MACHINE LEARNING ПРИ ПОБУДОВІ СКОРИНГОВИХ МОДЕЛЕЙ**

Основою побудови скорингових моделей є аналіз різних видів інформації, що накопичується у банківських установах, стосовно позичальників. Кількість такої інформації може сягати кількох тисяч параметрів по кожному клієнту. Крім того, останнім часом активно розвиваються додаткові джерела та види інформації, які доцільно використовувати при побудові скорингових систем. Така специфіка інформаційної бази вимагає розробки нових підходів стосовно її обробки та аналізу.

За традиційним підходом, побудова скорингових моделей здійснюється на основі класичних методів статистичного аналізу. Однак останнім часом більшу увагу приділяють новим підходам обробки інформації, зокрема технологіям machine learning. До переліку моделей machine learning відносяться зокрема ансамблеві технології. Ансамблем моделей називається процедура поєднання результатів кількох окремих моделей (експертів) на основі певного алгоритму. На сьогодні розроблено та описано значну кількість різноманітних видів ансамблів, які різняться за алгоритмами побудови [1, 2]. Ансамблі моделей застосовують у випадках, коли одна модель не дає результатів задовільної якості. Найбільш простим алгоритмом побудови ансамблю є використання