

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ, СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ТА КЕРУВАННЯ

УДК 681.5.015

DOI: 10.20535/1810-0546.2016.6.80305

О.В. Братусь, В.М. Подладчиков, П.І. Бідюк

НТУУ “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”, Київ, Україна

МЕТОД ДВОБІЧНОГО ЕКСПОНЕНЦІЙНОГО ЗГЛАДЖУВАННЯ ДЛЯ ВІДНОВЛЕННЯ ДИНАМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

Background. Restoring of the true regularities and missed values of time series is an important stage of data preparation for the future modeling and forecasting, therefore development of new methods of restoring is needed.

Objective. To develop two-sided exponential smoothing method for restoring of regularities of dynamic processes evolution; to apply created method for restoring of missed values of London metal exchange average day prices for color metal (zinc) and to compare with methods of restoring by using arithmetic mean, autoregressive approach and exponential smoothing method.

Methods. To achieve the formulated goal the following methods were used: two-sided exponential smoothing method was created; restoring by using of arithmetic mean values with usage of known values; autoregressive approach and exponential smoothing.

Results. Two-sided exponential smoothing method was developed, which contains procedure of smoothing in direct and reversed time. The proposed method was used for restoring of dynamic processes and missed values of time series. Restoring of missed values of average daily prices for color metal (zinc) by making use of developed method and comparison with other methods were performed.

Conclusions. It is shown by means of simulation that two-sided exponential smoothing method is effective for restoring of process regularities. Developed method for restoring missing values of zinc prices in its application on practice showed an advantage in comparison with all the methods used in this study by the values of statistical characteristics of adequacy for constructed models, so it could be used in practice.

Keywords: restoring of dynamic processes regularities; restoring of missed values of time series; two-sided exponential smoothing; exponential smoothing; arithmetic mean; autoregressive approach.

Вступ

Пошук прихованих закономірностей динамічних процесів і відновлення пропущених значень є важливим етапом аналізу та прогнозування часових рядів, що описують ці процеси. Задачі побудови математичних моделей, виявлення тенденцій та закономірностей процесів за експериментальними даними прямо або опосередковано пов'язані з їх згладжуванням та фільтрацією, що покращує їх статистичні характеристики [1, 2].

Одним із найбільш поширених методів відновлення процесу в умовах відсутності повної та надійної інформації про закономірності його розвитку є експоненційне згладжування. Метод експоненційного згладжування був уперше запропонований Р. Брауном [3] і згодом розширений Ч. Холтом [4]. Е. Гарднер у своїй роботі [5] виконує аналіз теоретичних та емпіричних аргументів на користь вибору параметра згладжування, також він розглядає різноманітні моделі експоненційного згладжування у термінах сезонності (відсутня, адитивна сезонність, мультиплікативна) і тренду (відсутній, лінійний тренд, експоненційний, демпфований). Е. Гарднер у [6] також описує останні дослідження стосовно ек-

споненційного згладжування, зокрема, він називає повне статистичне обґрунтування експоненційного згладжування на основі нового класу моделей з одним джерелом похибок найважливішим теоретичним досягненням у цьому напрямі досліджень. Р. Гайдман та інші в роботі [7] розглядають три класи моделей у просторі станів та використовують ці класи з метою побудови аналітичних виразів для формального опису дисперсії похибки прогнозу, які можуть бути використані при побудові прогнозних інтервалів на один або кілька кроків уперед. Застосовувати зважені комбінації прогнозу з використанням інформаційного критерію Акайке запропоновано С. Коласою [8].

У роботі [9] розглядається квазіоптимальна процедура згладжування, в якій запропоновано враховувати попередню інформацію стосовно вимірів при використанні процедури експоненційного згладжування. Виконання досліджень стосовно створення нових методів відновлення закономірностей розвитку та пропущених значень часових рядів – актуальна задача, оскільки її розв'язання дасть можливість виконувати належну попередню обробку даних та ефективно розв'язувати задачу подальшого прогнозування часових рядів.

Також необхідно зазначити, що відновлення пропущених значень цін на кольорові метали є важливою задачею для компаній, які займаються продажем та купівлею на біржах металів. Відновлення цін на метали дає можливість коректно будувати та обґрунтовувати стратегії виконання операцій на біржі.

Постановка задачі

Мета роботи: 1) розробити метод двобічного експоненційного згладжування для відновлення закономірностей розвитку динамічних процесів; 2) застосувати розроблений метод для відновлення пропущених значень середньодобових цін Лондонської біржі металів на кольоровий метал (цинк) та порівняти отриманий результат із результатами, отриманими за методами відновлення значень за допомогою середніх арифметичних, авторегресійного підходу та експоненційного згладжування.

Метод двобічного експоненційного згладжування

Опис методу. Експоненційне згладжування можна подати у вигляді лінійного фільтра, на вхід якого послідовно надходять значення ряду вимірів змінної, а на виході формуються поточні значення експоненційного середнього. Процедура експоненційного згладжування в кожній точці зводиться до фільтрації шумів вимірів на основі попередньої відносно цієї точки інформації про виміри. Однак можливості уточненого відновлення ряду на цьому не вичерпуються.

У дослідженні розглядається процедура експоненційного згладжування для часового ряду зі значенням початкового наближення, рівним першому значенню ряду [1]:

$$S_k = \alpha \cdot y(k) + (1 - \alpha) \cdot S_{k-1}, \quad (1)$$

де S_k – значення експоненційного середнього у k -й момент часу; α – параметр згладжування; $y(k)$ – значення ряду у k -й момент часу; S_{k-1} – значення експоненційного середнього в $(k-1)$ -й момент часу [1].

Для визначення оптимального значення параметра згладжування розглянемо такі статистичні характеристики, що використовуються для оцінювання якості побудованої моделі в цілому: коефіцієнт детермінації R^2 , суму квадратів похибок моделі SSE , статистику Дарбіна–Уотсона DW .

Коефіцієнт детермінації R^2 обчислюється за такою формулою:

$$R^2 = \frac{\text{Var}[\hat{y}(k)]}{\text{Var}[y(k)]}, \quad (2)$$

де $\text{Var}[\hat{y}(k)]$ – дисперсія основної змінної $\hat{y}(k)$, оціненої за моделлю; $\text{Var}[y(k)]$ – фактична дисперсія основної змінної $y(k)$, обчислена на основі вибірки даних [1].

Статистика Дарбіна–Уотсона DW обчислюється за формулою

$$DW = 2 - 2 \cdot \rho, \quad (3)$$

де ρ – коефіцієнт автокореляції для $e(k)$ та $e(k-1)$, тобто при зміщенні $S=1$ [1]. У формулі (3) коефіцієнт автокореляції ρ для $e(k)$ і $e(k-1)$ обчислюється таким чином:

$$\rho = \frac{\sum_{k=2}^N e(k) \cdot e(k-1)}{\sum_{k=1}^N [e(k)]^2},$$

де $e(k)$ – похибка моделі у k -й момент часу; $e(k-1)$ – похибка моделі у $(k-1)$ -й момент часу [1].

Сума квадратів похибок моделі SSE обчислюється за такою формулою:

$$SSE = \sum_{k=1}^N [\hat{y}(k) - y(k)]^2, \quad (4)$$

де N – кількість значень у вибірці даних.

У нашій роботі запропоновано інтегральний критерій адекватності моделі, що обчислюється таким чином:

$$I = |1 - R^2| + |2 - DW|, \quad (5)$$

де R^2 – коефіцієнт детермінації, який обчислюється за формулою (2); DW – статистика Дарбіна–Уотсона, що обчислюється за формулою (3).

Критерієм вибору оптимального значення параметра згладжування є мінімум значень суми квадратів похибок SSE та інтегрального критерію I , що обчислюються відповідно за формулами (4) та (5).

Процедура експоненційного згладжування в кожній точці є фільтрацією похибок вимірювання на основі попередньої відносно цієї точки інформації про виміри. Більш точні відомості про процес можна отримати, модифікуючи метод експоненційного згладжування додаванням другого етапу для додаткової фільтрації похибок у всіх попередніх точках.

У роботі запропоновано застосовувати до експоненційних середніх, отриманих за формулою (1), експоненційне згладжування у зворотному часі $k = N - 1, \dots, 1$. Кожне уточнене значення S_k^* обчислюється за формулою

$$S_k^* = \alpha \cdot S_k + (1 - \alpha) \cdot S_{k+1}^*, \quad (6)$$

де S_k^* – значення експоненційного середнього у зворотному часі у k -й момент часу; α – параметр згладжування; S_k – значення експоненційного середнього в k -й момент часу; S_{k+1}^* – значення експоненційного середнього у зворотному часі у $(k + 1)$ -й момент часу ($k = N - 1, N - 2, \dots, 1$), початкове значення $S_N^* = S_N$.

Критерієм вибору оптимального значення параметра згладжування є мінімум значень суми квадратів похибок SSE та інтегрального критерію I , що обчислюються за формулами (4) та (5) відповідно, але при цьому як вхідні значення при обчисленні цих характеристик використовуються значення S_k . При обчисленні уточненої оцінки S_k^* ваги оцінок S_k подаються на вхід алгоритму у зворотному часі.

Імітаційне моделювання. Для дослідження ефективності розробленого методу двобічного експоненційного згладжування виконується його імітаційне моделювання і порівняння з відомим методом експоненційного згладжування.

Розглянемо процес випадкового блукання, який у просторі станів описується такими рівняннями. Рівняння стану має вигляд [10]

$$x(i + 1) = x(i) + v(i), \quad (7)$$

де $x(i)$ – стан у i -й момент часу; $v(i)$ – шум стану в i -й момент часу з такими статистичними характеристиками:

$$E[v(i)] = q^*, \quad E[(v(i) - q^*)(v(k) - q^*)] = \sigma^2 \delta(i - k),$$

де σ^2 – дисперсія шуму стану, $\delta(i - k)$ – значення дельта-функції Дірака в $(i - k)$ -й момент часу.

Значення вибірки даних вимірюються за наявності адитивного шуму, рівняння вимірів має вигляд [10]

$$y(i) = x(i) + w(i), \quad (8)$$

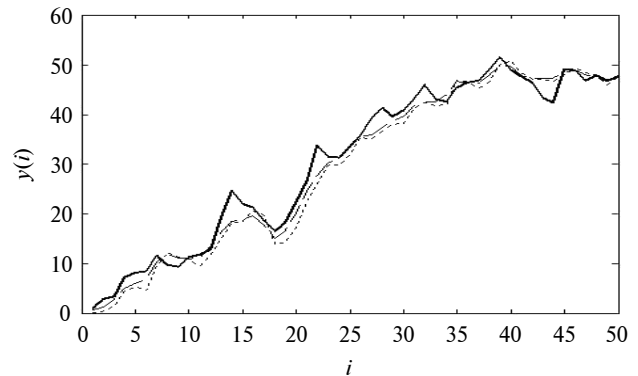
де $y(i)$ – вимір у i -й момент часу, $w(i)$ – шум вимірів у i -й момент часу з такими статистичними характеристиками:

$$E[w(i)] = 0, \quad E[w(i) \cdot w(k)] = (\sigma^*)^2 \delta(i - k),$$

де $(\sigma^*)^2$ – дисперсія шуму вимірів. Статистичні характеристики σ та σ^* вважаються апріорно невідомими.

Імітаційне моделювання виконується для моделі, яка описується рівняннями (7), (8), кількість точок для моделювання вибрано $N = 50$. Шум стану $v(i)$ моделюється як випадкова величина з математичним сподіванням q^* та дисперсією σ^2 . Шум виміру $w(i)$ моделюється як випадкова величина з нульовим математичним сподіванням та дисперсією $(\sigma^*)^2$.

Результати імітаційного моделювання показано на рисунку. Для оцінювання якості побудованих моделей у цілому обчислюються такі статистичні характеристики: коефіцієнт детермінації R^2 за формулою (2), сума квадратів похибок моделі SSE за формулою (3), статистика Дарбіна–Уотсона DW за формулою (4).



Значення $y(i)$ та $\hat{y}(i)$ при значеннях $q^* = 1$, $\sigma^2 = 8$, $(\sigma^*)^2 = 16$, $x(1) = 1$: — — істинні значення $y(i)$; ... — оцінки $\hat{y}(i)$, отримані за методом експоненційного згладжування; - - - - оцінки $\hat{y}(i)$, отримані за методом двобічного експоненційного згладжування

Розраховані статистичні характеристики, отримані за методами експоненційного та двобічного експоненційного згладжування, наведено в табл. 1 (двобічне експоненційне згладжування позначено ДЕЗ, експоненційне згладжування – ЕЗ).

Таблиця 1. Статистичні характеристики моделей

Статистична характеристика	ДЕЗ	ЕЗ
R^2	0,997	0,993
SSE	228,463	393,327
DW	0,844	0,626

З рисунка і табл. 1 випливає, що двобічне експоненційне згладжування дає змогу отримати ближчі до вимірів і менш варіабельні оцінки значень ряду $\hat{y}(i)$ та показує перевагу порівняно з експоненційним згладжуванням за всіма статистичними характеристиками.

Застосування методу двобічного експоненційного згладжування для відновлення пропущених значень часових рядів. Відновлення пропущених значень часових рядів є важливою задачею, що виконується на етапі аналізу та обробки даних. Отримання достатньо точних відновлених значень замість пропущених значень ряду дає можливість здійснювати коректно подальшу обробку ряду, наприклад прогнозування за рядом. У роботі запропоновано два алгоритми для відновлення пропущених значень часового ряду з використанням методу двобічного експоненційного згладжування.

Алгоритм № 1. У випадку, коли перед пропуском знаходиться від 1 до 3 значень ряду, для визначення параметра згладжування на кожному з етапів двобічного експоненційного згладжування за критерієм мінімізації значень, що описуються рівняннями (4) та (5), запропоновано брати значення ряду, що знаходяться після пропущеного значення. Після цього зі значенням початкового наближення, рівним середньому арифметичному серед усіх відомих значень та з використанням як відомого значення виміру останнього значення перед пропущеним значенням запропоновано застосовувати процедуру двобічного експоненційного згладжування, що описується рівняннями (1) та (6) відповідно.

Алгоритм № 2. У випадку, коли перед пропуском знаходиться більше трьох значень ряду, для визначення параметра згладжування на кожному з етапів двобічного експоненційного згладжування за критерієм мінімізації значень, що описуються рівняннями (4) та (5), запропоновано брати значення ряду, що знаходяться перед пропущеним значенням. Потім зі значенням початкового наближення, рівним середньому арифметичному серед усіх відомих значень, та з використанням як відомого значення виміру останнього значення перед пропущеним значенням запропоновано застосовувати процедуру двобічного експоненційного згладжування, що описується рівняннями (1) та (6) відповідно.

Таким чином, метод двобічного експоненційного згладжування може бути ефективно застосованим для відновлення пропущених значень часових рядів за наявності різних початкових умов.

Відновлення пропущених значень цін на цинк

На основі вибірки даних (43 значення) щодо середньодобових цін Лондонської біржі металів на цинк в американських доларах за тунну з 01.06.2016 по 31.07.2016 у робочі дні [11] виконується дослідження стосовно штучного створення пропусків та відновлення пропущених значень.

Відновлення пропущених значень цін на цинк виконується за допомогою таких методів: розробленого методу двобічного експоненційного згладжування, що описується формулами (1) та (6); заміни пропущених значень середніми арифметичними значеннями [1]; відновлення за допомогою методу експоненційного згладжування за формулою (1) з використанням як відомого значення виміру останнього значення перед пропущеним значенням та зі значенням початкового наближення, рівним середньому арифметичному [1] серед усіх відомих значень; за допомогою підходу, запропонованого в [12], при якому прогнозування та відновлення на s кроків уперед можна виконати за такою формулою:

$$\hat{y}(k+s) = a_0 \sum_{i=0}^{s-1} a_1^i + a_1^s y(k), \quad (9)$$

де a_0 , a_1 – коефіцієнти авторегресійної моделі першого порядку; $\hat{y}(k+s)$ – оцінка значення у $(k+s)$ -й момент часу.

Заміна пропущених значень середніми арифметичними у випадку, коли є s пропущених значень, виконується таким чином [1]:

$$\hat{y}(k+i) = \frac{y(k) + y(k+s+1)}{2},$$

де $i = 1, \dots, s$.

Розглянемо два випадки, що відповідають ситуаціям, описаним у алгоритмах № 1 і 2 для двобічного експоненційного згладжування, та виконаємо відновлення пропущених значень для цих випадків з використанням описаних вище чотирьох методів відновлення. Для оцінювання якості побудованих моделей у цілому обчислюються такі статистичні характеристики: коефіцієнт детермінації R^2 за формулою (2), сума квадратів похибок моделі SSE за формулою (3), статистика Дарбіна–Уотсона DW за формулою (4).

Випадок № 1. У вибірці даних щодо середньодобових цін на цинк зробимо штучний пропуск 5 значень із номерами $N = 2, 3, 4, 5, 6$ та виконаємо відновлення за чотирма описаними вище методами.

Таблиця 2. Статистичні характеристики моделей

Статистична характеристика	СА	АРП	ЕЗ	ДЕЗ
R^2	0,868	0,768	0,828	0,888
SSE	7081,938	8218,398	7163,373	7061,476
DW	0,819	0,649	0,655	0,829

Таблиця 3. Статистичні характеристики моделей

Статистична характеристика	СА	АРП	ЕЗ	ДЕЗ
R^2	0,925	0,865	0,914	0,937
SSE	1297,453	2065,189	1453,657	1132,567
DW	0,787	0,385	0,768	0,797

У табл. 2 наведено статистичні характеристики, що показують якість побудованих моделей у цілому, розраховані за формулами (2)–(4) відповідно на проміжку $N = 1, \dots, 43$. У цій таблиці моделі позначено таким чином: заміна пропущених значень середніми арифметичними значеннями – СА; авторегресійний підхід, описаний у роботі [12], – АРП; експоненційне згладжування – ЕЗ; двобічне експоненційне згладжування – ДЕЗ.

Випадок № 2. У вибірці даних щодо середньодобових цін на цинк зробимо штучний пропуск 5 значень із номерами $N = 30, 31, 32, 33, 34$ та виконаємо відновлення за чотирма описаними вище методами. У табл. 3 наведено статистичні характеристики моделей аналогічно до табл. 2.

За значеннями статистичних характеристик, наведених у табл. 2 і 3, можна зробити висновки, що розроблений метод двобічного експоненційного згладжування показує перевагу порівняно з усіма іншими методами. Таким чином, продемонстровано ефективність застосування методу двобічного експоненційного згладжування для відновлення пропущених значень часових рядів за умов різних вхідних ситуацій.

Висновки

Запропоновано метод двобічного експоненційного згладжування для відновлення істинних

закономірностей динамічних процесів. Розроблений метод базується на тому, що уточнену інформацію про процес можна отримати в результаті модифікації методу експоненційного згладжування додаванням другого етапу для додаткової фільтрації похибок у зворотному часі. Застосування до експоненційного середнього операції експоненційного згладжування у зворотному часі дає можливість визначити уточнені оцінки минулих значень часового ряду.

Для розробленого методу виконано імітаційне моделювання і порівняння з методом експоненційного згладжування. Отримані результати показують, що двобічне експоненційне згладжування забезпечує ближчі до вихідних даних та менш варіабельні оцінки значень ряду. Перевага двобічного експоненційного згладжування порівняно з експоненційним згладжуванням підтверджується за всіма статистичними характеристиками адекватності моделей, які показують якість побудованих моделей у цілому.

Метод двобічного експоненційного згладжування застосовано для відновлення пропущених значень середньодобових цін на цинк за даними Лондонської біржі металів. Виконано порівняння з методами відновлення значень за допомогою середніх арифметичних, авторегресійного підходу, методу експоненційного згладжування. Отримані значення статистичних характеристик, які характеризують якість побудованих моделей у цілому, демонструють перевагу запропонованого методу двобічного експоненційного згладжування порівняно з іншими методами.

У майбутніх дослідженнях доцільно розширити кількість методів відновлення динамічних процесів, зокрема з використанням методів інтелектуального аналізу даних, а також створити спеціалізовану систему підтримки прийняття рішень для розв'язання задач розглянутого типу. Такий підхід дасть можливість автоматизувати процеси попередньої обробки статистичних та експериментальних даних.

Список літератури

1. Tsay R.S. Analysis of Financial Time Series. – New York: John Wiley & Sons, Inc., 2010. – 715 p.
2. Behrouz F.-B. Adaptive Filters. – New York: John Wiley & Sons, Inc., 2013. – 802 p.
3. Brown R.G. Exponential Smoothing for Predicting Demand. – Cambridge, Massachusetts: Arthur D. Little Inc., 1956. – 15 p.
4. Holt C.C. Forecasting trends and seasonal by exponentially weighted averages // Int. J. Forecasting. – 1957. – 20, № 1. – P. 5–10.
5. Gardner E.S., Jr. Exponential smoothing: the state of the art // J. Forecasting. – 1985. – 4, № 1. – P.1–28.

6. Gardner E.S., Jr. Exponential smoothing: the state of the art – Part II // *J. Forecasting*. – 2006. – 22, № 4. – P. 637–666.
7. Prediction intervals for exponential smoothing using two new classes of state space models / R.J. Hyndman, A.B. Koehler, J.K. Ord, R.D. Snyder // *J. Forecasting*. – 2005. – 24, № 1. – P. 17–37.
8. Kolassa S. Combining exponential smoothing forecasts using Akaike weights // *Int. J. Forecasting*. – 2011. – 27, № 2. – P. 238–251.
9. Pankratova N.D., Podladchikova T.V., Strelkov D.G. Quasioptimal smoothing as a tool for the analysis of complex semistructured dynamic processes // *Cybernetics and Systems Analysis*. – 2009. – 45, № 6. – P. 916–923.
10. Згуровский М.З., Подладчиков В.Н. Аналитические методы калмановской фильтрации для систем с априорной неопределенностью. – К.: Наук. думка, 1995. – 283 с.
11. Офіційний сайт Лондонської біржі металів. Розділ “сторичні дані” [Електронний ресурс]. – <https://www.lme.com/en-gb/pricing-and-data/historical-data/>
12. Бідюк П.І., Романенко В.Д., Тимошук О.Л. Аналіз часових рядів. – К.: НТУУ “КПІ”, 2013. – 600 с.

References

1. R.S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series*. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2010.
2. F.-B. Behrouz, *Adaptive Filters*. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2013.
3. R.G. Brown, *Exponential Smoothing for Predicting Demand*. Cambridge, Massachusetts: Arthur D. Little Inc., 1956.
4. C.C. Holt, “Forecasting trends and seasonal by exponentially weighted averages”, *Int. J. Forecasting*, vol. 20, no. 1, pp. 5–10, 1957.
5. E.S. Gardner, Jr., “Exponential smoothing: the state of the art”, *J. Forecasting*, vol. 4, no. 1, pp. 1–28, 1985.
6. E.S. Gardner, Jr. “Exponential smoothing: The state of the art – Part II”, *J. Forecasting*, vol. 22, no. 4, pp. 637–666, 2006.
7. R.J. Hyndman *et al.*, “Prediction intervals for exponential smoothing using two new classes of state space models”, *J. Forecasting*, vol. 24, no. 1, pp. 17–37, 2005.
8. S. Kolassa, “Combining exponential smoothing forecasts using Akaike weights”, *Int. J. Forecasting*, vol. 27, no. 2, pp. 238–251, 2011.
9. N.D. Pankratova *et al.*, “Quasioptimal smoothing as a tool for the analysis of complex semistructured dynamic processes”, *Cybernetics and Systems Analysis*, vol. 45, no. 6, pp. 916–923, 2009.
10. M.Z. Zгуровський and V.N. Подладчиков, *Analytical Methods of Kalman Filtration for Systems with a Priori Uncertainty*. Kyiv, Ukraine: Naukova Dumka, 1995 (in Russian).
11. Official site of London Metal Exchange. Section “Historical data” [Online]. Available: <https://www.lme.com/en-gb/pricing-and-data/historical-data/>
12. P.I. Biduyk *et al.*, *Analysis of Time Series*. Kyiv, Ukraine: NTUU KPI, 2013 (in Ukrainian).

О.В. Братусь, В.М. Подладчиков, П.І. Бідюк

МЕТОД ДВОБІЧНОГО ЕКСПОНЕНЦІЙНОГО ЗГЛАДЖУВАННЯ ДЛЯ ВІДНОВЛЕННЯ ДИНАМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

Проблематика. Відновлення істинних закономірностей та пропущених значень часових рядів є важливим етапом підготовки даних для подальшого моделювання і прогнозування, тому необхідно розробляти нові методи відновлення.

Мета дослідження. Розробити метод двобічного експоненційного згладжування для відновлення закономірностей розвитку динамічних процесів. Застосувати розроблений метод для відновлення пропущених значень середньодобових цін Лондонської біржі металів на кольоровий метал (цинк) та порівняти з методами відновлення значень за допомогою середніх арифметичних, авторегресійного підходу і методу експоненційного згладжування.

Методика реалізації. Для досягнення поставленої мети використано такі методи: розроблений метод двобічного експоненційного згладжування; відновлення середніми арифметичними значеннями за відомими значеннями; авторегресійний підхід та експоненційне згладжування.

Результати дослідження. Розроблено метод двобічного експоненційного згладжування, що містить у собі процедуру згладжування у прямому та зворотному часі. Запропонований метод використано для відновлення динамічних процесів та пропущених значень часового ряду. Виконано відновлення пропущених значень середньодобових цін на кольоровий метал (цинк) за допомогою розробленого методу та порівняння з іншими методами відновлення.

Висновки. З використанням імітаційного моделювання показано, що метод двобічного експоненційного згладжування є ефективним для відновлення закономірностей процесу. Розроблений метод, при його застосуванні для відновлення пропущених значень цін на цинк, показав перевагу порівняно з усіма використаними в роботі методами за значеннями статистичних характеристик адекватності побудованих моделей, тому він може бути застосованим на практиці.

Ключові слова: відновлення закономірностей розвитку динамічних процесів; відновлення пропущених значень часових рядів; двобічне експоненційне згладжування; експоненційне згладжування; середнє арифметичне; авторегресійний підхід.

Е.В. Братусь, В.Н. Подладчиков, П.И. Бидюк

МЕТОД ДВУСТОРОННЕГО ЭКСПОНЕНЦИАЛЬНОГО СГЛАЖИВАНИЯ ДЛЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Проблематика. Восстановление истинных закономерностей и пропущенных значений временных рядов является важным этапом подготовки данных для дальнейшего моделирования и прогнозирования, поэтому необходимо разрабатывать новые методы восстановления.

Цель исследования. Разработать метод двустороннего экспоненциального сглаживания для восстановления закономерностей развития динамических процессов; применить разработанный метод для восстановления пропущенных значений средневзвешенных цен Лондонской биржи металлов на цветной металл (цинк) и сравнить с методами восстановления значений с помощью средних арифметических, авторегрессионного подхода и метода экспоненциального сглаживания.

Методика реализации. Для достижения поставленной цели использованы такие методы: разработанный метод двустороннего экспоненциального сглаживания; восстановление средними арифметическими значениями по известным значениям; авторегрессионный подход и экспоненциальное сглаживание.

Результаты исследования. Разработан метод двустороннего экспоненциального сглаживания, который содержит в себе процедуру сглаживания в прямом и обратном времени. Предложенный метод использован для восстановления динамических процессов и пропущенных значений временного ряда. Выполнены восстановление пропущенных значений средневзвешенных цен на цветной металл (цинк) с помощью разработанного метода и сравнение с другими методами восстановления.

Выводы. Путем имитационного моделирования показано, что метод двустороннего экспоненциального сглаживания является эффективным для восстановления закономерностей процесса. Разработанный метод при его использовании для восстановления пропущенных значений цен на цинк показал преимущество в сравнении со всеми использованными в работе методами по значениям статистических характеристик адекватности построенных моделей, поэтому он может быть применен на практике.

Ключевые слова: восстановление закономерностей развития динамических процессов; восстановление пропущенных значений временных рядов; двустороннее экспоненциальное сглаживание; экспоненциальное сглаживание; среднее арифметическое; авторегрессионный подход.

Рекомендована Радою
Навчально-наукового комплексу
“Інститут прикладного системного
аналізу” НТУУ “КПІ ім. І. Сікорського”

Надійшла до редакції
18 жовтня 2016 року