

6. АЛГОРИТМІЧНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ

6.1. Метод "Гусениця" (SSA – Singular Spectrum Analyses)

При аналізі одновимірних часових рядів сутність цього методу полягає в перетворенні вихідного ряду у багатовимірний, аналізі отриманої матриці ряду методом головних компонент і наступному відновленні ряду. Метод дає можливість виокремлення й аналізу основних складових часового ряду (повільного тренду, повільних сезонних коливань, періодичних і випадкових компонент). Він може бути узагальненим на випадок дослідження багатовимірних часових рядів.

Метод має кілька різновидів, що відрізняються наявністю або відсутністю центрування й нормування матриці спостережень.

Розглянемо часовий ряд Y_t , створений послідовністю із N рівновіддалених значень певної, можливо, випадкової, функції $f(t)$. Базовий алгоритм методу "Гусениця" складається з чотирьох етапів.

1. На першому етапі здійснюють розгортку одновимірного ряду у багатовимірний. Для цього обирають певне число $M < N$ (довжину гусениці) і записують перші M елементів вихідного ряду до першого рядка матриці Y (**матриці ряду, траєкторної матриці**). До другого рядка записують M елементів від другого до $M + 1$ й т. д. Останнім k -м рядком ($k = N - M + 1$) будуть останні M елементів послідовності. У результаті отримуємо матрицю:

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 & Y_2 & \dots & Y_M \\ Y_2 & Y_3 & \dots & Y_{M+1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Y_{N-M+1} & Y_{N-M+2} & \dots & Y_N \end{pmatrix},$$

у якій $y_{ij} = y_{i+j-1}$. Її можна розглядати як M -вимірну вибірку обсягу k , або як M -вимірний часовий ряд. З погляду прикладної статистики рядки матриці ряду є певними об'єктами, а стовпці – ознаками.

2. На другому етапі здійснюють сингулярний розклад вибіркової коваріаційної матриці. Це дає змогу подати матрицю ряду як суму ортогональних і, відповідно, незалежних у певному розумінні матриць, кожна з яких відображає окрему компоненту вихідного ряду. З погляду загальної методології аналізу даних це з точністю до центрування еквівалентно аналізу головних компонент. Під сингулярним спектром у дано-

му випадку розуміють набір власних чисел сингулярного розкладу матриці ряду, який є сингулярним спектром оператора, що відповідає цій матриці.

Спочатку обчислюють матрицю $V = \frac{1}{k} Y^T Y$, при цьому слід враховувати, що вона не є нецентрованою. Наступним етапом є розрахунок власних чисел і власних векторів матриці V . Для цього здійснюють її розклад у вигляді $V = P \Lambda P^T$, де Λ – діагональна матриця, на діагоналі якої стоять впорядковані за згасанням власні числа; P – ортогональна матриця власних векторів V , яку можна розглядати як матрицю переходу до головних компонент $Y P = X = (x_1, x_2, \dots, x_M)$.

Матриця V є симетричною і невід'ємно визначеною. Тому її власні числа невід'ємні. Якщо досліджується вибірка із генеральної сукупності, вони є вибірковими дисперсіями відповідних головних компонент, а квадратні корені з них – вибірковими стандартними відхиленнями. Для виявлення структури досліджуваної сукупності, відбору й інтерпретації головних компонент, часто застосовують графічне подання власних чисел і деяких функцій від них.

Якщо замінити довжину гусениці на величину $N - M + 1$, власні вектори і головні компоненти з точністю до нормування поміняються місцями.

3. На третьому етапі здійснюють відбір головних компонент. В силу властивостей матриці P матрицю ряду можна подати як $Y = X P^T$. Це дає можливість отримати її розклад за ортогональними складовими (головними компонентами). Перетворення $x_j = Y p_j$ є лінійним перетворенням вихідного процесу за допомогою дискретного оператора згортки:

$$x_i[1] = \sum_{q=1}^M y_{1q} p_{jq} = \sum_{q=1}^M y_{1+q-1} p_{jq} \quad (6.1)$$

Тобто процедура "Гусениця" породжує набір лінійних фільтрів, налагоджених на складові вихідного процесу. При цьому власні вектори матриці V є перехідними функціями відповідних фільтрів.

Візуальне й аналітичне вивчення власних векторів і головних компонент, отриманих лінійною фільтрацією, дає багато інформації про структуру досліджуваного процесу і властивості його складових. Зок-

рема, серед головних компонент можна виділити трендові, періодичні й шумові.

Для візуального знаходження періодичних складових можна застосовувати двовимірні графіки, аналогічні фігурам Ліссажу, у яких за осями координат відкладені різні пари власних векторів або головних компонент. Зокрема відомо, що коли за осями відкладають значення синусоїд однієї і тієї самої частоти, які мають різні фази, то графіком буде еліпс, який для різниці фаз $\pm\pi/2$, що відповідає ортогональності власних векторів (головних компонент), перетворюється в окружність.

4. Наступним етапом є відновлення одновимірному ряду. Ця процедура ґрунтується на розкладі $Y = X P^T$. Кажуть, що відновлення здійснюється за певним набором головних компонент, якщо при застосуванні формули відновлення $Y = X^* P^T$, використовують матрицю X^* , отриману із X обнулінням усіх головних компонент, що не входять до цього набору. Це дає можливість одержати деякі наближення матриці ряду або її частину, яку треба інтерпретувати. Формальний перехід до вихідного ряду можна здійснити усередненням матриці ряду за побічними діагоналями. При цьому можливо певне викривлення отриманої структури.

Важливою особливістю алгоритму "Гусениця" є його інтерактивність, тобто застосування діалогового режиму у процесі дослідження. Вона пов'язана з необхідністю інтерпретації проміжних результатів і управління роботою алгоритму у процесі багатоетапної обробки даних. Чим більше проміжних результатів вдається інтерпретувати, тим більш повним виявляється розв'язок поставленої задачі. При програмній реалізації алгоритму наведені етапи не відтворюють безпосередньо, а формули перетворюють до вигляду, придатного для проведення швидких розрахунків.

Вибір параметрів методу

Основним керуючим параметром є довжина гусениці M . При геометричній інтерпретації він є розмірністю простору, у якому досліджується траєкторія руху, до якої перетворюється вихідний часовий ряд, і яка є ламаною лінією. Природною є умова $M < N/2$ (для $M = N/2$ ми одержимо ламану, що містить лише одну ланку). З погляду аналітичної інтерпретації гусениця є апроксимацією розв'язку рівняння у скінченних різницях з ς коефіцієнтами. У цьому разі ς можна розглядати як кількість степенів вільності функції $f(t)$ і часового ряду, що їй відповідає. При $M > \varsigma$ у коваріаційній матриці виявиться лише ς

ненульових власних чисел, а інші в межах похибки розрахунків будуть близькими до нуля.

Для окремих типових випадків рекомендують такий вибір довжини гусениці.

1. Якщо метою аналізу вихідного ряду є пошук прихованих періодичностей з невідомими періодами, доцільно брати довжину гусениці рівною половині довжини ряду, якщо це дають змогу робити комп'ютерні ресурси; в іншому разі слід обирати максимальну доступну довжину.

2. При згладжуванні ряду або пошуку періодичностей з відомими періодами застосовують механізм фільтрації. Виокремлення певної головної компоненти у M -вимірному поданні вихідного часового ряду еквівалентно використанню фільтра, перехідна функція якого збігається з власним вектором цієї компоненти. Спектральна функція фільтра дорівнює перетворенню Фур'є цього власного вектора. Ширина смуги пропускання залежить від форми перехідної функції фільтра і визначається як виглядом власного вектора, так і довжиною інтервалу усереднення, тобто довжиною гусениці M . Чим більшою вона є, тим вужчою може бути ширина смуги. Вибір декількох головних компонент еквівалентний паралельному з'єднанню відповідних фільтрів, що дає можливість керувати формою спектральної характеристики.

3. З метою найкращого виокремлення або видалення періодичного, але не обов'язково гармонічного, коливання з відомою частотою необхідно зменшити довжину часового ряду N . Із теорії методу випливає, що для цього бажано обирати N і M кратними періоду коливань, що виокремлюють.

При $M \ll N$ власні вектори природно інтерпретувати як перехідні функції лінійних фільтрів, а відповідні головні компоненти – як результат їх дії. У цьому разі можливо застосування термінології лінійної фільтрації, зокрема понять ширини смуги пропускання, фільтрів високих та низьких частот тощо.

Якщо M є близьким до $N/2$, то метод "Гусениця" можна розглядати як метод апроксимації вихідного ряду рядами скінченного рангу. У цьому разі більш придатною є геометрична інтерпретація окремих кроків і результатів застосування методу. Найпростішим є пошук гармонічних складових досліджуваного процесу. Дві головні компоненти, що відповідають кожній гармонічній складовій ряду і мають вигляд відрізків синусоїди та косинусоїди однієї й тієї самої частоти, легко виявляти за двовимірними графіками для пар власних векторів коваріаційної матриці або відповідних головних компонент. Крім того, для таких пар вла-

сні числа зазвичай є досить близькими, тому виявляється можливим вгадувати їх за графіками власних чисел, квадратних коренів або логарифмів від них.

Слід зазначити, що в цілому метод є надзвичайно стійким до вибору довжини гусениці. Тому останній є більш важливим не для отримання певних кількісних результатів, а для їх наступної якісної інтерпретації.

Як власні числа зазвичай використовують власні числа коваріаційної матриці M -вимірною подання вихідного часового ряду. Їх інтерпретація в основному збігається з результатами аналізу головних компонент.

Як власні вектори використовують ортогональний набір власних векторів коваріаційної матриці. Їх елементи впорядковані оператором формування матриці ряду, тому їх можна розглядати як окремі часові ряди довжини M або як певні функції часу.

Як головні компоненти беруть набір головних компонент M -вимірною подання. Він також є ортогональним, а його складові можна розглядати як певні функції від номера елемента.

Відновлені за різними множинами головних компонент часові ряди отримують шляхом послідовного застосування двох зворотних операторів (оператора переходу від головних компонент до вихідного M -вимірною подання й оператора переходу від останнього до одновимірною подання часового ряду).

Як приклад розглянемо аналіз щомісячних даних про кількість пасажирів міжнародних авіаліній (у тис.), взятих з книги [3]. Цей ряд містить 144 елементи. На рис. 6.1 наведено його графік. Зображення кореляційної матриці для матриці спостережень, побудованої за допомогою процедури "Гусениця" з $M = 36$, наведено на рис. 6.2.

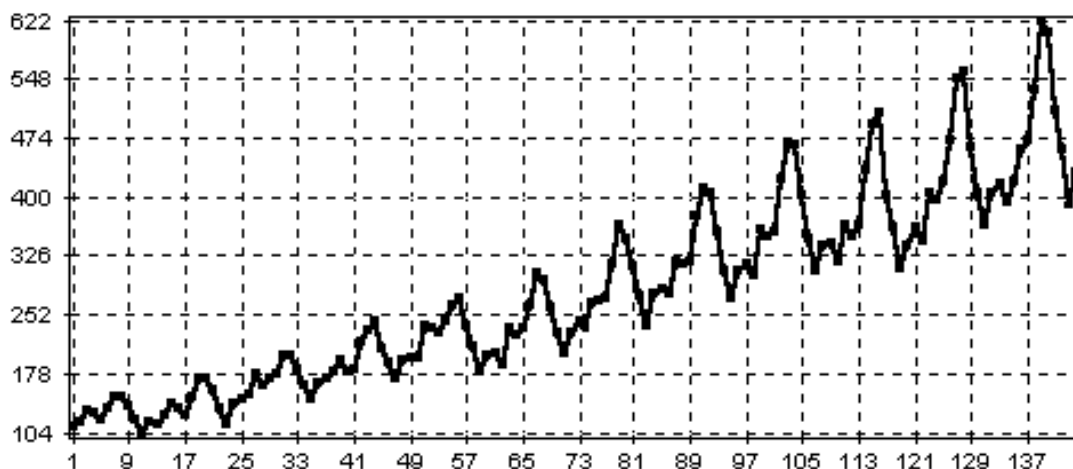


Рис. 6.1. Щомісячні дані про кількість пасажирів міжнародних авіаліній (у тис.)

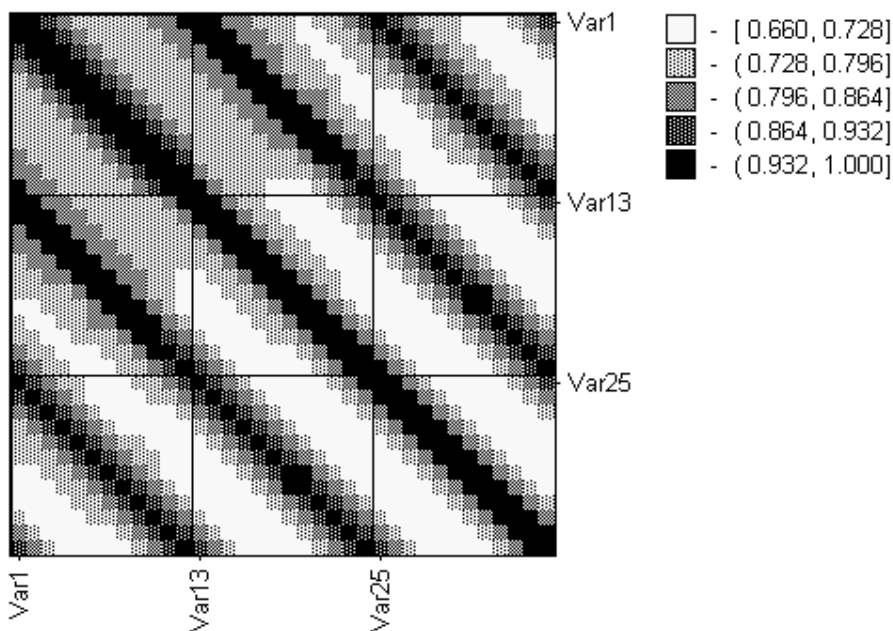


Рис. 6.2. Кореляційна матриця для матриці ряду, наведеного на рис. 6.1

На рис. 6.3 показано ряд осереднених коваріацій, побудований як усереднення коваріаційної матриці вздовж діагоналі. За його допомогою можна визначити основну періодичність.

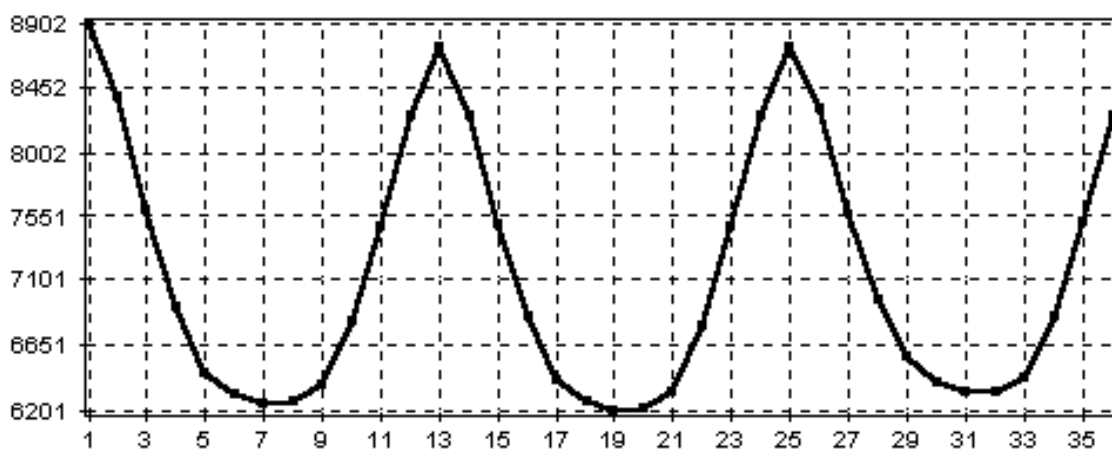


Рис. 6.3. Ряд усереднених коваріацій для часового ряду, наведеного на рис. 6.1

На рис. 6.4 показано графіки деяких функцій від власних чисел коваріаційної матриці.

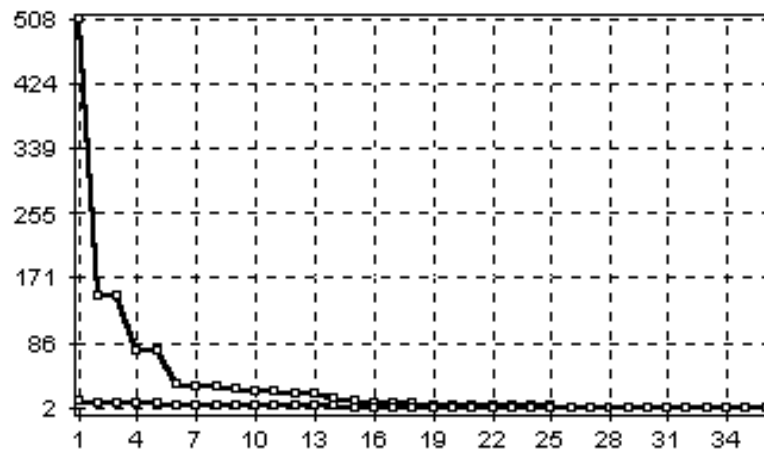


Рис. 6.4. Графіки логарифмів та квадратних коренів із власних чисел коваріаційної матриці

Зокрема, з рис. 6.4 видно, що після приблизно 15–17-ї головної компоненти іде шум (повільне згасання досить малих власних чисел). Кожна гармонічна складова містить дві головні компоненти з рівними періодами (синусоїда й косинусоїда), які відповідають одному й тому самому власному числу. У реальних ситуаціях з урахуванням похибки ці дві компоненти відповідають близьким власним числам. Тому на графіці з'являється сходинка. На рис. 6.4 можна помітити такі сходинки, які відповідають головним компонентам 2–3 й 4–5.

6.2. Аналіз часових рядів у пакеті SPSS

Пакет SPSS дає змогу застосовувати такі процедури аналізу часових рядів:

- ◆ регресійний аналіз (regression) – дає змогу підбирати параметри великої кількості моделей трендів і вилучати відповідні тренди із вихідного ряду;

- ◆ ARIMA моделі (ARIMA) – використовується для побудови ARIMA моделей часових рядів; дає змогу здійснювати попереднє зведення ряду до стаціонарного шляхом його логарифмування, враховувати сезонні коливання та інтервенції; будувати довірчі інтервали для прогнозів;

- ◆ експоненціальне згладжування (Exponential smoothing) - застосовується для згладжування часових рядів, що мають різні типи тренду й можуть мати сезонну компоненту;

- ◆ сезонні компоненти (Seasonal decomposition) – визначає параметри сезонних компонент для адитивних і мультиплікативних моделей часового ряду;

- ◆ спектральні графіки (Spectral plots) – виявляє гармонічні складові часового ряду й будує графіки спектральної щільності й періодограми;

- ◆ автокореляції (Autocorrelations) – розраховує параметри й будує графіки автокореляційної та часткових автокореляційних функцій; дає змогу зводити ряд до стаціонарного логарифмуванням або розрахунком послідовних різниць, а також враховувати наявність циклічної складової;

- ◆ крос-кореляції (Cross-correlations) – використовується для перевірки крос-кореляцій між рядами даних.

Пакет SPSS має власну мову макрокоманд, яка дає змогу створювати виконувані файли, що повністю описують усі етапи аналізу типових часових рядів.

Підбор тренду й прогнозування

Розташуємо вихідні дані ряду в файлі 1.txt так, щоб у перший стовпчик містив дати (порядкові номери), а другий – значення рівнів ряду. Для зчитування даних в пакеті SPSS передбачено функцію **Read text data**, яку можна викликати через вікно **File** головного меню.

У першому діалоговому вікні (рис. 6.5) необхідно вказати, чи має вихідний файл визначений формат. У другому діалоговому вікні (рис. 6.6) позначають, чи є вихідні дані розмежованими, чи вони розташовані у колонках сталої товщини, а також чи містяться у першому рядку таблиці імена змінних. У третьому діалоговому вікні (рис. 6.7) вказують такі дані: з якого номеру рядка починаються дані, які треба аналізувати; чи містить кожний рядок таблиці дані про один рівень ряду, або скільки елементів таблиці відповідають одному рівню; скільки рівнів ряду необхідно завантажити; приблизний внесок випадкової складової до значень рівнів ряду (у відсотках). Тут також можна перевірити повноту відібраних даних. У четвертому діалоговому вікні позначають спосіб розділення значень змінних; наявність та тип специфікатора тексту (лапки, подвійні лапки тощо). Тут також можна перевірити правильність розпізнання окремих стовпчиків даних.

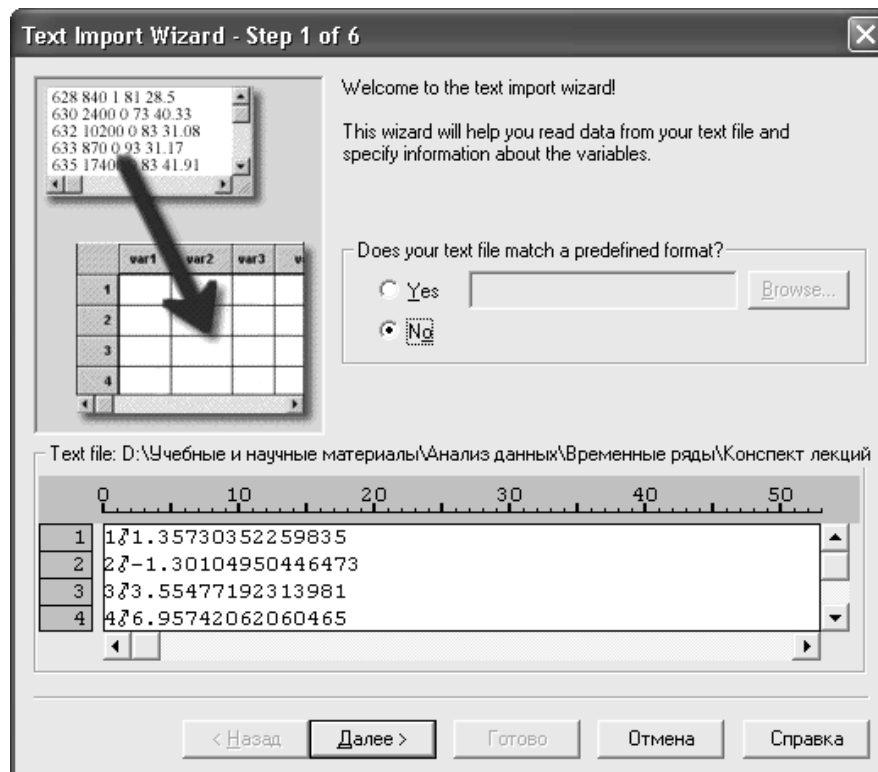


Рис. 6.5. Перше діалогове вікно

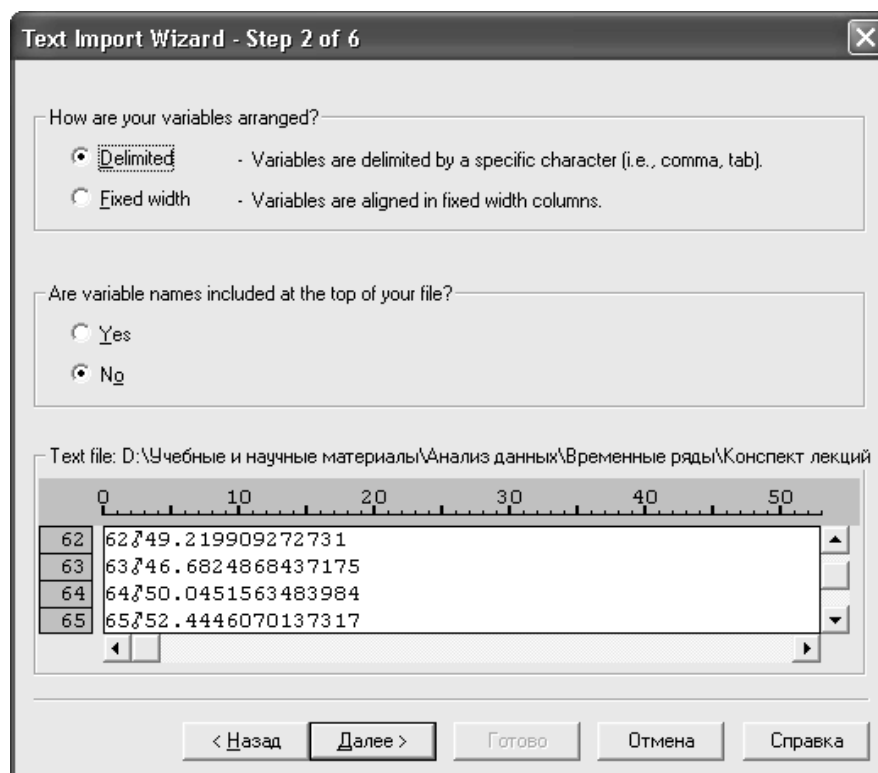


Рис. 6.6. Друге діалогове вікно

Text Import Wizard - Delimited Step 3 of 6

The first case of data begins on which line number?

How are your cases represented?

☒ Each line represents a case

☐ A specific number of variables represents a case:

How many cases do you want to import?

☒ All of the cases

☐ The first cases.

☐ A random percentage of the cases (approximate): %

Data preview

1	1.35730352259835
2	-1.30104950446473
3	3.55477192313981
4	6.95742062060465

< Назад Далее > Готово Отмена Справка

Рис. 6.7. Третє діалогове вікно

Text Import Wizard - Delimited Step 4 of 6

Which delimiters appear between variables?

☒ Tab ☐ Space

☐ Comma ☐ Semicolon

☐ Other:

What is the text qualifier?

☒ None

☐ Single quote

☐ Double quote

☐ Other:

Data preview

	V1	V2
1	1.357303522598	
2	-1.30104950446	
3	3.554771923139	
4	6.957420620604	

< Назад Далее > Готово Отмена Справка

Рис. 6.8. Четверте діалогове вікно

У п'ятому діалоговому вікні (рис. 6.9) вказують імена змінних і формати даних, а також перевіряють правильність відображення даних у таблиці. У шостому діалоговому вікні (рис. 6.10) позначають необхідність збереження вибраного формату даних для аналізу інших часових рядів, вставки синтаксису, локального хешування даних. На рис. 6.11 показано вигляд робочого вікна після завантаження даних.

При завантаженні даних можуть виникнути дві проблеми. Перша полягає у тому, що вихідний файл і SPSS можуть передбачати використання різних знаків (кома або крапка) для розділення цілої та десяткової частин числа. Для усунення проблеми необхідно змінити тип десяткового розділювача у пункті **Формат чисел** вікна **Стандарти** на **Панелі управління**. Друга проблема полягає у кількості десяткових знаків чисел, що відображаються у таблиці. Її можна змінити шляхом корегування параметрів змінних у вікні **Вигляд змінних (Variable view)**.

Для побудови графіка часового ряду скористуємося вікном **Графік розсіювання (Scatterplot)** пункту **Графіки (Graphs)** головного меню (рис. 6.12). Оберемо **Простий графік розсіювання (Simple scatterplot)** і увійдемо до діалогового вікна (рис. 6.13).

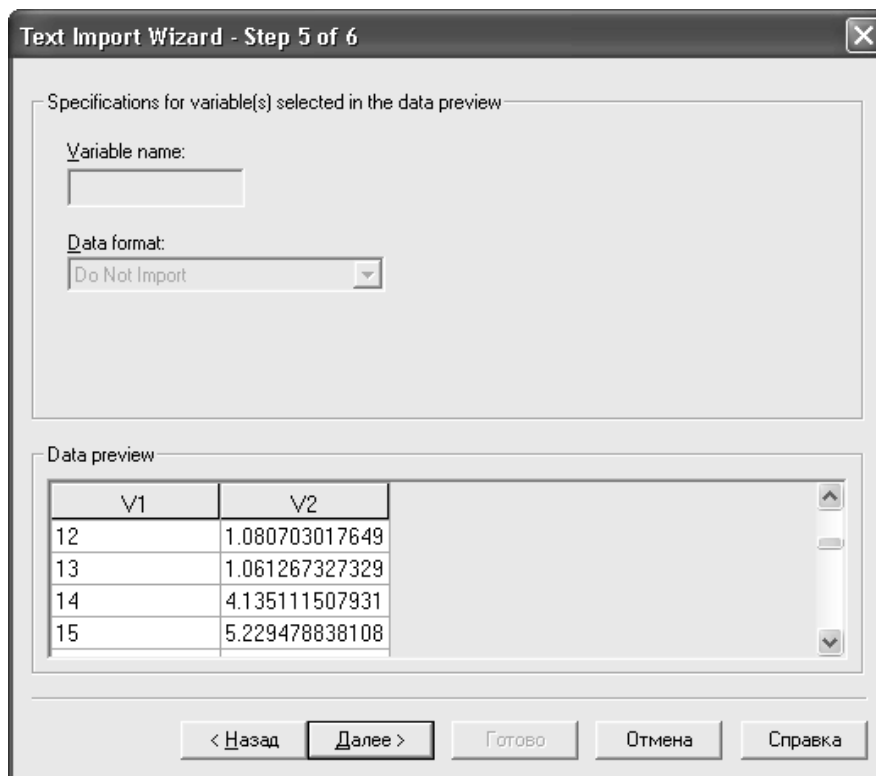


Рис. 6.9. П'яте діалогове вікно

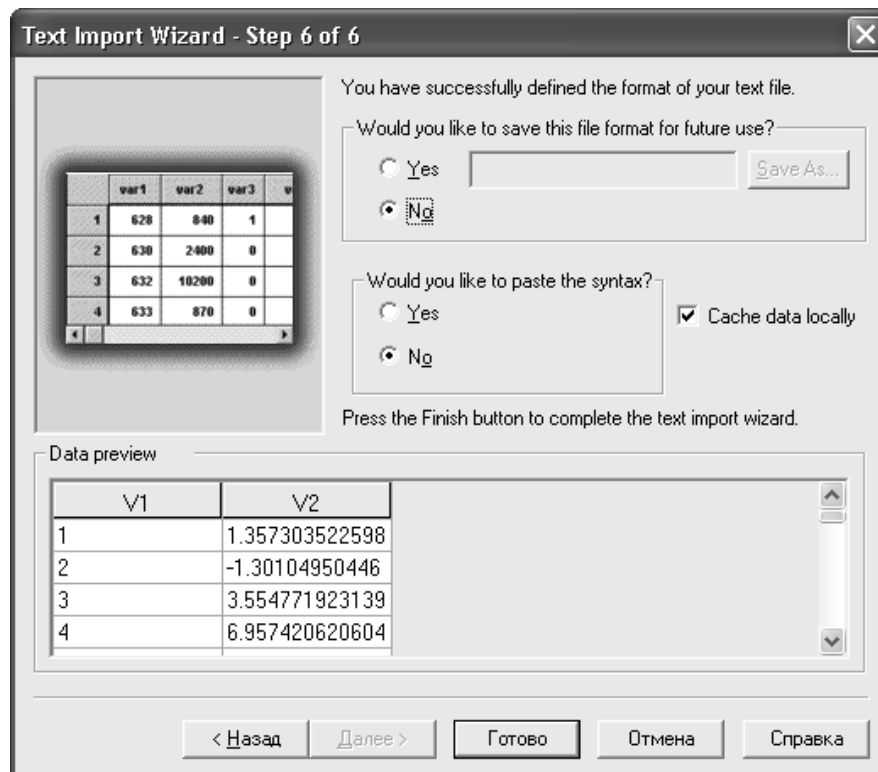


Рис. 6.10. Шосте діалогове вікно

Untitled - SPSS Data Editor

File Edit View Data Transform Analyze Graphs Utilities Window Help

13:

	v1	v2	var	var	var	var	var	var
1	1,0	1.35730352259835						
2	2,0	-1.30104950446473						
3	3,0	3.55477192313981						
4	4,0	6.95742062060465						
5	5,0	7.04505065716803						
6	6,0	8.98739931109548						
7	7,0	-2.40876291877776						
8	8,0	3.80945627014199						
9	9,0	8.18306757796276						
10	10,0	2.0398980516009						
11	11,0	3.64738751852489						
12	12,0	1.08070301764924						
13	13,0	1.06126732732914						
14	14,0	4.13511150793126						

Рис. 6.11. Вигляд робочого вікна після завантаження даних

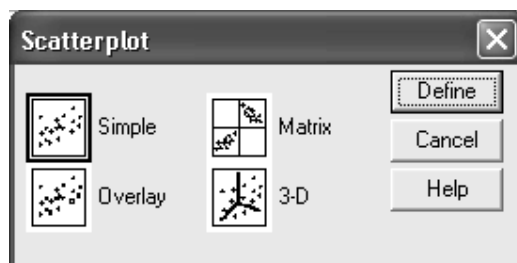


Рис. 6.12. Діалогове вікно побудови графіка розсіювання

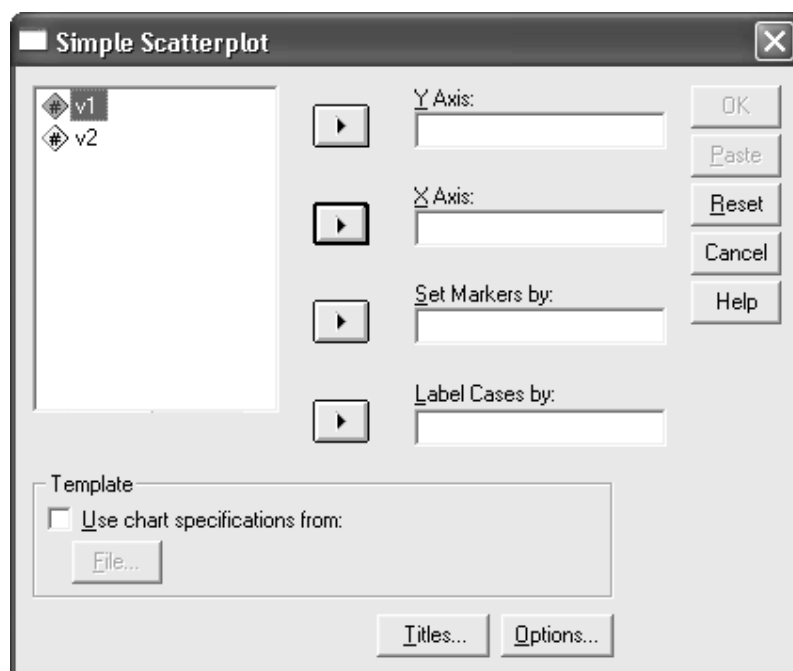


Рис. 6.13. Діалогове вікно побудови простого графіка розсіювання

У цьому вікні необхідно вибрати незалежну й залежну змінні, які будуть відображатися по осях Ox та Oy , відповідно. Приклад побудованого графіка наведено на рис. 6.14. З нього можна припустити існування у досліджуваного часового ряду нелінійного тренду. Для його ідентифікації обираємо у пункті головного меню **Аналіз (Analyze)** підпункт **Регресія (Regression)** і далі – підпункт **Оцінювання кривої (Curve estimation)**. У випадку, коли можна припустити існування лінійного тренду останній треба замінити на підпункт **Лінійна регресія (Linear regression)**. Після цього з'явиться діалогове вікно, показане на рис. 6.15. Тут необхідно позначити залежну й незалежну змінну. Якщо значення часу задаються у вигляді номерів ряду з рівновіддаленими рівнями, у вікні властивостей незалежної змінної слід вибрати **Час (Time)**. При цьому саму незалежну змінну можна не задавати. Далі треба вибрати тип моделі й позначити, чи треба включати до моделі константу, будувати графік і виводити таблицю ANOVA.

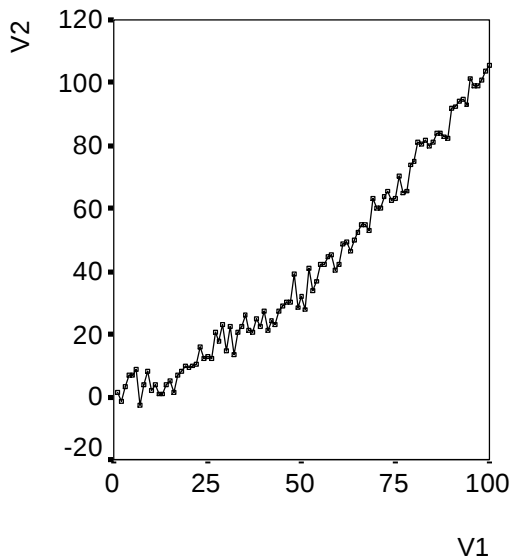


Рис. 6.14. Приклад графіка часового ряду

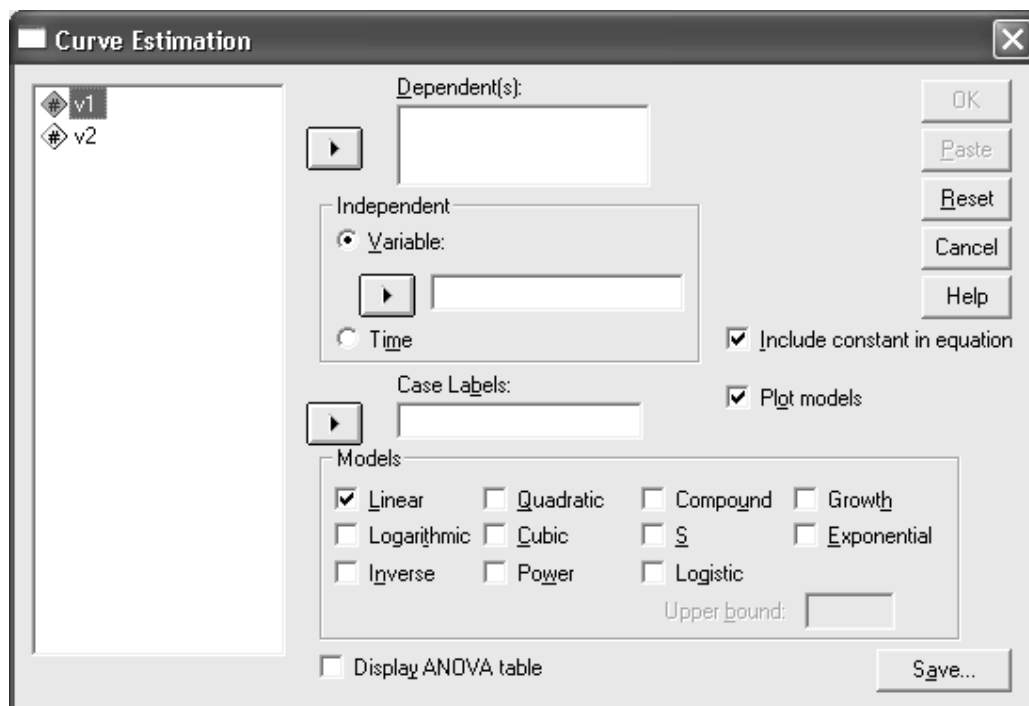


Рис. 6.15. Вікно для оцінювання параметрів нелінійного тренду

Кнопка **Зберегти (Save)** використовується для збереження у таблиці значень моделі, її залишків, а також мінімального та максимального прогнозних значень при заданому довірчому рівні. У нашому випадку, обираючи квадратичну модель з константою, одержуємо модель, у якій значення константи є статистично незначущим. Обираючи далі параболічну модель без константи, отримуємо тренд, графік якого показує-

но на рис. 6.16, а параметри і статистичні характеристики наведено у таблиці 6.1.

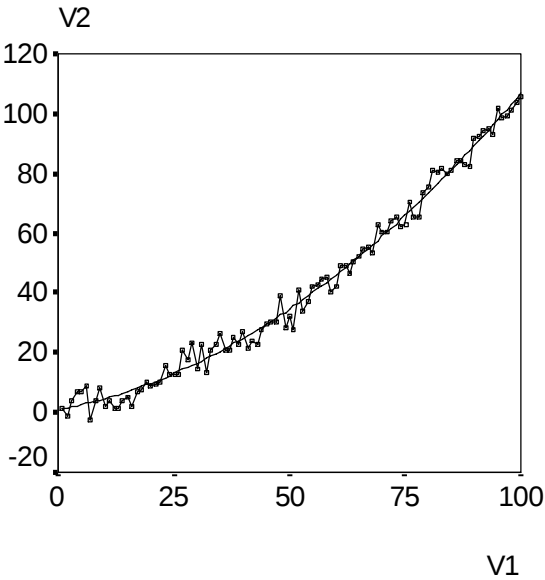


Рис. 6.16. Графік часового ряду й параболічного тренду

Таблиця 6.1
Таблиця ANOVA для параболічної моделі тренду

Dependent variable.. V2

Method.. QUADRATI

Listwise Deletion of Missing Data

Multiple R,99807

R Square,99614

Adjusted R Square,99607

Standard Error3,27105

Analysis of Variance:

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	2	270864,89	135432,45
Residuals	98	1048,58	10,70

F = 12657,49860

Signif F = ,0000

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	T	Sig T
V1	,326060	,022495	,363719	14,495	,0000
V1**2	,007390	,000289	,641749	25,574	,0000

Notes:

* Equation was estimated without the constant term; Rsq is redefined.

Згідно з даними таблиці модель тренду можна записати у вигляді:

$$u_t = 0,32606t + 0,00739t^2.$$

Коефіцієнти моделі (крім константи) значимо відрізняються від нуля, коефіцієнт кореляції (Multiple R) дорівнює 0,998, а коефіцієнт детермінації (R Square) – 0,996. Модель поясняє понад 99,6 % загальної варіації даних (Adjusted R Square).

Наступним етапом дослідження моделі є аналіз залишків. При цьому основними є питання про наявність їх автокореляції, яка свідчить про неадекватність моделі, а також підпорядкованість нормальному закону розподілу.

Для оцінювання автокореляції залишків оберемо процедуру **Автокореляції (Autocorrelations)** підпункту **Часові ряди (Time series)** пункту **Графіки (Graphs)** головного меню (рис. 6.17).

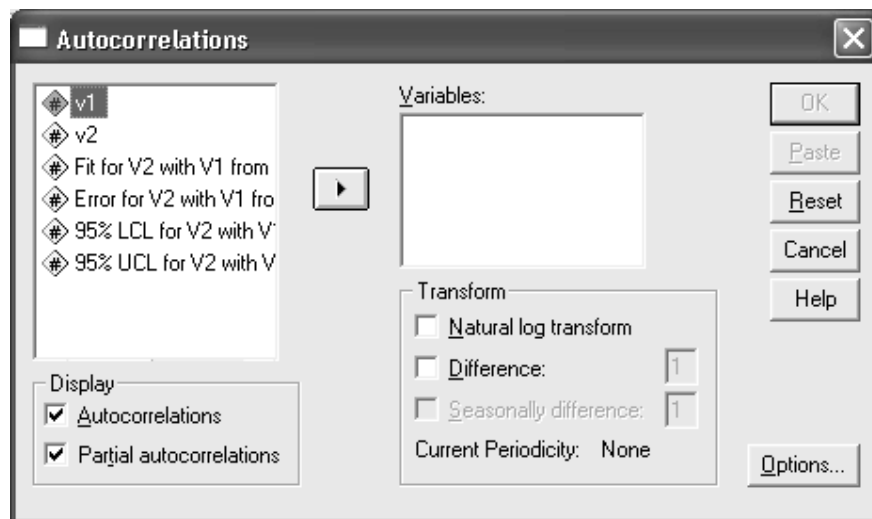


Рис. 6.17. Вікно меню процедури перевірки автокореляції

До вікна **Змінні (Variables)** вмістимо змінну **Error**, що містить дані про залишки моделі. Враховуючи, що ряд залишків при адекватній моделі має бути білим шумом, перетворювати його до стаціонарного ряду немає потреби. Кнопка **Опції (Options)** використовується для завдання кількості лагів та способу оцінювання стандартної похибки. Графік автокореляційної функції наведено на рис. 6.18. З нього можна зробити висновок про відсутність автокореляції, оскільки отримані оцінки значень коефіцієнтів автокореляції розташовані у межах довірчого інтервалу для нульових значень автокореляційної функції.

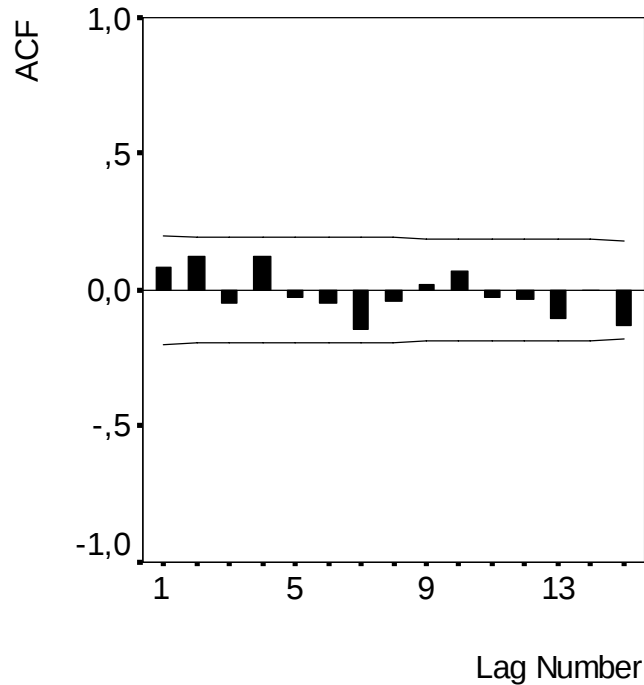


Рис. 6.18. Графік автокореляційної функції.

Іншим способом перевірки автокорельованості залишків є розрахунок статистики Дарбіна-Уотсона. Для розрахунку її значення необхідно у підпункті **Регресія (Regression)** пункту **Аналіз (Analyze)** головного меню вибрати процедуру **Лінійна регресія (Linear regression)**, а потім, натиснувши кнопку **Статистика (Statistics)** задати розрахунок статистики Дарбіна-Уотсона. При цьому як залежну змінну необхідно задавати стовпчик, що відповідає залишкам. У нашому випадку відповідне значення дорівнює 1,831, що підтверджує відсутність автокореляції залишків побудованої моделі.

Для перевірки нормального розподілу залишків можна побудувати їх графік у нормальних імовірнісних координатах. Для цього у пункті меню **Графіки (Graphs)** обираємо процедуру **Р-Р графіки (P-P Plots)**. Її діалогове вікно показано на рис. 6.19. Як змінну обираємо ряд залишків. Помічаємо закон розподілу, що перевіряється (нормальний). Параметри розподілу у цьому випадку доцільно розраховувати за даними, для чого робиться позначка у відповідній комірці. Перетворення ряду при перевірці залишків не потрібно. Графік залишків показано на рис. 6.20. З нього видно, що ряд залишків мало відрізняється від нормального закону розподілу.

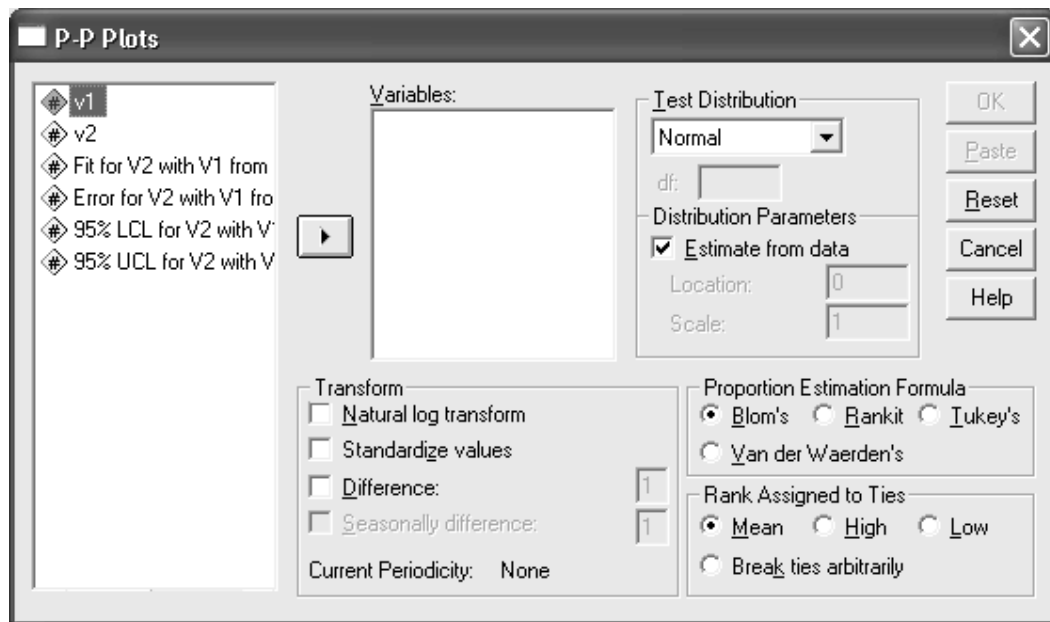


Рис. 6.19. Діалогове вікно процедури Р-Р графіки

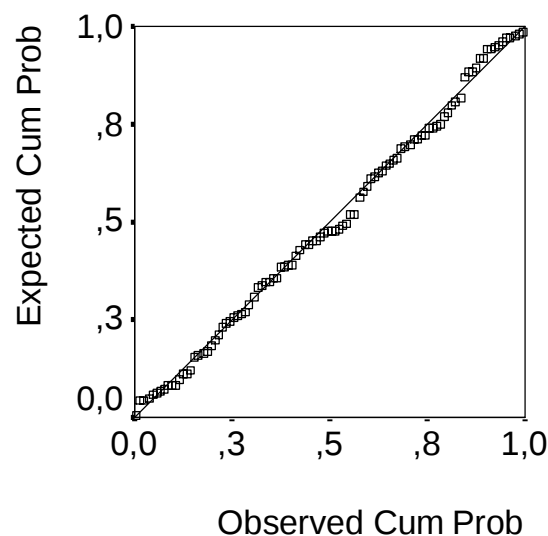


Рис. 6.20. Р-Р графік залишків досліджуваного ряду

Для аналізу часових рядів, що містять сезонну складову, у пакеті SPSS необхідно задати спеціальну змінну, що вказує структуру періодичності ряду. Для цього у пункті меню **Дані (Data)** необхідно обрати процедуру **Визначення дат (Define Dates)**. Її діалогове вікно показано на рис. 6.21.

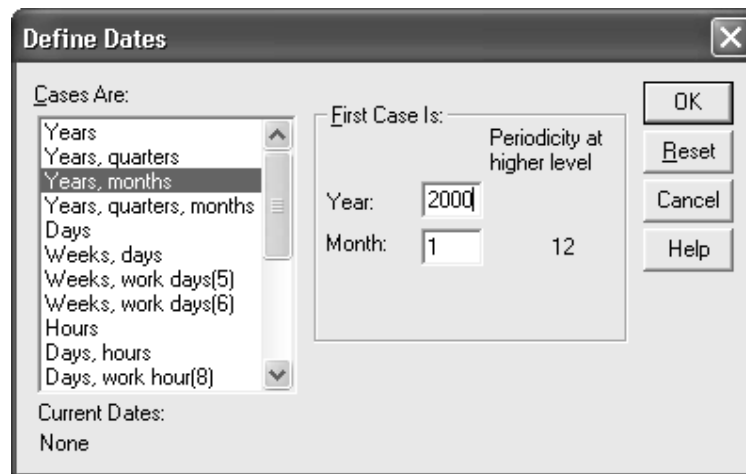


Рис. 6.21. Діалогове вікно процедури визначення дат

У цьому вікні необхідно вказати, якими є інтервали між даними (у нашому випадку обираємо Рік, місяць), та позначити дату, що відповідає першому рівню ряду в обраних одиницях (у прикладі це січень 2000 р.). Результатом є додання до таблиці вихідних даних трьох стовпчиків, що характеризують рік, місяць і дату кожного спостереження (рис. 6.22).

SPSS 2 - SPSS Data Editor									
File Edit View Data Transform Analyze Graphs Utilities Window Help									
8: date_ AUG 2000									
	v1	v2	year_	month_	date_	var	var	var	var
1	1,0	9,95	2000	1	JAN 2000				
2	2,0	14,49	2000	2	FEB 2000				
3	3,0	8,60	2000	3	MAR 2000				
4	4,0	19,10	2000	4	APR 2000				
5	5,0	13,54	2000	5	MAY 2000				
6	6,0	12,73	2000	6	JUN 2000				
7	7,0	11,05	2000	7	JUL 2000				
8	8,0	3,99	2000	8	AUG 2000				
9	9,0	16,43	2000	9	SEP 2000				
10	10,0	2,43	2000	10	OCT 2000				
11	11,0	19,07	2000	11	NOV 2000				
12	12,0	17,85	2000	12	DEC 2000				
13	13,0	21,22	2001	1	JAN 2001				
14	14,0	31,63	2001	2	FEB 2001				

Рис. 6.22. Вигляд таблиці даних при дослідженні рядів, що містять сезонну складову

Для аналізу ряду у пункті меню **Аналіз (Analyze)** обираємо підпункт **Часові ряди (Time series)** і далі – процедуру **Сезонна декомпозиція (Seasonal Decomposition)**. Її діалогове вікно показано на рис. 6.23.

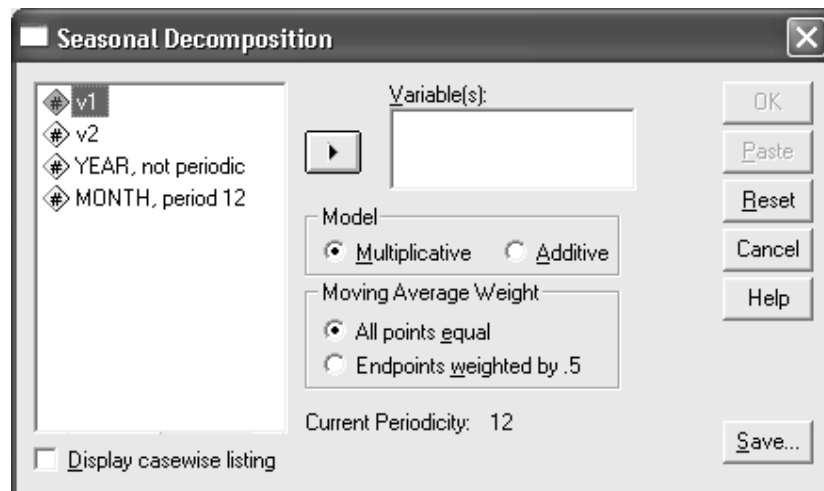


Рис. 6.23. Діалогове вікно процедури **Сезонна декомпозиція**

Як змінну вказуємо стовпчик, де знаходяться значення рівнів аналізованого часового ряду. Крім того необхідно обрати адитивну або мультиплікативну модель ряду, а також варіант розрахунку значень ковзного середнього. Результатом процедури є формування чотирьох нових змінних: saf_1 – оцінки сезонних ефектів; sas_1 – скореговані з урахуванням сезонних ефектів значення рівнів ряду; stc_1 – тренд-сезонна модель скорегованого ряду; err_1 – іррегулярна компонента скорегованого ряду. На рис. 6.24 показано вікно виводу даних, а на рис. 6.25 – графіки вихідного ряду й нових змінних.

SPSS 2 - SPSS Data Editor											
File Edit View Data Transform Analyze Graphs Utilities Window Help											
5 : err_1 0,973524637529031											
	v1	v2	year_	month_	date_	err_1	sas_1	saf_1	stc_1	var	var
1	1,0	9,95	2000	1	JAN 2000	,91323	8,99165	1,10677	9,84603		
2	2,0	14,49	2000	2	FEB 2000	1,27931	12,41391	1,16740	9,70362		
3	3,0	8,60	2000	3	MAR 2000	,67489	7,70530	1,11653	11,41711		
4	4,0	19,10	2000	4	APR 2000	1,29570	16,62738	1,14845	12,83276		
5	5,0	13,54	2000	5	MAY 2000	,97352	12,56388	1,07735	12,90556		
6	6,0	12,73	2000	6	JUN 2000	1,04508	12,66047	1,00587	12,11435		
7	7,0	11,05	2000	7	JUL 2000	1,07487	12,17739	,90725	11,32912		
8	8,0	3,99	2000	8	AUG 2000	,49276	4,93787	,80798	10,02083		
9	9,0	16,43	2000	9	SEP 2000	1,57688	17,66939	,92968	11,20527		
10	10,0	2,43	2000	10	OCT 2000	,25311	3,01985	,80511	11,93110		
11	11,0	19,07	2000	11	NOV 2000	1,27650	19,74645	,96564	15,46919		
12	12,0	17,85	2000	12	DEC 2000	1,02051	18,55082	,96196	18,17796		
13	13,0	21,22	2001	1	JAN 2001	,90417	19,17264	1,10677	21,20463		
14	14,0	31,63	2001	2	FEB 2001	1,18718	27,09120	1,16740	22,81974		

Рис. 6.24. Вікно виводу даних після закінчення процедури сезонної декомпозиції

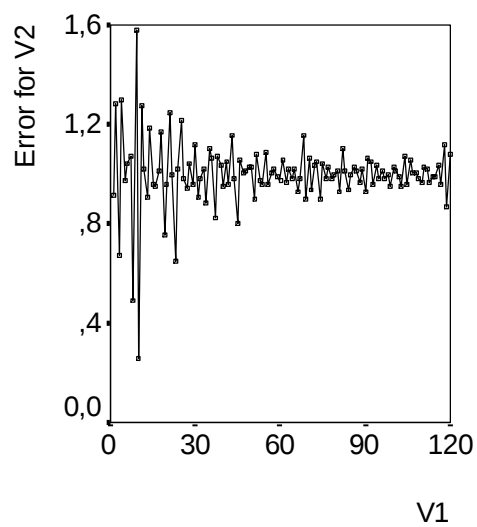
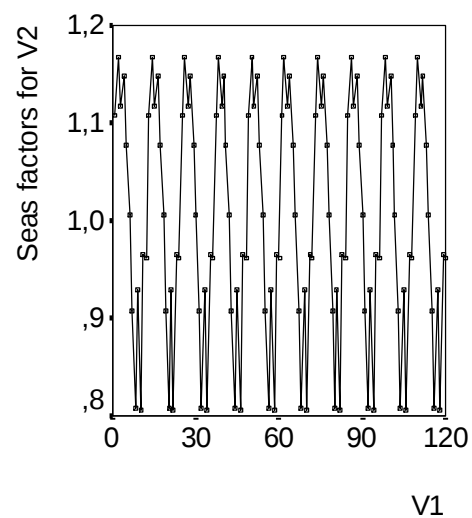
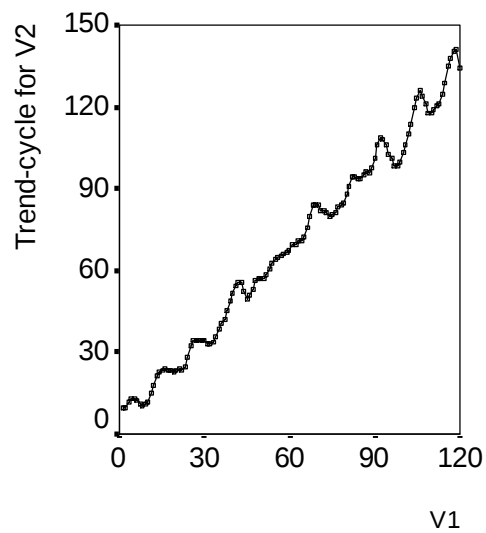
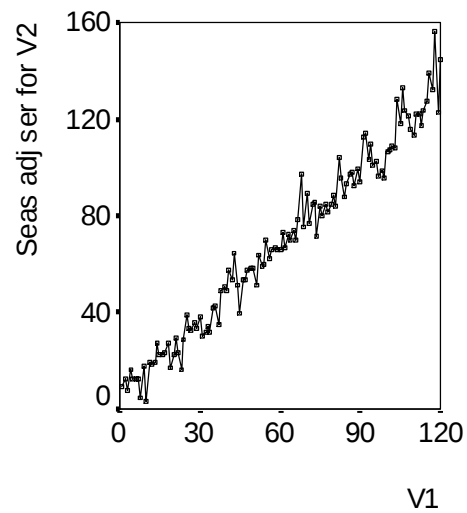
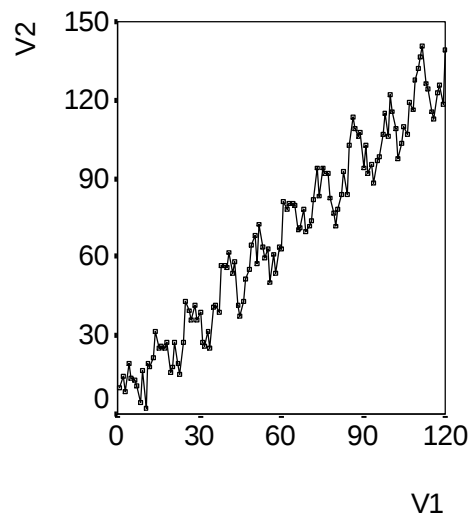


Рис. 6.25. Графік вихідного часового ряду та результати його сезонної декомпозиції