

3. Коптелов А. К., Шматалюк А. Е.. Технологии управления бизнес-процессами.— <http://businessprocess.narod.ru/index2.htm>
4. Истоки BPMS. — <http://bpms.ru/library/articles/roots/index.html>
5. Система управления бизнес-процессами (BPM). <http://www.bi-telecom.ru/solutions/bpms>
6. Менеджмент ИТ. BPM со всех сторон. Ежегодная конференция «Управление БП на предприятии: интеграция в корпоративные системы»
7. Андреев В. Автоматизация бизнес-процессов — светлое будущее отечественных компаний. — <http://www.osp.ru/cio/2008/01/4744043>
8. Сервисно-ориентированная архитектура (SOA) для интеграции корпоративных информационных систем. <http://www.bi-telecom.ru/solutions/soa>
9. Усиление роли систем управления бизнес-процессами (BPM) при формировании SOA. — <http://magazine.keyintegrity.com/2007/07/usilenie-rol-i-sistem-upravleniya-biznes-processami-bpm-pri-formirovanii-soa/#more-56>
10. IT-инфраструктура банка: зачем SOA в кризис? <http://www.prostobankir.com.ua/it/stati>

Статтю подано до редакції 19.04.10 р.

УДК 519.21 : 519.246.8

П. М. Грицюк, канд. фіз.-мат. наук,
Національний університет водного господарства
та природокористування

СТАТИСТИЧНИЙ АНАЛІЗ КЛАСТЕРІВ У ЧАСОВИХ РЯДАХ ВРОЖАЙНОСТІ ЗЕРНОВИХ

АНОТАЦІЯ. Використовуючи методику бінарних символічних ланцюгів проведено дослідження статистики кластерів у часових рядах врожайності озимої пшениці. Це дозволило оцінити ступінь стохастичності кожного часового ряду та віднести його до одного з відомих класів випадкових чи детермінованих процесів.

ANNOTATION. Using a binary symbolical sequences technique clusters statistics in winter wheat yields time series is researched. It has allowed to estimate the stochasticity degree for each time series and to refer it to one of the known classes of stochastic or determined processes.

КЛЮЧОВІ СЛОВА. Часові ряди врожайності, бінарні символічні ланцюги, статистика кластерів, часові кореляції.

1. Метод символічних ланцюгів. У зв'язку з необхідністю розробки адекватних методів прогнозування врожайності зернових культур виникає потреба в оцінці ступеня випадковості від-

повідних часових рядів. Найчастіше така оцінка виконується через розрахунок коефіцієнта Херста H . Однак довжина часових рядів врожайності (53 роки) є недостатньою для отримання статистично значимого значення коефіцієнта H . Тому є актуальною проблема коректної оцінки ступеня випадковості коротких часових рядів. У даній роботі пропонується новий метод вирішення цієї задачі, який ґрунтується на методиці статистичного аналізу бінарних символічних послідовностей.

Часові ряди врожайності характеризуються ефектом довгої пам'яті (є автокорельованими). Системи з далекодіючими просторовими і/або часовими кореляціями (long-range correlations system — LRCS) інтенсивно вивчаються у сучасній теорії динамічних систем та математичній статистиці. Ці системи є об'єктом дослідження у фізиці, біології, економіці, лінгвістиці, соціології, географії, психології. LRC-системи зазвичай характеризуються складною структурою і складаються з декількох підсистем. У даний час не існує єдиної загальноприйнятої теоретичної моделі, яка б адекватно описувала динамічні і статистичні властивості LRC-систем. Один з ефективних методів дослідження корельованих систем базується на декомпозиції простору станів у скінченний набір елементів, позначених певними символами (літерами деякого алфавіту). Ця процедура відома під назвою «виділення зерен» (coarse graining) супроводжується втратою короткодіючої пам'яті між станами системи але не послаблює далекодіючих кореляцій. Таким чином переходять від вивчення реальної траєкторії динамічної системи у фазовому просторі до вивчення відповідної символічної послідовності. Кожна з таких послідовностей може трактуватися як певний «текст», який відображає властивості динамічної системи. Таким чином задача зводиться до дослідження статистичної структури символічної послідовності. Цей метод, відомий також під назвою «метод символічних ланцюгів», застосовують для досліджень як дискретних, так і неперервних систем [1—3]. Найпростіший варіант декомпозиції базується на введенні двох станів фазового простору, які позначаються символами 0 і 1. При цьому проблема зводиться до дослідження статистичних властивостей бінарних символічних ланцюгів.

2. Методи оцінки ступеня персистентності часових рядів врожайності. Застосуємо описану вище методику до дослідження динаміки врожайності зернових культур. Попередні дослідження часових рядів врожайності озимої пшениці показали, що ці ряди є персистентними, тобто володіють ефектом довготривалої пам'яті [4]. У даній роботі ми спробуємо підтвердити

цей висновок методом статистичного дослідження символічних ланцюгів. Найбільш виразно динаміка врожайності прослідковується при дослідженні річних змін (приростів або спадів) урожайності. Тому дана методика була поширена на дослідження персистентності рядів різниць врожайності.

Слід зауважити, що як часові ряди врожайності, так і часові ряди приростів врожайності не підкоряються нормальному розподілу. Особливістю часових рядів приростів врожайності є так звані «важкі хвости». Гістограма ряду різниць врожайності для областей України (дані за останні 53 роки, всього 1300 значень) відрізняється від гістограми нормального розподілу з тим же середнім і дисперсією. У центральній області фактичний розподіл на відміну від нормального більш витягнутий вгору, тобто ми маємо більшу ймовірність малих значень приростів, в області середніх значень фактичний розподіл має меншу ймовірність, ніж нормальний, і на «хвостах» (особливо, на правому) він має більшу ймовірність (рис. 1).

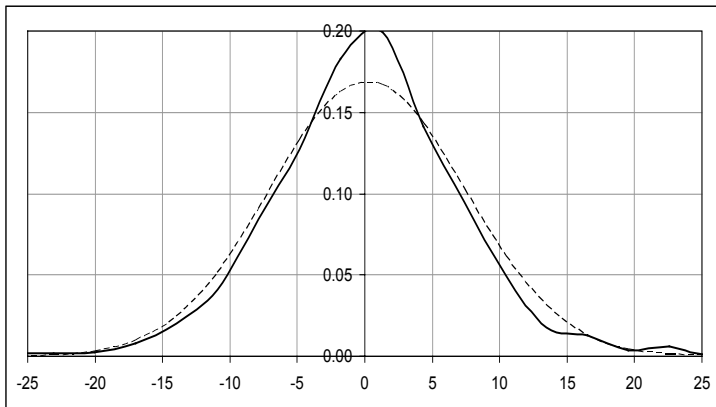


Рис. 1. Відмінність фактичного розподілу приростів урожайності (суцільна лінія) від нормального закону розподілу (штрихова лінія)

Найпоширенішим методом числової оцінки ефектів довготривалої пам'яті та персистентності є визначення коефіцієнта Херста H [5]. Однак, для отримання статистично значимих значень H необхідно мати часовий ряд протяжністю у кілька сотень елементів. Такі ряди не завжди доступні дослідникам економічної динаміки. У зв'язку з цим виникає проблема оцінки ефекту довготривалої пам'яті у часових рядах невеликої довжини (кілька десят-

ків елементів). Було запропоновано кілька варіантів вирішення цієї проблеми, які ґрунтуються на різних означеннях фрактальної розмірності [6, 7]. Ми пропонуємо вирішення цієї проблеми методом дослідження статистики бінарних символічних послідовностей. Раніше цей підхід був нами використаний з метою побудови прогнозової моделі рядів врожайності [8].

3. Бінарне кодування часових рядів приростів урожайності.

Розглянемо деякий модельний часовий ряд $\{x_i\} = x_1, x_2, \dots, x_n$. Побудуємо ряд перших різниць (ряд приростів) $y_1 = x_2 - x_1, y_2 = x_3 - x_2, \dots, y_{n-1} = x_n - x_{n-1}$. Розглянемо деякий спеціальний випадок, при якому прирости є незалежними, тобто початковий ряд x_1, x_2, \dots, x_n є рядом з незалежними приростами. Цей ряд описує процес з незалежними приростами (випадкове блукання або ж мартингал). Коефіцієнт Херста H для ряду $\{y_i\}$ дорівнює 0,5. Наша ідея полягає у тому, щоб дослідити статистику ряду $\{y_i\}$ і порівняти її із реальною статистикою ряду різниць врожайності. Різниця двох статистик може служити оцінкою ефекту довгої пам'яті.

Ряд перших різниць можна закодувати бінарною послідовністю $\{a_i\}$, яка складається з символів 0 і 1: $a_i = \{0,1\}$. Символ «1» відповідає приросту врожайності, символ «0» — спаду врожайності. Таким чином, динаміка врожайності буде являти собою ймовірнісне середовище з арифметичним ростом (адитивна система). Типовими прикладами такого середовища можуть бути також динаміка річних стоків, динаміка сонячної активності, динаміка опадів. Ці середовища кардинально відрізняються від середовищ із геометричним ростом, у яких кожен наступний приріст множиться на попередній (мультиплікативна система). Характерним представником таких середовищ є фінансові часові ряди. У випадку двох можливих результатів (приріст—спад) маємо біноміальний сценарій — ланцюги довжиною n з k приростами та $n-k$ спадами. Ймовірність приросту (будемо вважати її незмінною) позначимо p , а ймовірність спаду $q = 1 - p$. Таким чином, у рамках нашої моделі, динаміка врожайності слідує адитивному біноміальному процесу з дискретним часом. Якщо ми не використовуємо ніяких додаткових ймовірнісних моделей, то бінарне дерево відображає послідовність незалежних випробувань (схему Бернуллі): на кожному інтервалі тривалістю Δt нібито відбувається випадковий дослід, у результаті якого врожайність

може або вирости, або ж зменшитися. При цьому «траєкторія» руху врожайності характеризується випадковими блуканнями по решітці, утвореній гілками бінарного дерева.

4. Кластери в бінарних символічних ланцюгах. Розглянемо гомогенну стаціонарну бінарну послідовність символів $a_i = \{0,1\}$. $i = 1 \div n$. Гомогенність ланцюга передбачає незалежність його властивостей від біжучого індекса i . Визначимо слово довжини m як набір послідовних бінарних символів — $\{a_{i-m}, a_{i-m+1}, \dots, a_{i-1}\}$.

Всього є 2^m варіантів різних слів довжиною m , які відрізняються різним розміщенням символів 0 і 1. Проведемо дослідження гомогенної стаціонарної бінарної послідовності на предмет наявності регулярних включень (кластерів, серій). Під 1-кластером будемо розуміти послідовність кількох, підряд розташованих одиниць, зліва і справа обмежених нулями. Виняток становлять лише початковий кластер, який починається рядом одиниць і закінчується нулем, і кінцевий кластер, який є рядом одиниць, розміщених після нуля. Іншими словами, 1-кластер — це слово, складене лише з одиниць. У подальшому тексті ми будемо позначати його терміном «кластер». Наприклад, послідовність (1010001011100001) можна розділити на кластери наступним чином (1010001011100001) = 1 + 0 + 1 + 000 + 1 + 0 + 11 + 0000 + 1. У силу симетрії, всі отримані при дослідженні результати будуть справедливими і для кластерів, складених із нулів. Якщо поява різних фрагментів однакової довжини не є рівноімовірною, це дає підстави говорити про невивадковість процедури, яка генерує досліджуваний процес. Чим більше регулярних включень (кластерів) містить послідовність $\{a_i\}$, тим меншим є її ступінь випадковості.

5. Статистика кластерів у бінарних ланцюгах. Необхідно знайти відповідь на наступне запитання: скільки 1-кластерів довжиною m можна розмістити у всеможливих варіантах бінарної послідовності довжиною n , якщо ймовірність появи символу 1 налюбій з позицій однакова і становить p ?

Є два варіанти розташування 1-кластера довжиною m . Перший — кластер, обмежений з обох сторін нулями, знаходиться всередині послідовності. Ймовірність такої конфігурації становить $p^m(1-p)^2$. Кількість позицій, на яких може бути розташований такий кластер, — $(n-m-1)$. Другий варіант розташування кластера — кластер знаходиться на початку або в кінці послідовності. Ймовірність такої конфігурації становить $p^m(1-p)$. Кількість по-

зицій, на яких може бути розташований такий кластер, — 2. Отже, середньостатистична кількість кластерів довжиною m , які можуть з'явитися у бінарній послідовності довжиною n при імовірності p появи символу 1 визначається співвідношенням:

$$P(n, m, p) = (n - m - 1) \cdot p^m \cdot (1 - p)^2 + 2p^m \cdot (1 - p). \quad (1)$$

Загальна кількість кластерів довжини m у всеможливих варіантах послідовностей довжиною n становить:

$$K(n, m, p) = 2^n \cdot P(n, m, p). \quad (2)$$

У випадку $p = \frac{1}{2}$ співвідношення (1) — (2) спрощуються до наступного вигляду:

$$P(n, m) = \frac{n - m + 3}{2^{m+2}}; \quad (3)$$

$$K(n, m) = 2^{n-m-2} \cdot (n - m + 3). \quad (4)$$

Необхідно зауважити, що співвідношення (1) — (4) є справедливими у випадку $m \leq n$. Для випадку $m = n$ ці співвідношення набувають іншого виду:

$$P(n, m) = \frac{1}{2^n}; \quad K(n, m) = 1. \quad (5)$$

6. Відносна частота кластерів різної довжини. У рамках нашої моделі, регулярні включення бінарної послідовності характеризують трендостійкість часового ряду. Кластер одиничної довжини відповідає динаміці типу «спад—приріст—спад», або ж «приріст—спад—приріст», тобто антиперсистентній поведінці. Кластери з довжиною більшою від одиниці відповідають персистентній поведінці часового ряду. У зв'язку з дослідженням ефекту персистентності представляє інтерес наступне питання: яку частину всіх кластерів довжиною від 1 до n , які можна розмістити всередині бінарної послідовності, складеної із n символів, становлять кластери одиничної довжини? У перекладі на мову динаміки часового ряду це питання буде звучати так: який тип

динаміки є характерним для даного ряду — персистентний, для якого характерні серії підйомів і спадів, чи антиперсистентний, для якого є характерним часте чергування приростів і спадів? Для отримання відповіді на поставлене питання необхідно оцінити загальну кількість усіх кластерів довжина яких змінюється від 1 до n . Використовуючи методи сумування степеневих рядів ми отримали наступну рівність:

$$\sum_{m=1}^{n-1} [(n-m-1) \cdot p^m \cdot (1-p)^2 + 2p^m \cdot (1-p)] + p^n = np \cdot (1-p) + p^2. \quad (6)$$

Отже, загальна кількість усіх кластерів довжиною від 1 до m у всеможливих варіантах послідовностей довжиною n становить:

$$S(n, m, p) = 2^n \cdot (np \cdot (1-p) + p^2). \quad (7)$$

У випадку $p = \frac{1}{2}$ співвідношення (7) набирає наступного вигляду:

$$S(n, m) = 2^{n-2} \cdot (n+1). \quad (8)$$

Використовуючи співвідношення (4) і (8) можна оцінити, яку частку z_i від всіх регулярних фрагментів становлять кластери довжиною 1, 2, ..., n у випадку рівної імовірності появи символів 0 і 1. Виконуючи ділення, отримуємо:

$$z_m = \frac{1}{2^m} \cdot \frac{n+3-m}{n+1}. \quad (9)$$

тобто

$$z_1 = \frac{1}{2} \cdot \frac{n+2}{n+1}; \quad z_2 = \frac{1}{4}; \quad z_3 = \frac{1}{8} \cdot \frac{n}{n+1}; \quad \dots \quad z_{n-1} = \frac{1}{2^{n-1}} \cdot \frac{4}{n+1} \quad \text{і} \quad z_n = \frac{1}{2^n}.$$

Для випадку $n \rightarrow \infty$ отримуємо очікувану рівність:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} z_m = \frac{1}{2^m}. \quad (10)$$

Отримані співвідношення наглядно ілюструють табл. 1 та 2.

Таблиця 1

**КІЛЬКІСТЬ КЛАСТЕРІВ ДОВЖИНИ m
У БІНАРНІЙ ПОСЛІДОВНОСТІ ДОВЖИНОЮ n**

$n \setminus m$	1	2	3	4	5	6	...	Сума
1	1							1
2	2	1						3
3	5	2	1					8
4	12	5	2	1				20
5	28	12	5	2	1			48
6	64	28	12	5	2	1		112
7	144	64	28	12	5	2		256
8	320	144	64	28	12	5		576
...

Таблиця 2

**ЧАСТКА (у %) КЛАСТЕРІВ ДОВЖИНИ m СЕРЕД ВСІХ КЛАСТЕРІВ
У БІНАРНІЙ ПОСЛІДОВНОСТІ ДОВЖИНОЮ n**

$n \setminus m$	1	2	3	4 і більше
1	100,0			
2	66,7	33,3		
3	62,5	25,0	12,5	
4	60,0	25,0	10,0	5,0
5	58,3	25,0	10,4	6,3
6	57,1	25,0	10,7	7,1
7	56,3	25,0	10,9	7,8
8	55,6	25,0	11,1	8,3
...	
52	50,9	25,0	12,3	11,8
...
∞	50	25	12,5	12,5

7. Відносна частота кластерів різної довжини у часових рядах приростів урожайності. Використовуючи співвідношення (9) та числові оцінки, наведені в табл. 2, ми зможемо оцінити ступінь відхилення конкретного стаціонарного часового ряду від ряду з незалежними приростами, тобто ступінь випадковості (персистентності) цього ряду. Відповідні розрахунки для рядів приростів врожайності для областей України представлено у табл. 3.

Таблиця 3

**ВІДНОСНА ЧАСТОТА ПОЯВИ КЛАСТЕРІВ РІЗНОЇ ДОВЖИНИ
У РЯДАХ ПРИРОСТІВ ВРОЖАЙНОСТІ ОЗИМОЇ ПШЕНИЦІ
ДЛЯ ОБЛАСТЕЙ УКРАЇНИ**

		$m = 1$	$m = 2$	$m = 3$	$m > 3$
1	АР Крим	0,53	0,23	0,23	0,00
2	Вінницька	0,67	0,25	0,08	0,00
3	Волинська	0,64	0,24	0,06	0,06
4	Дніпропетровська	0,50	0,37	0,13	0,00
5	Донецька	0,66	0,23	0,11	0,00
6	Житомирська	0,73	0,16	0,11	0,00
7	Закарпатська	0,59	0,32	0,09	0,00
8	Запорізька	0,65	0,19	0,13	0,03
9	Івано-Франківська	0,62	0,29	0,06	0,03
10	Київська	0,59	0,28	0,13	0,00
11	Кіровоградська	0,50	0,32	0,14	0,04
12	Луганська	0,66	0,23	0,11	0,00
13	Львівська	0,57	0,30	0,10	0,03
14	Миколаївська	0,68	0,21	0,09	0,03
15	Одеська	0,72	0,17	0,08	0,03
16	Полтавська	0,52	0,35	0,10	0,03
17	Рівненська	0,69	0,20	0,09	0,03
18	Сумська	0,55	0,36	0,09	0,00
19	Тернопільська	0,60	0,23	0,13	0,03
20	Харківська	0,58	0,36	0,03	0,03

		$m = 1$	$m = 2$	$m = 3$	$m > 3$
21	Херсонська	0,56	0,38	0,06	0,00
22	Хмельницька	0,74	0,09	0,14	0,03
23	Черкаська	0,53	0,33	0,10	0,03
24	Чернівецька	0,65	0,26	0,06	0,03
25	Чернігівська	0,55	0,36	0,09	0,00
	всі області	0,61	0,27	0,10	0,02
	випадковий ряд	0,51	0,25	0,12	0,12

Аналіз табл. 3 показує, що лише у АР Крим характер динаміки річної врожайності є близьким до випадкового процесу з незалежними приростами. Для всіх інших областей частота серії довжини $m = 1$ значно перевищує частоту, отриману нами теоретично для ряду з незалежними компонентами. Це свідчить про антиперсистентний характер динаміки рядів приростів річної врожайності для областей України. Що стосується частоти появи серій з двох приростів або двох спадів, то вона є близькою до теоретичної. Згідно із отриманими теоретичними співвідношеннями частота серій довжиною 4 і більше повинна складати 12 %. Фактична частота таких серій не перевищує 3—4 %. Можна сказати, що відбулося «перетікання» частоти з цієї групи у першу групу, фактична частота для якої є на 10 % більшою від теоретичної. Отже можна стверджувати, що у рядах приростів врожайності дуже рідко (набагато рідше, ніж це передбачає теорія випадкових процесів) зустрічаються серії приростів (спадів) довжиною 4 і більше. Зате набагато частіше, ніж у випадкових процесах, зустрічаються серії одиничної довжини типу «приріст—спад—приріст» та «спад—приріст—спад». Найбільшою антиперсистентністю характеризуються ряди приростів урожайності для Одеської, Житомирської та Хмельницької областей. Для Чернігівської, Херсонської, Дніпропетровської, Полтавської, Харківської та Сумської областей є характерною підвищена частота появи двохрічних серій. Для Чернігівської, Херсонської, Чернівецької, Вінницької, Харківської, Сумської, Закарпатської та Івано-Франківської областей є характерною дуже низька частота серій довжиною три і більше років.

8. Відносна частота кластерів у часових рядах урожайності. Описану вище методику можна застосувати не лише до ря-

дів приростів, але й до початкових рядів урожайності. Щоправда, при цьому неоднозначно вирішується питання щодо бінарного кодування часового ряду. Ми використали наступну методику. Спочатку необхідно звільнити ряди від тренду. У якості тренду ми використали ряд урожайності, згладжений методом ковзного середнього з базою усереднення — 9 років. Використавши дану методику до рядів врожайності озимої пшениці для областей України, ми побудували відповідні трендові функції та, відокремивши їх, отримали ряди залишків. Ці ряди ми закодували у бінарні послідовності наступним чином: додатний залишок — код 1, від'ємний залишок — код 0. Провівши комп'ютерне дослідження частот появи кластерів в отриманих серіях, ми отримали результати, представлені у табл.4.

Таблиця 4

**ВІДНОСНА ЧАСТОТА ПОЯВИ КЛАСТЕРІВ РІЗНОЇ ДОВЖИНИ m
У РЯДАХ ВРОЖАЙНОСТІ ОЗИМОЇ ПШЕНИЦІ ДЛЯ ОБЛАСТЕЙ УКРАЇНИ**

		$m = 1$	$m = 2$	$m = 3$	$m > 3$
1	АР Крим	0,42	0,23	0,31	0,04
2	Вінницька	0,54	0,19	0,19	0,08
3	Волинська	0,50	0,27	0,12	0,12
4	Дніпропетровська	0,38	0,29	0,17	0,17
5	Донецька	0,38	0,42	0,15	0,04
6	Житомирська	0,46	0,23	0,23	0,08
7	Закарпатська	0,53	0,30	0,13	0,03
8	Запорізька	0,47	0,40	0,10	0,03
9	Івано-Франківська	0,58	0,12	0,23	0,08
10	Київська	0,50	0,27	0,15	0,08
11	Кіровоградська	0,42	0,25	0,21	0,13
12	Луганська	0,63	0,25	0,09	0,03
13	Львівська	0,54	0,25	0,14	0,07
14	Миколаївська	0,32	0,27	0,27	0,14
15	Одеська	0,50	0,19	0,15	0,15
16	Полтавська	0,46	0,23	0,23	0,08
17	Рівненська	0,46	0,19	0,31	0,04

		m=1	m=2	m=3	m>3
18	Сумська	0,43	0,43	0,07	0,07
19	Тернопільська	0,50	0,17	0,21	0,13
20	Харківська	0,33	0,33	0,25	0,08
21	Херсонська	0,39	0,39	0,21	0,00
22	Хмельницька	0,50	0,27	0,15	0,08
23	Черкаська	0,42	0,29	0,17	0,13
24	Чернівецька	0,46	0,17	0,25	0,13
25	Чернігівська	0,54	0,25	0,14	0,07
	всі області	0,47	0,27	0,18	0,08
	випадковий ряд	0,51	0,25	0,12	0,12

Аналіз таблиці показує, що у Чернігівській, Полтавській, Чернівецькій, Вінницькій, Київській, Запорізькій, Одеській, Житомирській, Волинській, Закарпатській, Львівській, Рівненській, Тернопільській та Хмельницькій областях характер динаміки залишків урожайності, отриманих після вилучення тренду, є близьким до випадкового процесу з незалежними значеннями. Для Миколаївської, Херсонської, Дніпропетровської, Черкаської, Кіровоградської, Донецької, Харківської, Сумської областей та АР Крим є характерними багаторічні серії залишків однакового знаку. Це означає, що для цих областей є характерною трендостійка поведінка рядів урожайності. Для Луганської та Івано-Франківської областей є характерним антиперсистентний характер динаміки врожайності. Отримані результати дещо відрізняються від результатів, отриманих нами раніше [4], згідно з якими всі ряди врожайності озимої пшениці для областей України є персистентними. Однак, слід зауважити, що висновки роботи [4] побудовані на значеннях коефіцієнта Херста, достовірність яких є низькою в силу малої довжини ряду. Для остаточного висновку про характер рядів врожайності необхідні додаткові дослідження.

9. Висновки. Нами запропонований новий метод оцінки ступеня випадковості коротких часових рядів, який базується на теоретичному дослідженні частоти появи однорідних серій у бінарних символічних ланцюгах з випадковим незалежним розташуванням символів. Провівши бінарне кодування часових рядів урожайності, ми змогли порівняти реальну статистику серій у ря-

дах врожайності з теоретичними значеннями. Різниця двох статистик дозволила оцінити ступінь випадковості часових рядів урожайності з більшою надійністю, ніж на основі розрахунку коефіцієнта Херста.

Література

1. *Usatenko O. V., Yampol'skii V. A., Mel'nyk S. S., and Kechedzhy K. E.* Symbolic stochastic dynamical systems viewed as binary N- step Markov chains, *Phys.Rev. E*, 2003, v. 68, 061107.
2. *Макшишко Н. К., Перепелиця В. О.* Аналіз і прогнозування еволюції економічних систем. — Запоріжжя: Поліграф, 2006. — 236 с.
3. *Савельев Л. Я., Балакин С. В.* Совместное распределение числа единиц и 1-серий в двоичных марковских последовательностях // *Дискретная математика*. — 2004. Т. 16. — Вып. 3. — С. 43—62.
4. *Вітлінський В. В., Грицюк П. М.* Передпрогнозний аналіз рядів урожайності озимої пшениці // *Вчені записки: Зб. наукових праць*. — К.: КНЕУ, 2008. — Вип.10. — С. 241—247.
5. *Hurst H. E.* Long-term Storage of Reservoirs // *Transactions of the American Society of Civil Engineers*. — 1951. — Vol. 116. — pp. 776-808.
6. *Dubovikov M. M., Starchenko N. V., Dubovikov M.S.* Dimension of the minimal cover and fractal analysis of natural time series // *Physica A*. — 2004. v. 339. No. 3—4. pp. 591—608.
7. *Гуляева О. С., Цветков В. П., Цветков И. В.* Фрактальный анализ валютных временных рядов // *Финансы и кредит*. — 2007. — №9. — С. 30—36.
8. *Грицюк П. М.* Прогнозування урожайності зернових культур: особливості і методика // *Вчені записки: Зб. наукових праць*. — К.: КНЕУ, 2009. — Вип.11 (у друці).

Статтю подано до редакції 11.05.10 р.

УДК 65.051. М23

І. Г. Манцуоров, д-р екон. наук, проф.
Д. І. Манцуоров, аспірант,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»

СТАТИСТИЧНИЙ АНАЛІЗ ВПЛИВУ СВІТОВОЇ ЕКОНОМІЧНОЇ КРИЗИ НА РОЗВИТОК ФІНАНСОВОГО СЕКТОРУ УКРАЇНИ

АНОТАЦІЯ. Стаття присвячена актуальній проблемі аналізу впливу світової економічної кризи на становлення та розвиток фінансового ринку та фінансової системи в Україні. На основі сформульованих критеріє