

І.В. Баклан, Т.В. Шулькевич, А.І. Логвинчук, Я.І. Баклан

ПОШУК АНОМАЛІЙ В ЛІНГВІСТИЧНИХ МОДЕЛЯХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Анотація. На сьогоднішній день виявлення аномалій є однією із головних причин виконання аналізу даних. Із подальшим розвитком інтернету речей, потреба у автоматизованих системах моніторингу та прийняття рішень, здатних вчасно розпізнати збої або помилки в роботі різного роду пристроїв та інфраструктури, та не допустити небажаних наслідків, буде тільки зростати. Саме тому в цій статті дослідження присвячене розробці ефективних алгоритмів виявлення аномалій. Представлені практичні результати аналізу часових рядів цін на акції всесвітньовідомих кампаній.

Ключові слова: аномалії, часові ряди, класифікація, пошук паттернів.

Постановка проблеми. У перекладі з грецької, аномалія - неправильність, відхилення від норми. При застосуванні у аналізі часових рядів під поняттям "аномалія" розуміється наявність значень, які значно виділяються із загальної закономірності, тобто такі значення, зокрема значення, які не зумовлені тенденцією, циклічною природою ряду або сезонними сплесками.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Лінгвістичний метод виявлення аномалій полягає у застосуванні лінгвістичного моделювання процесу. Термін «лінгвістичне моделювання» бере свій початок з робіт американського науковця китайського походження King-Sun Fu. В його роботах були застосовані синоніми — «структурний підхід», «синтаксичний підхід», «лінгвістичний підхід» [1].

Головною метою лінгвістичного моделювання є перетворення числових рядів, експериментальних, багатовимірних даних до лінгвістичних послідовностей та виведення за ними формальної граматики мови відповідного характеру для вирішення наступного спектру проблем: аналіз та прогнозування часових рядів, розпізнавання образів різноманітної природи, автентифікація користувача за його рухами, розпізнавання

емоційного стану оператора, діагностика хвороб опорно-рухового апарату операторів складних технічних систем на ранніх стадіях захворювання [2].

Лінгвістичне моделювання базується на трьох основних підходах: структурний підхід та математична лінгвістика, інтервальні обчислення та робастні методи, сучасні методи ймовірнісного моделювання. В основі лінгвістичного моделювання лежить лема існування ізоморфізма відображення чисельних даних до лінгвістичних послідовностей, на основі яких може бути побудована мова. Висновок, який слідує з цього – факт існування унікальної мови, яка виражається послідовністю чисел [2].

Ідея структурного підходу полягає у заміні числових значень часового ряду на символи наперед визначеного алфавіту та подальшого виведення правил граматики деякої мови, за якими утворюється даний лінгвістичний ланцюг.

Після того, як стає відомою граMATика, що відповідає нормальному, не аномальному ряду, ми можемо співставляти її із граMATикою побудованою на інших значеннях цього ж ряду. Якщо буде помічено значні відхилення, можна сказати, що ці значення є аномальними.

ГраMATика, що виводиться, є лінгвістичною моделлю і являє собою ніщо інше, як матрицю переходів між станами дискретного марковського процесу. Даний марковський процес є дискретним, тому що інтервали часу між спостереженнями у ряді є рівними. Кожен символ алфавіту у лінгвістичному ланцюгу відповідає стану процесу у даний момент часу [3]. У кожному новому рівні ряду система переходить у інший стан із певною ймовірністю.

Мета дослідження. Мета дослідження - роботи є підвищення швидкості прийняття рішень в автоматизованих системах управління за рахунок розробки алгоритмів передбачення аномалій у процесах, представлених часовими рядами.

Викладення основного матеріалу дослідження. Експериментальні дослідження здійснювались із застосуванням описаного вище програмного забезпечення. В якості експериментальних даних використову-

вався набір часових рядів біржового індексу цінних паперів 30 найбільших американських компаній – Dow Jones Industrial Average[4,5].

Кожна серія складається із 3019 рівнів, що охоплюють період з січня 2006 року по грудень 2017 року. Для більшості часових рядів із цього корпусу характерною особливістю є від’ємна динаміка цін на акції у 2008 – 2009 роках, пов’язана із світовою фінансово-економічною кризою. За винятком цього періоду, усі ряди є нестационарними із чітко вираженим трендом зростання.

Методика експерименту полягає у створенні лінгвістичної моделі для двох періодів – нормального та аномального, визначення ступеня їх подібності, а потім порівняння референтної моделі з моделлю побудованою для відповідних річних періодів цього ж ряду починаючи з 2010 року. Перший період, для якого створюється референсна модель може тривати, наприклад, від початку 2006 до початку 2008 року, тобто складатися з 503 спостережень і відображає характер динаміки ціни цінних паперів для даної компанії. Другий період – триватиме з січня 2008 по кінець грудня 2009 року, складається 505 спостережень та містить аномально від’ємну динаміку. В залежності від особливостей ряду, границі періодів можуть змінюватись в індивідуальному порядку.

Для даних моделей обчислюється характеристика подібності $\varepsilon_{\text{ст}}$ за формулою (2), яка приведена нижче.

Необхідно різницю матриць P_1 та P_2 , що представляють порівнювані моделі, із деякою матрицею P' третьої моделі. Підрахуємо суму різниць всіх відповідних елементів двох матриць та порівняти отримані для обох моделей числа між собою. При цьому, оскільки елементами матриць є частоти (або ймовірності), з якими зустрічаються ті чи інші елементи алфавіту у лінгвістичній послідовності, ми маємо справу лише з невід’ємними числами.

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - p'_{i,j}), \quad (1)$$

де N – розмірність алфавіту (кількість елементів матриць);

$p_{i,j}$ – елемент матриці однієї з порівнюваних моделей P ;

$p'_{i,j}$ – елемент матриці третьої моделі.

Проблемою цього підходу є те, що його результати можуть бути легко спотворені за рахунок накопичення похибки при обробці чисел з плаваючою комою. Крім того, ще одним значним недоліком є те, що даний спосіб не дає можливості розрізняти велику кількість незначних відхилень від однієї вираженої аномалії.

Більш досконалим підходом буде застосування кореневого середньоквадратичного. У такому разі формула (1) набуває наступного вигляду:

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - p'_{i,j})^2} \quad (2)$$

Дана формула нівелює основні недоліки, а саме – від'ємні різниці відповідних елементів підносяться до квадрату, таким чином вплив має абсолютне значення різниці, при чому чим більша складова різниця елементів двох матриць – тим більшу вагу вона матиме в кінцевому результаті. Операція ділення на кількість елементів матриці $N \times N$ винесена за знак кореня і грає роль нормалізуючого коефіцієнта, таким чином зменшуючи діапазон можливих значень ε .

Для даних з 2010 по 2017 рік будуються моделі, кожна з яких охоплює період 2 роки. По суті, це є рухоме вікно із кроком 1 ріки та шириною – 2 роки. Для кожної з отриманих дворічних моделей обчислюється $\varepsilon_{\text{факт}}$ за тією ж формулою (2).

Варто зазначити, що модель будується не для оригінального ряду, а для його першої різниці.

Першим рядом для дослідження було обрано ряд під назвою `GOOGL_2006-01-01_to_2018-01-01` із вище згаданого архіву.

На рисунку 1 зображено графік ціни на акції для компанії Google Inc.



Рисунок 1 – Ціна акцій Google Inc

Для даного ряду очевидним є негативний тренд у 2008 – 2009 року, тому саме цей період було обрано в якості аномального. Крім того, із графіка динаміки цін (рисунок 2) видно різкі сплески у 2014 – 2016 роках. Задачею методу було виявити ці відхилення.



Рисунок 2 – Динаміка цін акцій Google Inc

В ході оцінки моделей було отримано результати, наведені у таблиці 1.

Таблиця 1

Результати оцінки моделей для ряду GOOGL

$\varepsilon_{\text{ет}}$	$\varepsilon_{9,10}$	$\varepsilon_{10,11}$	$\varepsilon_{11,12}$	$\varepsilon_{12,13}$	$\varepsilon_{13,14}$	$\varepsilon_{14,15}$	$\varepsilon_{15,16}$	$\varepsilon_{16,17}$	$\varepsilon_{17,18}$
0.0649	0.4256	0.0633	0.0648	0.0609	0.0782	0.0499	0.0858	0.0373	0.0474

З результатів у таблиці 3.1 видно, що значення $\varepsilon_{13,14}$ та $\varepsilon_{15,16}$, за 2013 – 2014 та 2015 – 2016 роки відповідно, перевищують значення $\varepsilon_{\text{ет}}$ таким чином, можна вважати що періоди 2013 – 2014 та 2015 – 2016 є аномальними. Значення за 2011 рік виявилось близьким до порогового,

проте не перевищило його, отже повністю відповідає характеру досліджуваного процесу.

Наступним дослідженням рядом є ряд *AAPL_2006-01-01_to_2018-01-01*. Він відображає зміну ціни акцій корпорації Apple Inc.

Графік на рисунку 3 відображає характер зміни ціни цінних паперів Apple.

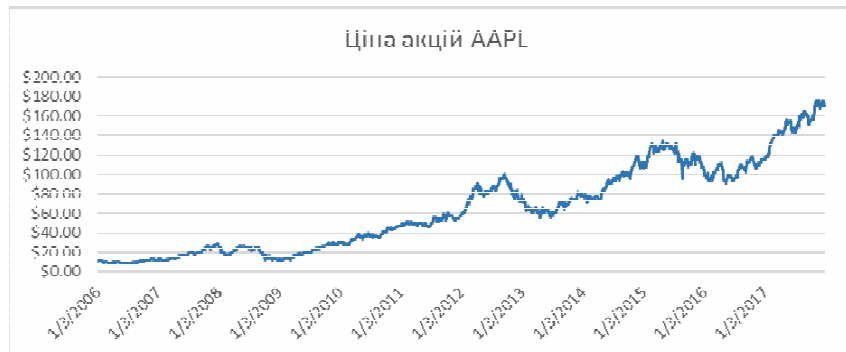


Рисунок 3 – Ціна акцій Apple Inc

На відміну від попереднього ряду, падіння ціни у 2008 – 2009 роках не є яскраво вираженим, проте починаючи з 2012 року динаміка росту помітно збільшується, а потім у 2014 так само стрімко спадає. Ще одне значне падіння можна спостерігати у 2015 – 2016 роках. В якості аномального періоду було використано 2012 – 2014 роки. Перша різниця ряду зображена на рисунку 4.



Рисунок 4 – Динаміка цін акцій Apple Inc

Після оцінки моделей були отримані результати, наведені у таблиці 2.

Таблиця 2

Результати оцінки моделей для ряду AAPL

$\varepsilon_{\text{ет}}$	$\varepsilon_{6,7}$	$\varepsilon_{7,8}$	$\varepsilon_{9,10}$	$\varepsilon_{10,11}$	$\varepsilon_{11,12}$	$\varepsilon_{14,15}$	$\varepsilon_{15,16}$	$\varepsilon_{16,17}$	$\varepsilon_{17,18}$
0.0586	0.0431	0.0371	0.0409	0.0558	0.0444	0.0453	0.0606	0.0703	0.0459

Результати з таблиці 2 показують, що період 2015 – 2017 років є аномальним, адже значення $\varepsilon_{15,16}$ та $\varepsilon_{16,17}$ перевищують величину $\varepsilon_{\text{ет}}$. Це відповідає тому, що можна побачити на рисунку 3.

Ряд $AMZN_{2006-01-01_to_2018-01-01}$ відображає ціну акцій Amazon.com. Для даного ряду характерною особливістю є те, що він не має яскраво виражених відхилень, а майже протягом всього періоду спостережень стабільно зростає. Даний часовий ряд зображений на рисунку 5.



Рисунок 5 – Ціна акцій Amazon.com

Перші значні відхилення помітні наприкінці 2015 року. Отже в якості аномального періоду візьмемо спостереження з 2015 по 2016 роки. В якості еталонного ряду оберемо період 2009 – 2010 років. Знайдемо першу похідну ряду AMZN. Вона зображена на рисунку 6.



Рисунок 6 – Динаміка цін акцій Amazon.com

Після побудови і оцінки моделей було отримано наступні результати, наведені у таблиці 3.

Таблиця 3

Результати оцінки моделей для ряду AMZN

$\epsilon_{\text{ст}}$	$\epsilon_{6,7}$	$\epsilon_{7,8}$	$\epsilon_{8,9}$	$\epsilon_{10,11}$	$\epsilon_{11,12}$	$\epsilon_{12,13}$	$\epsilon_{13,14}$	$\epsilon_{16,17}$	$\epsilon_{17,18}$
0.0703	0.0467	0.0371	0.0409	0.0487	0.0459	0.058	0.0583	0.0806	0.0689

За результатами оцінки видно, що $\epsilon_{16,17}$ перевищує значення $\epsilon_{\text{ст}}$, обчислене для 2015 року, отже можна зробити висновок, що період з 2016 по 2017 роки також є аномальним, що підтверджується графіком на рис.7.

Часовий ряд під назвою *IBM_2006-01-01_to_2018-01-01* відображає ціни на акції компанії IBM. Часовий ряд зображено на рисунку 7. Характерними особливостями цього ряду є різке падіння ціни у 2008 і 2014 роках. В якості аномального періоду оберемо інтервал, коли значення ряду вперше втратили додатний приріст, а саме кінець 2007 року. Таким чином в якості еталонного періоду обираємо 2006 – 2007 роки, а в якості аномального 2008 – 2009.

Перша різниця ряду зображена на рисунку 8.

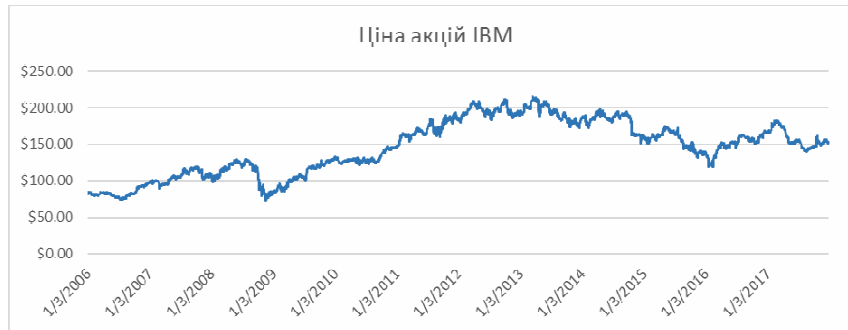


Рисунок 7 – Ціна акцій IBM

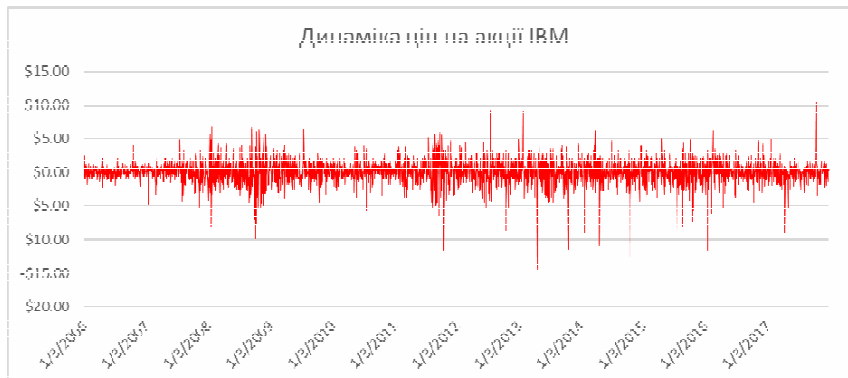


Рисунок 8 – Динаміка цін акцій IBM

Результати моделювання та оцінки моделей наведені у таблиці 4.

Таблиця 4

Результати оцінки моделей для ряду IBM

ϵ_{ET}	$\epsilon_{9,10}$	$\epsilon_{10,11}$	$\epsilon_{11,12}$	$\epsilon_{12,13}$	$\epsilon_{14,15}$	$\epsilon_{15,16}$	$\epsilon_{16,17}$	$\epsilon_{17,18}$
0.0579	0.0562	0.0383	0.0542	0.0670	0.0733	0.0718	0.0589	0.0712

З результатів оцінки моделей можна дійти висновку, що починаючи з 2013 року поведінка ряду стає непередбачуваною та абсолютно не відповідає характеру 2006 – 2008 років. Дійсно, оцінки всіх моделей починаючи з 2013 року перевищують еталонне значення. Цей висновок також підтверджується графіками на рисунках 7 та 8. На графіку ціни (рисунок 7) чітко видно негативний тренд незрозумілої природи, який з'являється у 2013 році та змінюється короткочасним зростанням, що триває протягом 2016 року. Серед усіх періодів, що були визначені як аномальні, $\epsilon_{16,17}$ має найменше значення і майже наближається до ϵ_{ET} , однак модель класифікувала його як викид.

Ряд *MSFT_2006-01-01_to_2018-01-01* містить дані про ціну акцій Microsoft. Графік ряду зображено на рисунку 9.

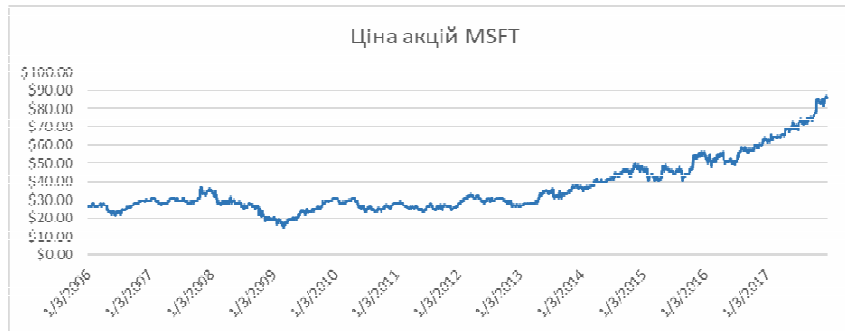


Рисунок 9 – Ціна акцій Microsoft



Рисунок 10 – Динаміка цін акцій Microsoft

Характерною особливістю цього ряду є дуже повільна динаміка змін. Крім того, майже відсутні різкі стрибки значень. Тим не менше, на графіку видно від'ємний тренд в період з 2008 по 2009 рік. Також можна помітити коливання у 2015 році. Знайдемо першу похідну ряду, яка відображатиме динаміку зміни ціни. Вона зображена на рисунку 10.

Побудуємо лінгвістичні моделі для відповідних періодів спостереження та здійснимо їх оцінку. Результати оцінки моделей для ряду MSFT наведено у таблиці 5.

Таблиця 5

Результати оцінки моделей для ряду MSFT

$\varepsilon_{\text{ст}}$	$\varepsilon_{9,10}$	$\varepsilon_{10,11}$	$\varepsilon_{11,12}$	$\varepsilon_{12,14}$	$\varepsilon_{14,15}$	$\varepsilon_{15,16}$	$\varepsilon_{16,17}$	$\varepsilon_{17,18}$
0.0796	0.0748	0.0703	0.0711	0.0743	0.0693	0.0941	0.0921	0.0712

З результатів моделювання та оцінки моделей видно, що для 2015 та 2016 років $\varepsilon_{15,16}$ та $\varepsilon_{16,17}$ перевищують порогове значення, що свідчить про наявність аномалії. Це підтверджується графіком на рисунку 9.

Часовий ряд *NKE_2006-01-01_to_2018-01-01* відображає характер змін ціни акцій компанії Nike. Даний ряд містить значні коливання у 2016 – 2018 роках, це видно на рисунку 11.



Рисунок 11 – Ціна акцій Nike

В якості аномального періоду візьмемо 2016 – 2017 роки. В якості еталонних даних візьмемо 2006 – 2007 роки. Знайдемо першу різницю ряду (рисунок 12).



Рисунок 12 – Динаміка цін на акції Nike

Результати моделювання та оцінки моделей наведено у таблиці 7.

Таблиця 7

Результати оцінки моделі для ряду NKE

$\varepsilon_{\text{ст}}$	$\varepsilon_{7,8}$	$\varepsilon_{8,9}$	$\varepsilon_{9,10}$	$\varepsilon_{10,11}$	$\varepsilon_{11,12}$	$\varepsilon_{13,14}$	$\varepsilon_{15,16}$	$\varepsilon_{17,18}$
0.0621	0.0330	0.0345	0.0366	0.0484	0.0408	0.0358	0.0586	0.0663

З результатів моделювання видно, що єдина значна аномалія була виявлена у період 2017 – 2018 року. Це підтверджує графік на рисунку 11.

Висновки. В ході розробки алгоритму було розглянуто 4 різні метрики оцінки лінгвістичних моделей. Беручи до уваги їхні сильні та слабкі сторони було обрано кореневе середньоквадратичне як найбільш прийнятний підхід.

Було розроблено програмне забезпечення для виконання лінгвістичного моделювання на основі часового ряду. Розробка даного програмного забезпечення здійснювалась із використанням мови програмування Java та інтегрованого середовища IntelliJ IDEA. Програмне забезпечення має інтерфейс командного рядка та надає можливість зміни часового ряду, алфавіту, його потужності, періодів, а також передбачає виведення на друк (файл, екран) лінгвістичного ланцюга і результатів оцінки моделі. Отримані моделі можна використовувати також для прогнозування подальших рівнів ряду.

Було здійснено 7 експериментів із зазначеною вище програмною реалізацією алгоритму пошуку аномалій на основі лінгвістичного моделювання часового ряду. Експерименти підтвердили ефективність методу, оскільки для 5 з 7 досліджуваних рядів були точно виявлені всі аномалії.

ЛІТЕРАТУРА /ЛИТЕРАТУРА

1. LIngvIstichne modelyuvannya (matematichne modelyuvannya) – Rezhim dostupu:
[https://uk.wikipedia.org/wiki/LIngvIstichne_modelyuvannya_\(matematichne_modelyuvan](https://uk.wikipedia.org/wiki/LIngvIstichne_modelyuvannya_(matematichne_modelyuvan))
2. Baklan I.V. Analiz povedlnki ekonomichnih chasovih ryadiv z vikoristanniam strukturnih plidhodiv. Cbornik MKMM-2006. — Herson: HGTU, 2006.
3. Baklan I. V. LIngvIstichne modelyuvannya: osnovi, metodi, deyaki prikladni aspekti. Sistem. tehnologiyi. — 2011. — № 3. — с. 10-19.
4. Logvinchuk A.I. Zastosuvannya lIngvIstichnogo modelyuvannya do virishennya zadach poshuku anomaly / I. V. Baklan // Materiali III vseukrayinskoYi naukovo-praktichnoYi konferentsiyi molodih vchenih ta studentiv «Informatsyni sistemi ta tehnologiyi upravlinnya» (ISTU2019) – m. KiYiv.: NTUU «KPI Im. Igorya Sikorskogo», 20-22 listopada 2019 r. – s. 65-67.

5. Lohvynchuk A., Baklan I. Linguistic approach for a time series anomaly detection – Slovak International Scientific Journal. – 2019. – №35, Vol. 1. – pp.16-18.

REFERENCES

1. LIngvIstichne modelyuvannya (matematichne modelyuvannya) – Rezhim dostupu:
[https://uk.wikipedia.org/wiki/LIngvIstichne_modelyuvannya_\(matematichne_modelyuvan](https://uk.wikipedia.org/wiki/LIngvIstichne_modelyuvannya_(matematichne_modelyuvan))
2. Baklan I.V. Analiz povedinky ekonomichnih chasovih ryadiv z vikoristannyam strukturnih plidhodiv. Cbornik MKMM-2006. — Herson: HGTU, 2006.
3. Baklan I. V. LIngvIstichne modelyuvannya: osnovi, metodi, deyaki prikladni aspekti. Sistem. tehnologiyi. — 2011. — № 3. — c. 10-19.
4. Logvinchuk A.I. Zastosuvannya lIngvIstichnogo modelyuvannya do virishennya zadach poshuku anomaly / I. V. Baklan // Materiali III vseukraYinskoYi naukovo-praktichnoYi konferentsiyi molodih vchenih ta studentiv «Informatsyni sistemi ta tehnologiyi upravlinnya» (ISTU2019) – m. KiYiv.: NTUU «KPI Im. Igorya Sikorskogo», 20-22 listopada 2019 r. – s. 65-67.
5. Lohvynchuk A., Baklan I. Linguistic approach for a time series anomaly detection – Slovak International Scientific Journal. – 2019. – №35, Vol. 1. – pp.16-18.

Received 02.03.2020.

Accepted 03.03.2020.

Поиск аномалий в лингвистических моделях временных рядов

На сегодняшний день обнаружения аномалий является одной из главных причин выполнения анализа данных. С дальнейшим развитием интернета вещей, потребность в автоматизированных системах мониторинга и принятия решений, способных вовремя распознать сбои или ошибки в работе различного рода устройств и инфраструктуры, и не допустить нежелательных последствий, будет только расти. Именно поэтому в этой статье исследование посвящено разработке эффективных алгоритмов обнаружения аномалий. Представленные практические результаты анализа временных рядов цен на акции всемирно кампаний.

Search for anomalies in linguistic models of time series

To date, anomaly detection is one of the main reasons for performing data analysis. With the further development of the Internet of Things, the need for automated monitoring and decision-making systems capable of timely identifying disruptions or malfunctions of various devices and infrastructure and avoiding undesirable effects will only increase. That is why this article focuses on the development of effective anomaly detection algorithms. Practical results of the analysis of time series of stock prices of world famous campaigns are presented. When used in the analysis of time series, the term "anomaly" refers to the presence of values that are

significantly distinguished from the general pattern, that is, values, in particular, values that are not due to the trend, cyclical nature of the series or seasonal bursts. The linguistic method of anomaly detection is to apply linguistic process modeling. The main purpose of linguistic modeling is to convert numerical series, experimental, multidimensional data to linguistic sequences and to derive a formal grammar of the language of the appropriate nature to solve the following range of problems: analysis and prediction of time series, recognition of patterns of various nature, authentication of the user, authentication state of the operator, diagnosis of diseases of the musculoskeletal system of operators of complex technical systems in the early stages of the disease ting. Experimental studies were performed using the described software. The experimental set of time series of securities index of the 30 largest US companies - the Dow Jones Industrial Average was used. During the development of the algorithm, 4 different metrics for evaluating linguistic models were considered. Given their strengths and weaknesses, root mean square was chosen as the most appropriate approach. 7 experiments were performed with the above software implementation of anomaly search algorithm based on linguistic time series modeling. The experiments confirmed the effectiveness of the method, as all anomalies were accurately detected for 5 of the 7 series studied.

Баклан Игорь Всеволодович – к.т.н., доцент, доцент кафедры автоматизированных систем обработки информации и управления, Национальный технический университет Украины «КПИ им. Игоря Сикорского».

Шулькевич Татьяна Викторовна - аспирант кафедры АСОИУ Национального технического университета Украины «Киевский политехнический институт им. Игоря Сикорского».

Логвинчук Андрей Игоревич - магистр кафедры АСОИУ Национального технического университета Украины «Киевский политехнический институт им. Игоря Сикорского».

Баклан Ярослав Игоревич – к.т.н., старший преподаватель кафедры автоматизации и управления в технических системах (АУТС), Национальный технический университет Украины «КПИ им. Игоря Сикорского».

Баклан Ігор Всеволодович - к.т.н., доцент, доцент кафедри автоматизованих систем обробки інформації та управління, Національний технічний університет України «КПІ ім. Ігоря Сікорського».

Шулькевич Тетяна Вікторівна - аспірант кафедри АСОИУ національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського».

Логвинчук Андрій Ігорович - магістр кафедри АСОИУ Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського».

Баклан Ярослав Ігорович - к.т.н., старший викладач кафедри ав-тики та управління в технічних системах (аутса), Національний технічний університет України «КПІ ім. Ігоря Сікорського».

Baklan Igor – Ph.D, Associate Professor, Associate Professor, Computer-Aided Management And Data Processing Systems Faculty of Informatics and Computer Science, «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»

Shulkevych Tatyana - Postgraduate Student CAMDPS Faculty of Informatics and Computer Science «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute».

Logvynchuk Andriy - Master of Department CAMDPS Faculty of Informatics and Computer Science «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute».

Baklan Yaroslav - Ph.D, Senior Lecturer in the Department of Technical Systems Automation and Control (AUTS), National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute».