

## МОДЕЛЬ ДОСЛІДЖЕННЯ СТРУКТУРНИХ ЗАКОНОМІРНОСТЕЙ ЧАСОВОГО РЯДУ ПІДПРИЄМСТВА «ФІНПРОФІЛЬ»

РАЄВНЄВА О. В.

доктор економічних наук

СЕРЕДА А. С.

аспірантка

Харків

Прийняття управлінських рішень на підприємстві в будь-який момент потребує необхідної інформації про минулий, поточний і майбутній стан внутрішнього середовища, його властивості та переважні тенденції. Одним із елементів діагностики внутрішнього стану підприємства є дослідження структурних закономірностей часового ряду підприємства, тобто оцінка та аналіз траєкторії розвитку в ретроспективі.

Нестационарність часового ряду, який характеризує поведінку підприємства «Фінпрофіль», значна складність його структури, присутність режимів різкої появи, затухання чи зміни сезонної хвилі, що може бути пов'язано з внутрішньою динамікою системи та її глибокою перебудовою, і відсутність об'ємної статистичної вибірки обумовлює неможливість аналізу структурних закономірностей поведінки підприємства класичними методами. У зв'язку з цим виникає необхідність застосування сучасних методів, які дозволяють відстежувати, фіксувати та аналізувати незначні коливання часового ряду, який характеризує рівень розвитку підприємства, як в короткостроковому періоді, так і довгостроковій тенденції [9].

Отже, метою статті являється дослідження структурних закономірностей часового ряду підприємства «Фінпрофіль».

Як сучасний метод у статті пропонується використовувати швидко розповсюджуваний метод «Гусениця», або SSA (*Singular Spectrum Analysis*) [5 – 7], який добре зарекомендував себе тим, що дозволяє досліджувати структуру нестационарних часових рядів різної природи. У методі «Гусениця» не потрібно мати апріорного знання про модель ряду чи його компонент (тренда, періодичних складових, шуму), і він може бути використаний для відносно коротких часових рядів (декілька десятків рівнів); базується на однопараметричній зсувовій процедурі і дозволяє розкласти часовий ряд в суму адитивних компонент [4, 7]. Компоненти, що виділяються, як правило, можуть інтерпретуватися як повільні тренди, сезонні чи інші періодичні або коливальні складові, а також шумові компоненти [11].

Прогнозування поведінки розвитку підприємства за допомогою SSA-методу неможливе без попереднього аналізу досліджуваного часового ряду, який може проводитися в декілька етапів [5]. Базовий алгоритм SSA-

методу для аналізу представлений на рис. 1 і реалізується за допомогою ППП Caterpillar 3.40.

Вхідними даними для рішення задач першого етапу алгоритмічної моделі є рівні часового ряду, який характеризує рівень розвитку підприємства, і параметр  $L$  – довжина вікна або параметр розгортки, який визначається, виходячи з цілей дослідження. Послідовно взяті рівні часового ряду довжини  $L$  формують стовбці траєкторної матриці, до якої на наступному кроці застосовується сингулярне розкладання, у результаті чого отримують суму елементарних матриць. Кожній елементарній матриці відповідає власне число, власний вектор і факторний вектор, які разом називаються власною трійкою. На другому етапі вибираються групи власних трійок, що можливо як на основі візуального аналізу, так і за допомогою процедури автоматичної ідентифікації (при наявності декількох рядів) [2, 5]. Далі додаються елементарні матриці, які відповідають вибраним власним трійкам, і за допомогою процедури діагонального перетворення відновлюється адитивна складова вихідного ряду. Третій етап призначений для аналізу залишків відновлення, який є важливою характеристикою аналізу. На основі результатів аналізу приймається рішення про можливість прийняти (або відкинути) гіпотезу про стохастичну незалежність (випадковий характер) розподілення залишків, і, якщо розподілення залишків відповідає нормальному закону, то вважати їх «білим шумом». Якщо гіпотеза про стохастичну незалежність (випадковість) і нормальність розподілення залишків відновлення приймається, то адекватний апроксимований ряд являється основою для прогнозування.

Траєкторну матрицю часового ряду, який характеризує рівень розвитку підприємства «Фінпрофіль» і складається з 44 рівнів, було побудовано при довжині вікна  $L = 12$  – перший крок першого етапу аналізу. Невелика кількість рівнів часового ряду, а також припущення про наявність сезонної хвилі являються основою для попереднього вибору  $L = 24$  ( $> N/2$ ), але кратність  $L$  та  $K$  періодів повинна покращити відділення періодичної компоненти, причому більш важлива кратність меншого з цих чисел, тому по результатах експериментального моделювання обираємо  $L = 12$ . Сезонна компонента з періодом –  $1/12$  розкладається на гармонічні складові:  $1/12, 2/12$  – річна та піврічна періодичність відповідно;  $3/12, 4/12, 5/12, 6/12$  – квартальні та місячні гармонічні складові [5].

Результатом другого кроку аналізу аналізу являється сингулярне розкладання матриці при  $L = 12$ , яке зображене на рис. 2 – рис. 5, де зображені перші 12 власних трійок.

Для групування проводилася ідентифікація власних трійок на основі візуального аналізу діаграм власних функцій і факторних векторів.

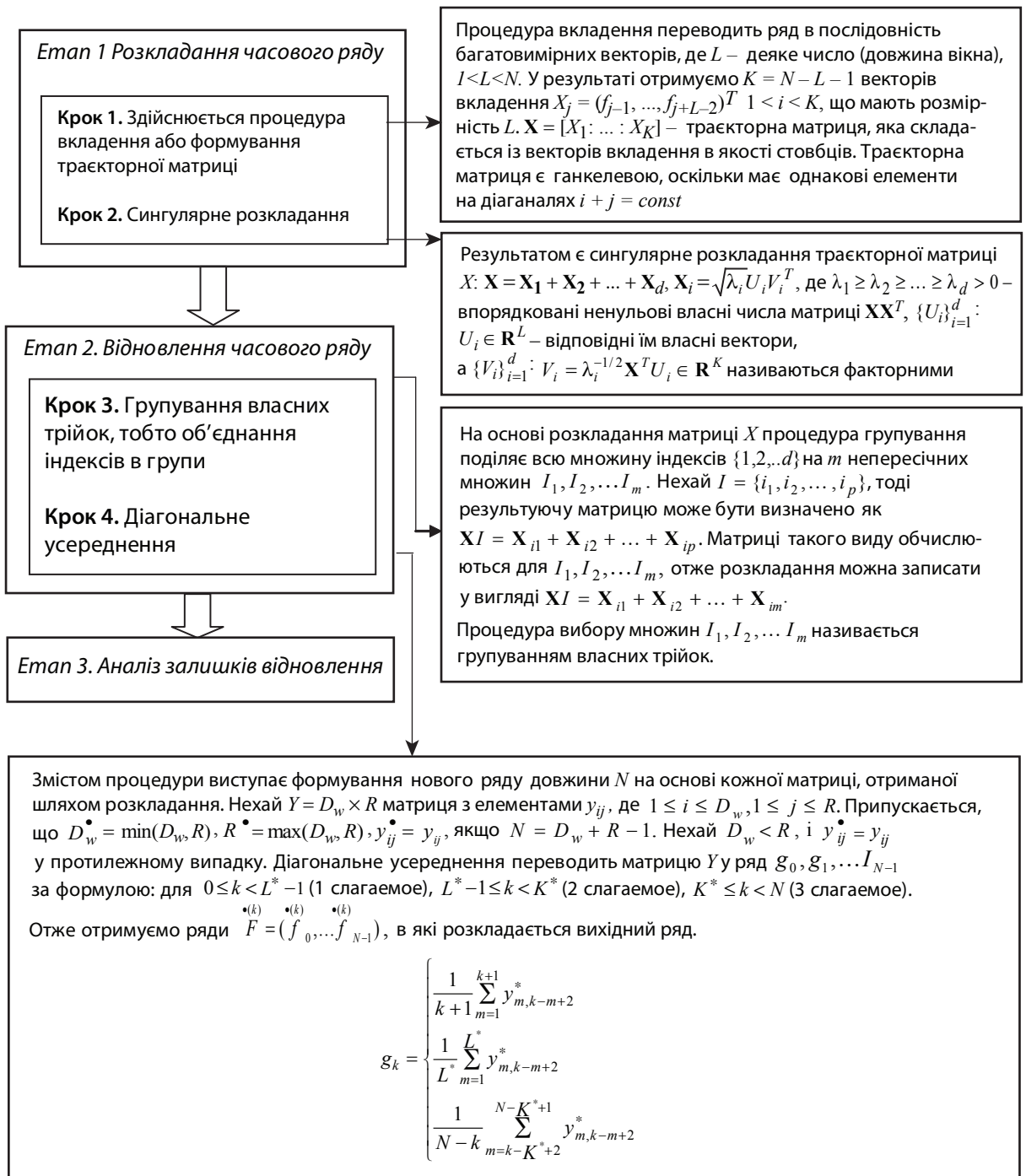


Рис. 1. Алгоритмічна модель аналізу часового ряду підприємства SSA-методом

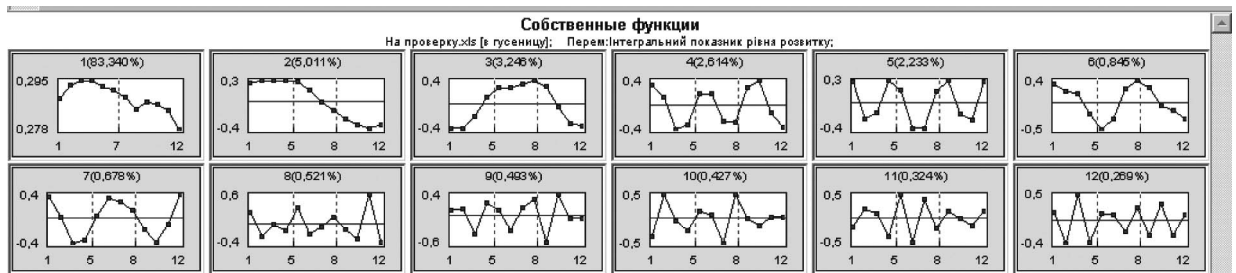


Рис. 2. Власні функції – індивідуальні графіки

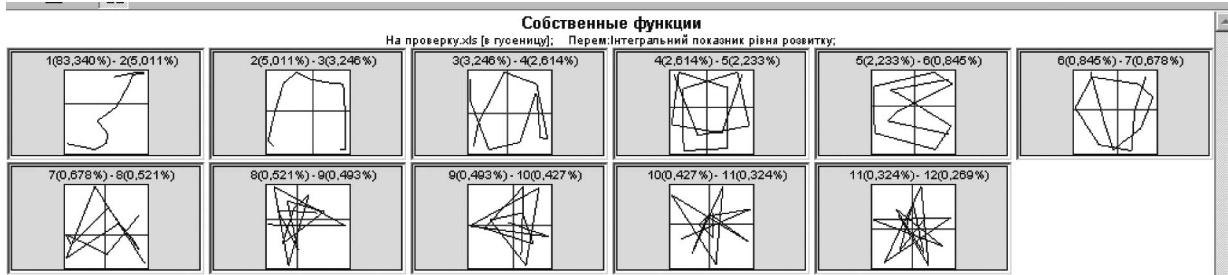


Рис. 3. Власні функції – парні графіки



Рис. 4. Факторні вектори – індивідуальні графіки

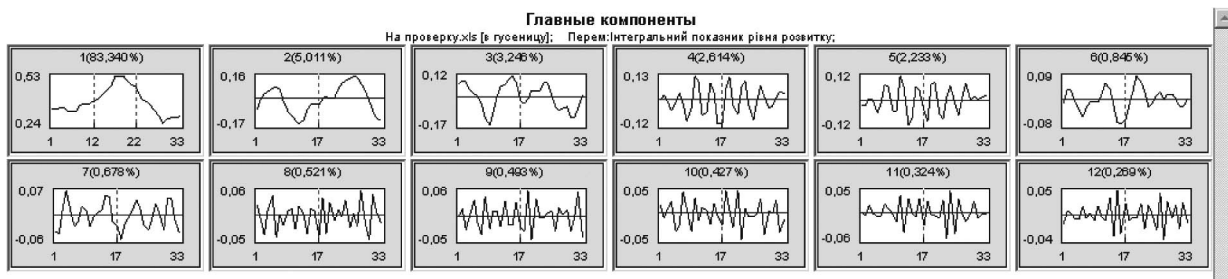


Рис. 5. Факторні вектори – парні графіки

Для виявлення низькочастотних складових (компонент тренду) і гармоніки з періодом 2 необхідно на одновимірних діаграмах знайти тенденції, які повільно змінюються (рис. 2, 4). Аналіз двовимірних діаграм дозволив виявити високочастотні гармоніки, що породжені сезонною компонентою вихідного ряду (рис. 3, 5).

Аналіз дав змогу прийти до висновку, що компоненти 1, 2, 3 можуть являтися складовими складного тренду, тобто складовими тенденції, що повільно змінюється. Пари векторів 4 – 5, 11 – 12 мають регулярну періодичну поведінку. На відповідних рисунках можна розрізнити регулярні двовимірні зображення, що утворюють двовимірні траєкторії з вершинами, які лежать на кривій, яка має спіралеподібну форму [5]. Це означає, що відповідні пари власних векторів, породжені модульованою гармонічною компонентою вихідного ряду [5]. Відсутність компоненти пилоподібного вигляду говорить про те, що в ряді відсутня гармоніка з періодом 2 (двухмісячна гармоніка).

Корисним засобом ідентифікації являється матриця  $w$ -кореляцій між формально відновленими по кожній власній трійці адитивними компонентами вихідного ряду (рис. 6). Матриця  $w$ -кореляцій – це зважена кореляція між відновленими рядами і рівність її нулю являється необхідною умовою розділення компонент ряду. На рис. 7 зображена матриця парних  $w$ -кореляцій, яка підтверджує правильність проведеної ідентифікації тим, що всередині пари, яка породжена гармонікою,

$w$ -кореляція висока ( $=1$  і на рисунку пари компонент мають темний колір), а між парами та трендом – близька і навіть дорівнює нулю (це показує білий колір відповідних блоків матриці кореляцій). Скупчення великої кількості корелюючих між собою компонент, які є сумою великої кількості гармонік з різними періодами і близькими невеликими амплітудами, являються шумом.

За наявності декількох рядів для підтвердження візуального аналізу проводиться автоматична ідентифікація власних трійок за допомогою ППП WinAutoSsa: методи ідентифікації трендових компонент (метод Кендалла, метод нулів, метод низьких частот), які засновані на розрахунку величин монотонної або повільної зміни, та методи ідентифікації гармонічних компонент (метод Фур'є звичайний та модифікований), який полягає на аналізі періодограм послідовностей елементів сингулярного розкладання [2].

Таким чином, встановлено, що для подальшого діагонального усереднення необхідно взяти компоненти 1, 2, 3, які відповідають трендовій компоненті, а відповідні сезонній періодичній складовій пари компонент 4 – 5, 11 – 12 з періодом, приблизно рівним 5 і 4 відповідно. Уся сукупність компонент, які залишилися, відносяться до шуму.

На рис. 8 показано формально відновлені всі компоненти розкладання - тренд на індивідуальних графіках і парно гармоніки.

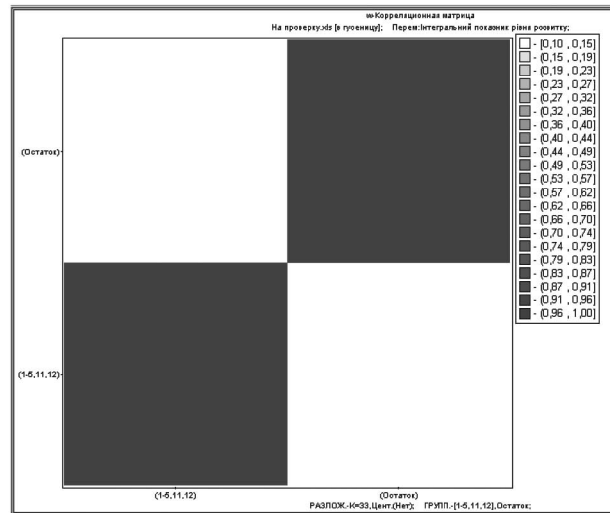
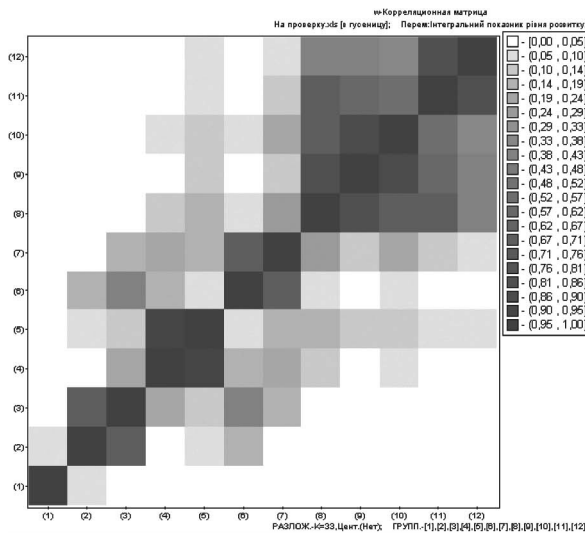


Рис. 6, 7 Матриця w-кореляцій



Рис. 8. Відновлені ряди по власним трійкам розкладання

Аналіз відновлених рядів інтерпретованих компонент 1 – 5, 11, 12 – компонент розкладання, дав змогу ідентифікувати складну форму тренду. Звертає увагу повільне зростання, а потім затухання амплітуди гармоніки з періодом 5,03 і перманентне зростання та спадання амплітуди колювання, гармонічної складової 11 – 12. У табл. 1 показано w-кореляція між виділеними компонентами, які підлягали інтерпретації. Значення w-кореляцій близькі до нуля – це засвідчує гарну роздільність компонент розкладання, а також дозволило відновити ряд по 1 – 5, 11, 12 компоненти і провести зіставлення між відновленими і вихідними даними, досліджуючи залишки. На рис. 9 показано вихідний та відновлений ряди, на рис. 10 – ряд залишків відновлення.

Третій етап аналізу являється підтвердженням правильності розділення (звичайно, наближеного) сигналу і шуму – це перевірка на приналежність до шуму компоненти ряду, отриманої за допомогою відновлення по «шумових власних трійках», стандартними статистичними методами.

Для реалізації третього етапу аналізу були використані критерії стохастичної незалежності і нормальності [1, 8]. Критерій стохастичної незалежності Аббе, заснований на зіставленні квадратів послідовних різниць ряду з його дисперсією, показав значення  $p\text{-level} = 0,92127$ . Якщо вибірка отримується з нормальної гене-

ральної сукупності, то для з'ясування питання про її випадковий характер (при альтернативному припущенні про можливе систематичне зміщення середнього в ході вибіркового обстеження) доцільніше користуватися критерієм квадратів послідовних різниць [1]. Також використовувався критерій БКР = 0,912 та критерій фаз = 0,492. За допомогою даних критеріїв була перевірена гіпотеза про випадковість залишків – реалізацій незалежних однаково розподілених випадкових величин. Якщо значення  $p\text{-level}$  не достатньо велике (значення критеріїв повинні бути > 0.4), то гіпотеза про те, що залишок – випадковий шум повинна бути відкинута [9]. У даному випадку немає основ відкидати гіпотезу про незалежну стохастичність, так як з упевненістю 95% можна стверджувати випадковість залишків відновлення.

Таблиця 1

Значення w-кореляцій відновлених компонент розкладання

Компоненти	1-3	4-5	11-12	Залишок
1-3	1	0,031	0,003	0,046
4-5	0,031	1	0,042	0,182
11-12	0,003	0,042	1	0,433
Залишок	0,046	0,182	0,433	1



Рис. 9 Вихідний і відновлений ряд

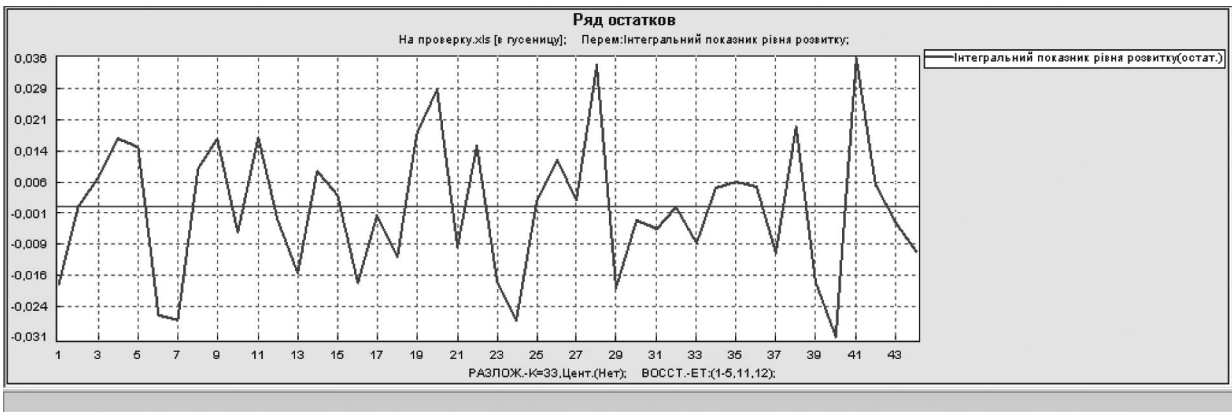


Рис. 10. Ряд залишків відновлення

Для перевірки вибірки на розподілення за нормальним законом був використаний критерій Пірсона, який показав емпіричне значення  $\chi^2 = 4,25$ . Оскільки  $\chi^2(0,01; 5) = 15,0863$  [3], тобто  $\chi^2(0,01; 5) > \chi^2$ , то гіпотеза про розподілення залишків по нормальному закону приймається. Гістограма залишків відновлення, що підтверджує нормальність розподілення, наведена на *рис. 11*. Рівень значимості критерію омега – квадрат, який перевіряє складну гіпотезу про те, що ряд залишків належить нормальному закону розподілення з невідомим середнім і дисперсією (для ряду залишків, відновленого по 1 – 5, 11, 12 компоненті склав 0,973 (*рис. 12*). Це дозволяє не відкинути гіпотезу про нормальність

розподілення залишків відновлення і вважати їх білим шумом [9]. Пряма лінія на графіку відповідає нормальному закону розподілення.

Отже, статистичні критерії підтверджують, що залишок являється реалізацією білого шуму (ймовірності рівні трьох різних критеріїв незалежності спостережень  $> 0.4$ ) [5].

Отже, на основі аналізу часового ряду SSA-методом, і відновленого по 1 – 5, 11, 12 компонентам розкладання, вдалося відділити сигнал (тренд і гармоніки з періодом 5 та 4 як елементів сезонної складової) від шумової компоненти. Встановлено, що у поведінці підприємства «Фінпрофіль» присутні циклічні коливання. Було досягнуто відносно якісне розділення при довжині

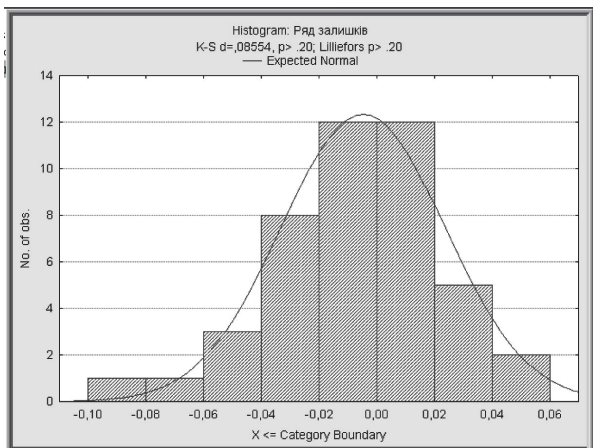


Рис. 11. Гістограма залишків відновлення

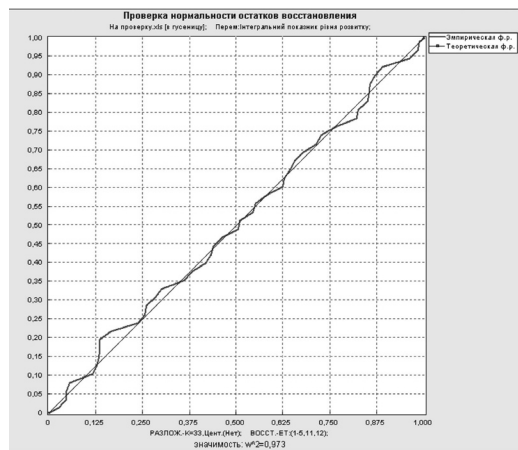


Рис. 12. Графік на нормальному імовірностному папері для залишків відновлення

вікна = 12, що підтверджує матриця  $w$  – кореляцій (табл. 1). Таким чином, відновлений ряд являється основою для перспективного аналізу тенденції підприємства. ■

#### ЛІТЕРАТУРА

1. **Айвазян С. А., Енюков И. С., Мешалкин Л.Д.** Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных: Справочн. изд.– М.: Финансы и статистика, 1983.– 471 с.
2. **Александров Ф., Голяндина Н.** Автоматизация выделения трендовых и периодических составляющих временного ряда в рамках метода «Гусеница» – SSA//Exponenta Pro.– 2004.– № 3-4.– С. 54 – 61.
3. **Большев Л. Н., Смирнов Н. В.** Таблицы математической статистики.– М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1983.– 416 с.
4. **Главные компоненты временных рядов: метод «Гусеница»** / Под. ред. Д. Л. Данилова и А. А. Жиглявского.– СПб.: Пресском, 1997.– 308 с.
5. **Голяндина Н. Э.** Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов: Учеб. пособие.– СПб: Изд-во СПбГУ, 2004.– 76 с.
6. **Golyandina N., Osipov E.** The «Caterpillar»-SSA method for analysis of time series with missing values Journal of Statistical Planning and Inference, Volume 137, Issue 8, 1 August 2007, Pages 2642-2653
7. **Golyandina N., Nekrutkin V. and Zhigljavsky A.** Analysis of Time Series Structure: SSA and Related Techniques. Boca Raton:Chapman&Hall/CRC,2001.– 305 p.
8. **Дронов С. В.** Многомерный статистический анализ: Уч. пос.– Барнаул: АГУ, 2003.– 213 с.
9. **Клебанова Т. С.,Захарова О. В.** Анализ и прогнозирование экспортных показателей на основе метода «Гусеница-SSA» // Бизнес Информ.– 2006.– № 7.– С. 3 – 9.
10. **Раєвєєва О. В.** Управління розвитком підприємства: методологія, механізми, моделі: Монографія.– Х.: ВД «ІНЖЕК», 2006.– 496 с.