сів багатопроцесорного комплексу при виконанні програмного коду досліджувалися за допомогою розробленого програмного комплексу зі застосуванням команд IPX/SPX-протоколів та системи вводу/виводу NetBIOS локальної мережі на прикладі розрахунку перехідного процесу складного підсилювача, розщепленого на три підсхеми (рис. 1, 2)

5. Висновки

Розроблений алгоритм діакоптичного методу на паралельних обчислювальних структурах дозволяє ефективно використовувати поширене комп'ютерне обладнання і відповідає сучасним тенденціям розвитку обчислювальних методів та техніки.

1. Параллельная обработка информации: В 5 т. // Под ред. А.Н.Свенсона. – К.: Наук. думка. 1985. – Т.1: Распаралеливание алгоритмов обработки информации. – 280 с.
2. D.Petcu. Parallelisz in solving ordinary differential equations, Mathematical Monographs 64, Tipografia Universitatii din Timisoara, 1998, 232 pages.
3. Слипченко В.Г., Елизаренко Г.Н. Методы диакоптики в электронике. – К.:Вища школа, 1981. – 207 с.
4. Рендзіняк С.Й., Крупський Б.І., Мурін В.І. Реалізація паралельних діакоптичних алгоритмів розрахунку динамічних режимів в локальній мережі // Электроника и связь. – 1998. – Вып. 4. – Ч.3. – С. 415 – 418.
5. Нагорный Л.Я., Кофто А.Г. Распараллеливание алгоритмов моделирования нелинейных систем большой размерности // Электронное моделирование. – 1983. – №4. – С.45 – 51.
6. Frohlich N., Riess B.M., Wever U.A., Zheng Q. A new approach for parallel simulation of VLSI crcuits on a transistor level // IEEE Transactions on Circuits and Systems. – 1998. – Vol. CSI-45. – No.6. – pp. 601– 613.
7. Харченко К.В. Модифікація паралельного блочно-діагонального методу розв'язання лінійних систем рівнянь для використання у САПР електронних схем // Електроніка та зв'язок. – 1999. – № 6. – Т. 1. – с. 156 – 162.

Р. Камінський
Національний університет "Львівська політехніка"

УДК 519.24

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ ЗГЛАДЖУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ З АСИМЕТРИЧНИМ РОЗПОДІЛОМ РІВНІВ

Наведено результати порівняльного аналізу методів згладжування часових рядів з асиметричними розподілами рівнів методами ковзного середнього, експоненціального згладжування та медіанної фільтрації за критеріями: вибіркової медіани, загальної дисперсії, дисперсії різниць рівнів, критерію поворотних точок та показника фрактальності Херста.

Results of comparative analysis of smoothings metods for time series of asymmetric variates by moving-average process, exponencial smoothing and median filtering by criterions: sample median, general variance, variance of difference of neighbouring variates, criterion of turning points and Herst fractal index are presented.

Вступ

Однією з загальних проблем аналізу будь-якого часового ряду є побудова його математичної моделі, на підставі якої можна прогнозувати розвиток явища, яке описує даний часовий ряд. Рівні часового ряду є випадковими величинами переважно з невідомим розподілом і можуть бути еквідистантними або нееквідистантними. Тому проблема побудови моделі у формі відповідного аналітичного опису є актуальною і полягає у виборі відповідних аналітичних виразів, визначенні їх параметрів та розробці критеріїв адекватності прийнятої моделі модельованому явищу. Актуальність цієї проблеми яскраво виражена в задачах теорії надійності, демографії, діагностики, і, зокрема, там, де рівні є випадковими величинами з суттєво асиметричним законом розподілу.

Вирішення цієї проблеми можна подати у двох аспектах: формальному, що є типовим і полягає в тому, що в статистичному аспекті встановлюється вид розподілу рівнів і визначаються його параметри, а в динамічному – за допомогою різних вирівнювальних процедур визначається тренд, який характеризує динаміку розвитку поведінки об'єкта, явища чи ситуації, а потім виділений тренд апроксимується відповідною функцією та визначаються відхилення від тренду і характер випадкових помилок та евристичному, коли перед дослідником постають задачі вибору методів обробки, виду функції апроксимації тренду, критеріїв аналізу, оцінювання та адекватності.

У роботі експериментально досліджується ефективність згладжування реальних часових рядів, рівні яких представляють час розпізнавання людиною-оператором зображень об'єктів з екрана монітора методами: ковзного середнього, експоненціального згладжування та медіанної фільтрації, причому значення рівнів за своєю природою мають асиметричний розподіл. Порівняння методів здійснюється на підставі таких критеріїв: вибіркової медіани, вибіркової дисперсії, дисперсії модулів різниць сусідніх рівнів, кількості поворотних точок та показника Херста.

1. Суть проблеми і постановка задачі

При розробці математичних моделей часових рядів більш локальною, але не менш важливою є проблема, сенс якої полягає в наступному. Для виділення тренду при значній дисперсії рівнів широко використовуються різні види ковзного середнього та експоненціального згладжування, а потім методом найменших квадратів (МНК) або в інший спосіб визначають коефіцієнти вибраного аналітичного опису тренду, а при незначній – для вирівнювання рівнів МНК застосовують безпосередньо. Проте і МНК, і згладжуючі процедури за своєю природою вимагають нормального розподілу рівнів, оскільки вони опираються на властивості середнього значення. При асиметричному розподілі рівнів застосування згладжуючих процедур та МНК приводить до зміщення оцінок тренду в бік великих значень рівнів і, в результаті, неадекватності моделі за параметрами, хоча її загальний вигляд може відповідати характеру тренду, проте таке зміщення негативно відбивається на результатах прогнозів. Справа в тому, що тренд повинен подавати значення, які в даний момент спостереження чи в околі цього моменту найчастіше зустрічаються, тобто з точки зору функції щільності розподілу тренд повинен проходити через модові значення розподілу рівнів. У випадку нормального розподілу мода, медіана, математичне сподівання збігаються, і цієї проблеми тут немає. У випадку асиметрії ці значення розходяться, причому математичне сподівання завжди є далі від моди, ніж медіана. Тому при використанні МНК, ковзного середнього, експоненціального згладжування тренд буде проходити через значення середніх, а не через значення мод. Тут припускається, що значення всіх рівнів є незалежними з однаковим розподілом.

Одним з підходів до вирішення цієї проблеми є використання медіанного згладжування або медіанної фільтрації, методу згладжування, запропонованого в 1971 році Тьюкі [1], суть якого зводиться до визначення медіани значень рівнів ряду у вікні, яке ковзає вздовж ряду, і заміною рівня в середині вікна значенням медіани. Медіана є однією з найбільш робастних характеристик вибірки й інколи використовується замість середнього значення. При медіанній фільтрації тренд проходить через значення медіан, а тому є ближчим до натурального тренду, який проходить через модові значення.

При експериментальних дослідженнях поведінки реальних об'єктів і побудови їх математичних моделей, зокрема, при асиметричному розподілі рівнів і великій дисперсії досить часто виникає питання вибору методу обробки даних, а саме: як співвідносяться між собою результати згладжування рівнів різними процедурами та за яким критеріями їх можна порівнювати. У роботі [2] такий порівняльний аналіз процедур згладжування часових рядів проведено з метою усунення тренду. Як критерії порівняння використано мінімум середньоквадратичного відхилення і дисперсії функції різниці початкових даних і даних після усунення тренду. Показано, що у випадку аномальних значень, тобто таких, що не вкладаються в існуючий в часовому ряді нормальний розподіл, найбільш ефективним є метод ковзної медіани.

При побудові моделей часових рядів, рівні яких відповідають індивідуальним значенням часу розпізнавання об'єктів, подібна "аномальність" (порівняно великі значення) окремих рівнів є природною властивістю обмежених мінімальним часом психомоторних реакцій людини, а тому рівні мають асиметричний, зрізаний в області малих значень, одномодальний розподіл.

Крім того, під час роботи чи експерименту функціональний стан оператора переважно змінюється, і тренд тенденції часу розпізнавання має нелінійний характер. При великій дисперсії рівнів маскується як сам вид тенденції, так і відхилення від неї. У такій ситуації вибір аналітичного виразу для тренду є досить складним, а тому використовують різні згладжуючі процедури для виявлення його поведінки, тобто має практичне значення порівняння ефективності різних методів виділення тренду, яке можна сформулювати так.

Постановка задачі: провести порівняльний аналіз методів виділення тенденції та з'ясування характеру тренду часових рядів з асиметричним розподілом рівнів, що відповідають часу розпізнавання оператором зображень об'єктів заданого класу, а саме: методами ковзного середнього, експоненціального згладжування та медіанної фільтрації з допомогою критеріїв: вибіркової медіани, вибіркової дисперсії рівнів, дисперсії модулів різниць сусідніх рівнів, числа поворотних точок та показника Херста.

2. Характеристики методів згладжування

Тенденція рівнів будь-якого часового ряду за своєю суттю є гладкою функцією часу, проте через природний випадковий характер рівнів та флуктуації в каналах реєстрації даних представити її аналітично з допомогою простої функції часу є досить складно, а тому використовують статистичні техніки згладжування, які дозволяють відобразити тренд у даній точці з допомогою деякого звичайного або зваженого середнього значення, отриманого зі спостережуваних значень в околі цієї точки, вважаючи, що ці значення є сумою тренду і випадкової помилки. При цьому припускають, що рівні мають нормальний розподіл, середнє значення збігається зі значеннями тренду в даній точці, а середнє значення випадкових помилок (як правило, незалежних і з нульовим математичним сподіванням) стає досить малою величиною.

Ковзне середнє. В основі цієї процедури використовується безпосереднє усереднення, яке реалізується у двох формах – звичайного або зваженого ковзного середнього. Зміст ковзного середнього полягає в тому, що деяке "вікно" розміром $w = 2k + 1$ послідовно пересувається вздовж рівнів часового ряду і в середині цього "вікна" визначається середнє значення охоплених ним рівнів, яке і визначає значення тренду для точки $j + k + 1$, як це спостерігається в такому алгоритмі

$$\widetilde{y}_i = y_1^* + y_2^* + \ldots + y_k^* + \sum_{j=k+1}^{N-2k}\left[\frac{1}{w}\sum_{i=j}^{j+2k+1}\alpha_i x_i\right] + y_{N-k}^* + \ldots + y_{N-1}^* + y_N^*, \qquad (1)$$

де значення y_i^* на початку та в кінці ряду визначаються інтерполяційними формулами, наведеними, наприклад, в [3], α_i – ваги, для яких $\sum_{i=1}^{2k+1}\alpha_i = 1$, а операція усереднення в межах вікна представлена в квадратних дужках. Якщо $\alpha_1 = \alpha_2 = \ldots = 1$, маємо звичайне ковзне середнє; переважно ваги у "вікні" розподілені за симетричним законом. Чим більший розмах "вікна", тим більше рівнів усереднюється і тим вищим є ефект згладжування. Рівні, які суттєво вирізняються своїми великими значеннями, що є характерним для асиметричних розподілів, в процесі згладжування будуть "розмазуватись" і зсувати значення сусідніх рівнів в область більших значень. У результаті аналітичний опис згладжених рівнів буде зміщеною моделлю початкових даних.

До недоліків ковзного звичайного або зважуваного середнього належить втрата рівнів на початку і в кінці ряду, кількість яких є пропорційна ширині вікна. Для усунення цього недоліку використовують спеціальні екстраполяційні формули обчислення нових рівнів і заміни ними втрачених, зберігаючи характер тенденції.

Експоненціальне згладжування. В загальному алгоритм обчислення експоненціальної середньої реалізується з допомогою рекурентної формули, яка має вигляд [4]

$$\widetilde{y}_i = \widetilde{y}_0^* + \sum_{i=1}^{n}\left[\alpha\, y_i + (1-\alpha)\widetilde{y}_{i-1}\right], \qquad 0 < \alpha < 1, \qquad (2)$$

де y_i – поточне, а $\widetilde{y}_i$ і $\widetilde{y}_{i+1}$ – поточне та попереднє згладжене значення, $\widetilde{y}_0^*$ – екстрапольоване початкове значення, а α – параметр згладжування.

Суть методу експоненціального згладжування полягає в тому, що рівні часового ряду згладжуються зваженою ковзною середньою, в якій ваги підпорядковані експоненціальному закону, тобто в напрямку ретроспективи ваги монотонно спадають. Отже, у визначенні експоненціальної середньої беруть участь усі члени ряду. Тому така експоненційна середня характеризує значення процесу в кінці інтервалу згладжування і фактично є середнім значенням для останніх рівнів. Експоненціальне згладжування дає незміщену оцінку часового ряду при незначній дисперсії і нормальному розподілі рівнів. У випадку асиметричного розподілу великі значення рівнів будуть дуже сильно впливати на наступні, а оцінка ряду буде зміщеною.

Основними недоліками експоненціального згладжування є відсутність нульового рівня, тобто згладженого рівня, з якого починає роботу алгоритм (2) та вибір постійної згладжування α. Якщо стосовно нульового рівня вихід знаходять у використанні екстраполяційних формул ковзного середнього або ж беруть перший рівень, оскільки його вага відносно кінцевого рівня є найменшою і такий вибір мало впливає на кінцевий результат, навіть при незначній кількості рівнів, то вибір постійної згладжування α залишається актуальною проблемою.

Існують багато різних підходів до вибору α, проте вони не вирішують повністю і остаточно цю проблему. Один з таких підходів, який є ефективним саме при асиметричному розподілі рівнів, наведено в [5], суть якого зводиться до визначення вибіркових параметрів рівнів ряду. Даний підхід дозволяє визначити для кожного ряду відповідне значення α, яке є пропорційне асиметрії розподілу його рівнів і не виходить за рекомендовані границі (2).

Медіанна фільтрація. Сенс медіанної фільтрації зводиться до того, що вздовж часового ряду, рівень за рівнем, переміщається вікно, в межах якого рівні впорядковуються за величиною і визначається значення серединного рівня – медіани, яким замінюється реальне значення, що відповідає середині вікна.

Цей метод згладжування є нелінійною необчислювальною процедурою, яка здійснюється, відповідно до термінології [7], операцією мажорування

$$x_m = \mathrm{Me}(y_{i-1}, y_i, y_{i+1}) = \max\{\min(y_{i-1}, y_i), \min(y_i, y_{i+1}), \min(y_{i-1}, y_{i+1})\}. \qquad (3)$$

При цьому припускається, що медіанна фільтрація зменшує лише дисперсію ряду, залишаючи існуючу тенденцію без зміни, оскільки тренд проходить через значення медіан.

До недоліків відносять зміщення медіани відносно моди, яке є меншим, ніж зміщення середнього, низьку точність її значення при використанні операції (3), а також складність її обчислення при великих розмірах вікна.

3. Критерії порівняння методів згладжування

Для проведення порівняльного аналізу були вибрані критерії, які можна так обґрунтувати.

Вибіркова медіана. Медіана є одним з кількісних показників, який характеризує структуру вибірки. Медіаною x_m є значення, яке забезпечує рівність $\int_a^{x_m} p(x)dx = \int_{x_m}^{b} p(x)dx$, тобто медіана ділить функцію щільності на дві "рівні" частини, які зустрічаються з однаковою імовірністю. На практиці значення медіани отримують за допомогою варіаційного ряду. У випадку непарного n числа членів варіаційного ряду медіаною x_m є той його член, який займає в ряду $(n+1)/2$ -е місце за порядком, а при парному n за медіану x_m приймають середнє арифметичне членів в середині ряду, які займають $n/2$-е і $n/2+1$-е місця. До основних властивостей медіани відносять:

1. Кількість додатних відхилень від медіани дорівнює кількості від'ємних, що випливає з її означення.
2. Зважена на основі емпіричної функції розподілу сума абсолютних відхилень елементів вибірки відносно деякого значення є мінімальною лише тоді, коли це значення є медіаною [6].
3. При симетричних розподілах значення медіани, моди та математичного сподівання збігаються, а при несиметричних медіана завжди знаходиться між модою та математичним сподіванням, незалежно від виду (знаку) асиметрії розподілу.

При несиметричних законах розподілу генеральної сукупності $F(x)$ вибіркова медіана дає не тільки незміщену оцінку медіани розподілу $F(x)$, але й систематичну помилку при оцінюванні математичного сподівання [7].

Основними властивостями медіанної фільтрації є:

– медіанна фільтрація є нелінійною процедурою (медіана суми вибірок недорівнює сумі їх медіан);
– медіанна фільтрація зберігає різкі перепади в тенденції, тоді як ковзне середнє та експоненціальне згладжування їх змазує;
– при медіанній фільтрації досить ефективно виключаються поодинокі рівні з великими значеннями, які мають імпульсний характер, тобто різко вирізняються серед інших рівнів;
– розподіл значень медіани $F[\mathrm{Me}(x_i)] \to N(\bar{\bar{m}}, \sigma_n^2)$ асимптотично прямує до нормального при $n \to \infty$ [6, 7, 8];
– медіанне згладжування майже не згладжує сильноосцилюючі процеси на великих інтервалах та процеси типу $x_i \approx (-1)^i y_i$, $i \in Z$ [8].

Виходячи з того, що значення медіани рівнів знаходиться всередині впорядкованого (варіаційного) ряду і в процесі медіанної фільтрації вона однаково взаємодіє як з рівнями, більшими за неї, так і з меншими за неї, правомірно співставляти значення медіан для початкового ряду і цього ж ряду після згладжування.

Дисперсія рівнів. Цю числову характеристику, що є параметром розподілу рівнів, пропонується використати для кількісної оцінки ефективності згладжувальної процедури, тобто чим менша в результаті використання процедури дисперсія, тим більший згладжувальний ефект.

Дисперсія модулів різниць сусідніх рівнів. Підставою для використання цього показника як критерію порівняння методів згладжування часових рядів є те, що в процесі згладжування зменшується дисперсія рівнів, хоча самі значення рівнів можуть змінюватися пропорційно в методі ковзного середнього, непропорційно: більші – більше, а менші – менше в методі експоненціального згладжування та замінюватись сусіднім при медіанній фільтрації. Крім того, значення дисперсії модулів різниць не залежать від виду та характеру тенденції, тому вона може характеризувати сам процес згладжування незалежно від характеру тренду.

Поворотні точки. Цей критерій розглянутий у роботі [3]. Критерій поворотних точок використовується при аналізі часових рядів для встановлення випадковості рівнів ряду. У роботі він використаний з таких міркувань. За означенням поворотною точкою є значення, більше або менше за два сусідні. При згладжуванні значення рівнів зменшуються і тому і в загальній послідовності рівні нівелюються в результаті втрати саме поворотних точок. Суть критерію полягає в тому, що кількість поворотних точок P для ряду з рівнів повинна задовольняти співвідношення

$$P > \left(m_P - t_\alpha \sqrt{d_P}\right), \tag{4}$$

де $m_p = 2(n - 2)/3$ – математичне сподівання кількості точок; $d_p = (16n - 29)/90$ – дисперсія кількості поворотних точок; t_α – коефіцієнт Стьюдента переважно при α = 0.95.

Показник Херста. Даний показник, описаний в [9], є порівняно новим в статистичних дослідженнях. В основі цього показника лежить метод нормованого розмаху, який зорієнтований на виявлення й оцінку нестаціонарних компонент випадкових процесів. Взаємозв'язок показника Херста з параметрами ряду подають таким співвідношенням

$$H = \frac{\log\left(\dfrac{y_{\max} - y_{\min}}{\sqrt{\overline{y^2} - \bar{y}^2}}\right)}{\log(kN)}, \tag{5}$$

де $y_{\max}$ - $y_{\min}$ – розмах рівнів часового ряду, $\sqrt{\overline{y^2} - \bar{y}^2}$ – середньоквадратичне відхилення рівнів, N – кількість рівнів, k – константа, в даному дослідженні $k = 0.5$. Експериментально встановлено, що природні процеси підпорядковані статистиці Херста, тобто показник Херста вказує на підтримку тенденції розвитку або її відсутність. Значення показника Херста можна оцінити безпосередньо за результатами експерименту.

4. Результати експериментальних досліджень

Матеріалом для порівняння методів згладжування були часові ряди, отримані в експериментальних дослідженнях процесу розпізнавання людиною-оператором зображень об'єктів з екрана монітора. Основним показником, який фіксувався в процесі експерименту, був час розпізнавання зображення $y(t_i) = t_i^* - t_i$, де $t \in [0, T]$ – моменти часу: t_i^* – момент появи зображення з шуканим об'єктом, t_i – момент, в який прийнято рішення "об'єкт розпізнано", T – час тривалості експерименту, $i = 1, 2,...$ – кількість зображень з шуканими об'єктами. В послідовності всіх пред'явлених зображень зображення з порібними об'єктами були еквідистантно розміщені так, що практично було виключено адаптацію до моментів появи таких зображень.

Статистичний аналіз отриманих експериментально індивідуальних часових рядів показав, що практично усі ряди мають нелінійний тренд, в переважній більшості на початку ряду можна виділити період адаптації, зумовлений входженням оператора в роботу, значною дисперсією рівнів, серед яких можна виділити досить великі їх значення, які не можуть бути трактовані як промахи або помилки, оскільки вони є результатами процесів мислення і діяльності всієї нервово-психічної системи організму. Побудовані емпіричні функції розподілів індивідуальних рівнів показали суттєву їх асиметрію, одномодальність та зрізаність зліва, в області малих значень часу розпізнання, яку можна пояснити обмеженістю в часі психомоторної реакції.

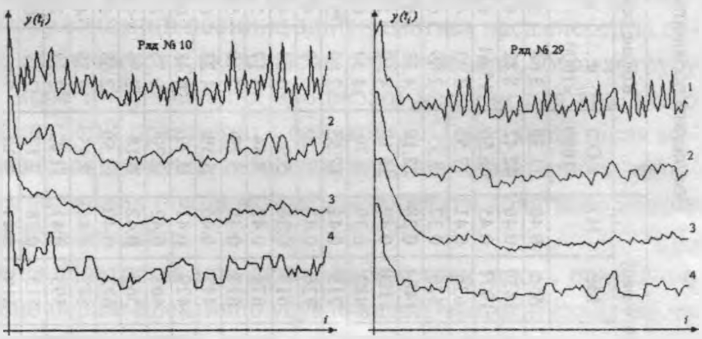
На рисунку представлено графіки індивідуальних часових рядів двох операторів. Для оригінального ряду (ряд 1) проведено згладжування методами: ковзного (не зваженого) середнього (ряд 2), експоненціального згладжування (ряд 3) та медіанної фільтрації (ряд 4). Вже візуальний аналіз показує, що у випадку ковзного середнього різкі невеликі перепади зникають, і ряд стає більш плавним з чітко виділеними низькочастотними коливаннями. Тренд у середньому відтворює характер тенденції. Проте при невеликій різниці між сусідніми рівнями згладжування є більш сильним, ніж при значній.

Для експоненціального згладжування при значенні $\alpha = 0{,}2$ ефект згладжування виявився сильнішим, оскільки за рахунок "пам'яті" великі значення рівнів піднімають наступний фрагмент тренду, а малі, навпаки, його опускають.

При медіанній фільтрації різкі переходи у величині сусідніх рівнів практично зберігаються, особливо коли такі переходи протягом кількох рівнів постійно зростають або спадають. Подібність результатів згладжування ковзним середнім і медіанною фільтрацією можна пояснити близькістю медіани і математичного сподівання у вибірковому асиметричному розподілі.

У кількісному плані порівняння методів згладжування дає такі результати, подані в таблиці.

Критерій вибіркової медіани показує, що її значення при ковзному середньому та експоненціальному згладжуванні збільшуються, залишаючись практично незмінним при медіанній фільтрації. При ковзному середньому зсув, який перевищує 5%, має третина рядів, а при експоненціальному згладженні – половина. Виділяється ряд 23, який для цих методів має зсув медіани 10%, а при медіанній фільтрації – 5%. Для медіанної фільтрації зсув вибіркової медіани практично відсутній, причому відмінності переважно зумовлені тим, що при визначенні медіани використано реальні значення рівнів, а не перераховані. Збільшення значення вибіркової медіани при експоненціальному згладжуванні можна пояснити вкладом великих значень рівнів.



Результати дії згладжуючих процедур: 1 – оригінальний ряд, 2 – ковзне середнє, 3 – експоненціальне згладжування, 4 – медіанна

Результати порівняльного аналізу методів згладжування

№ ряду	К-сть рівнів	Значення вихідного ряду					Ковзне середнє					Експоненціальне згладжування					Медіанна фільтрація				
		D ×1000	d ×1000	P	Me	H	D ×1000	d ×1000	P	Me	H	D ×1000	d ×1000	P	Me	H	D ×1000	d ×1000	P	Me	H
1	104	34.85	36.88	68	656	0.40	11.35	3.68	52	686	0.37	7.52	0.69	46	700	0.40	10.00	6.23	20	656	0.42
2	146	103.2	83.10	86	1839	0.46	42.42	8.82	63	1853	0.37	13.15	2.06	59	1880	0.36	44.25	21.65	18	1845	0.35
3	147	134.3	126.3	87	1971	0.45	46.36	15.61	67	1985	0.41	15.02	2.72	66	1975	0.38	58.15	33.58	15	1971	0.44
4	114	34.88	20.15	75	636	0.41	17.57	3.33	48	663	0.48	21.30	0.66	46	659	0.42	20.34	4.82	18	637	0.46
5	135	24.23	21.37	92	523	0.37	7.35	2.89	60	561	0.37	2.03	0.47	58	566	0.36	6.91	4.49	28	523	0.44
6	117	59.96	43.22	72	1484	0.38	22.10	4.33	61	1511	0.37	13.77	0.98	58	1523	0.43	25.90	13.90	24	1477	0.38
7	117	46.99	41.63	80	1180	0.47	18.10	4.59	55	1202	0.46	6.71	0.93	53	1228	0.39	21.25	13.71	22	1180	0.40
8	112	15.52	14.76	85	482	0.39	4.70	1.34	61	500	0.35	1.84	0.34	60	515	0.38	3.34	1.84	39	481	0.37
9	105	36.40	26.86	67	713	0.41	17.55	2.89	51	729	0.42	24.01	0.64	49	757	0.42	22.52	7.89	15	709	0.46
10	102	28.32	17.47	67	726	0.42	13.10	3.29	47	727	0.47	20.14	0.57	53	749	0.43	15.43	7.48	19	727	0.49
11	108	16.08	11.98	69	613	0.38	5.96	1.04	46	641	0.37	4.67	0.23	55	641	0.37	9.89	3.74	13	608	0.34
12	106	28.99	23.87	70	674	0.42	8.64	3.17	51	693	0.47	3.42	0.58	53	700	0.45	11.47	7.74	20	674	0.44
13	104	18.73	17.78	65	617	0.48	5.79	2.10	54	631	0.42	2.40	0.44	54	639	0.43	5.77	4.29	17	623	0.41
14	138	11.01	8.49	96	415	0.46	5.39	1.23	60	413	0.41	2.42	0.23	57	425	0.39	4.22	1.30	24	415	0.43
15	140	5.86	3.19	92	429	0.41	2.79	0.48	60	432	0.41	1.39	0.09	74	437	0.39	3.27	1.47	21	423	0.43
16	173	8.80	8.86	109	461	0.42	2.70	0.75	83	469	0.46	1.57	0.19	91	473	0.43	2.42	1.35	21	461	0.37
17	106	29.33	25.81	67	569	0.42	8.18	2.36	47	603	0.40	2.62	0.60	59	608	0.41	10.15	6.50	19	568	0.46
18	96	32.02	22.19	61	622	0.40	12.50	2.68	46	638	0.40	5.24	0.53	46	660	0.31	12.95	6.11	20	612	0.43
19	96	26.62	22.43	64	642	0.44	7.95	2.55	45	671	0.42	2.54	0.54	53	684	0.44	10.75	7.29	21	647	0.40
20	127	31.50	26.77	89	593	0.41	11.02	2.18	71	601	0.39	9.74	0.53	72	629	0.40	11.82	6.07	30	597	0.42
21	134	22.29	20.07	95	515	0.38	7.17	2.17	65	527	0.42	2.77	0.39	72	541	0.39	7.48	4.37	30	517	0.45
22	99	27.28	25.49	62	619	0.43	7.30	2.81	47	647	0.46	3.38	0.62	49	650	0.49	9.98	7.50	13	624	0.49
23	111	25.15	25.64	72	595	0.42	5.29	2.14	59	655	0.39	1.63	0.51	65	656	0.39	7.69	5.88	19	622	0.41
24	150	18.84	15.04	97	610	0.47	7.43	2.33	74	635	0.44	3.52	0.43	74	642	0.37	8.89	5.97	29	618	0.43
25	139	9.25	9.78	87	717	0.49	2.64	0.81	61	725	0.39	1.53	0.22	72	727	0.39	2.46	0.77	13	716	0.37
26	137	4.99	3.89	88	613	0.41	1.69	0.47	76	616	0.37	0.63	0.09	77	621	0.38	2.35	1.05	29	613	0.38
27	132	27.28	21.17	95	651	0.39	9.50	2.47	75	663	0.43	3.31	0.46	73	670	0.42	10.72	6.13	39	649	0.42
28	137	34.11	29.83	95	642	0.39	11.85	3.92	78	681	0.39	4.06	0.62	69	685	0.39	12.90	8.78	38	643	0.44
29	104	116.0	58.33	64	933	0.46	72.73	6.07	49	975	0.50	127.7	1.53	50	1005	0.40	74.23	11.57	13	914	0.47
30	130	96.44	68.64	72	712	0.39	6.37	1.99	74	725	0.43	4.25	0.42	70	728	0.42	7.74	4.08	33	712	0.41
31	117	54.81	42.46	74	1588	0.40	37.28	8.65	55	1621	0.41	11.91	1.58	55	1634	0.35	43.39	20.88	15	1568	0.37
32	117	90.25	49.65	80	1346	0.41	18.49	4.15	66	1360	0.42	6.72	0.81	56	1379	0.40	27.78	14.14	18	1344	0.41
33	121	22.84	22.98	91	925	0.46	49.33	7.52	52	947	0.45	30.52	1.23	56	966	0.39	62.92	23.98	21	916	0.44
34	128	45.00	43.41	84	645	0.41	16.30	4.38	50	699	0.41	13.41	0.88	63	700	0.41	20.59	12.97	19	646	0.41
35	137	33.91	24.52	96	591	0.41	15.27	4.57	61	624	0.44	4.68	0.52	67	638	0.38	18.64	11.59	30	599	0.45
36	157	33.25	23.76	108	725	0.42	13.94	2.78	72	724	0.42	10.39	0.52	79	731	0.39	16.12	7.57	33	720	0.39

Критерій вибіркової дисперсії показує, що всі три методи більше як удвічі зменшують дисперсію рівнів, причому найсильніше зменшує її експоненціальне згладжування, а найменше – медіанна фільтрація.

Критерій дисперсії модулів різниць показує, що при експоненціальному згладжуванні ця дисперсія найменша. Це можна пояснити роботою алгоритму, в якому сумується менша частина поточного рівня і більша частина попереднього згладженого.

Критерій поворотних точок для вихідних рядів, за винятком рядів 2, 3, 30, вказує на випадковість рівнів. Після згладжування ковзне середнє залишає в середньому 74% поворотних точок, експоненціальне згладжування – 76%, а медіанна фільтрація – 28%, що зв'язано з перестановкою рівнів при визначенні медіани.

Наведені в таблиці значення показника Херста знаходяться у межах: для вихідних рядів – $0{,}37 \le H \le 0{,}49$, для згладжених ковзним середнім – $0{,}35 \le H \le 0{,}5$, при експоненціальному згладжуванні – $0{,}31 \le H \le 0{,}49$, а при медіанній фільтрації $0{,}37 \le H \le 0{,}49$. Такі значення H дозволяють стверджувати, що розглянуті згладжувальні процедури не змінюють внутрішньої структури часових рядів, що має важливе значення для їх моделювання.

Висновки

Наведені результати досліджень стосуються лише розглянутих конкретних рядів і конкретних параметрів методів: для ковзного середнього з параметром вікна $k = 1$ і однаковими вагами, що дорівнюють одиниці, для експоненціального згладжування – параметром $\alpha = 0.2$ і $\tilde{y}_0^* = y_1$, для медіанної фільтрації з параметром вікна $k = 1$ і вибором медіани як серединного рівня.

Проведений аналіз досліджень підтверджує, що у випадку асиметричного розподілу рівнів, визначення характеру тенденції повинно здійснюватися насамперед за допомогою медіанної фільтрації, оскільки вона, залишаючи різкі перепади, зберігає грубу структуру тенденції рівнів і, крім того, значення вибіркової медіани для вихідного ряду і після його медіанної фільтрації практично є однаковим. Тому, якщо після медіанного згладжування усунено великі значення, то для пом'якшення характерного "плоско-ломаного" представлення згладжених рівнів можна використати додатково ковзне середнє і/або експоненціальне згладжування.

Ковзне середнє і медіанна фільтрація при даних параметрах дають практично однакові результати, проте якщо перше ефективно усуває високочастотні складові, то друга – дає менше зміщення відносно моди.

Експоненціальне згладжування дає суттєве зміщення для тренду, яке в свою чергу визначається асиметрією розподілу рівнів та окремими екстремальними значеннями рівнів, але при невеликій дисперсії та незначній асиметрії воно є найбільш ефективним.

Показник Херста було використано, щоби перевірити стійкість структури і для такого типу рядів та його зміну стосовно методів згладжування. На підставі значень цього показника можна стверджувати, що роглянуті методи не змінили внутрішню структуру часових рядів, зокрема їх властивість антиперсистентності.

У перспективі в даному напрямку становлять інтерес дослідження інших методів виділення тенденції та чутливості критеріїв (оцінювальної ефективності) та розробки нових методів, які основані на модових значеннях.

1. Тьюки Дж. Анализ результатов наблюдений. – М.: Мир, 1981. – 693 с.
2. Козак С.В. Сравнительный анализ методов удаления тренда при анализе динамических характеристик роторных машин // Труды Одесского политехнического университета. – 1999. – Вып. 1(7). – С. 178 – 180..
3. Кендэл М. Временные ряды. – М.: Финансы и статистика, 1981. – 199 с.
4. Френкель А.А. Прогнозирование производительности труда: методы и модели. – М.: Экономика, 1989. – 214 с.
5. Камінський Р.М. Моделювання динаміки часу розпізнавання зображень об'єктів людиною-оператором // Інформаційні технології і системи. – Т. 4. – 2001. – № 1 – 2. – С. 65 – 72.
6. Михок Г., Урсяну В. Выборочный метод и статистическое оценивание. – М.: Финансы и статистика, 1982. – 245 с.
7. Гильбо Е.П., Челпанов И.Б. Обработка сигналов на основе упорядоченного выбора. – М.: Сов. радио, 1976. – 344 с.
8. Юстуссон Б.И. Медианная фильтрация: статистические свойства // Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений. – М.: Радио и связь. 1984. – С 156 – 191.
9. Федер Е. Фракталы. – М.: Мир, 1991. – 254 с.

О.Михалевич[*], Я.П'янило, М.Притула
[*]ОДУ ДК "Укртрансгаз", м. Київ
Центр математичного моделювання ІППМ ім. Я.С.Підстригача НАН України

УДК 621.64.029

РОЗРАХУНОК ПАРАМЕТРІВ ОБ'ЄКТІВ РЕГУЛЮВАННЯ ГАЗОПОТОКОМ

Для ізотермічного стаціонарного плину газу запропонований алгоритм розрахунку параметрів байпасних кранів.

The calculation algorithm for the parameters of bypass valves under isothermal stationery gas flow is proposed in the paper.

Постановка проблеми

На розподіл потоків в газових мережах суттєво впливають різного роду місцеві опори. Одні місцеві опори існують постійно (трійники, крани, зварні стики і т.п.), а інші