

## РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДСИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ІНЦИДЕНТІВ РОБОТИ ОПЕРАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

Лахно В. А., Сагун А. В., Хайдуров В. В., Панаско О. М.

Об'єктом дослідження є підсистема прогнозування інцидентів роботи операційної системи (ОС) серверної платформи, яка функціонує на базі операційної системи сімейства Windows. Одним із найбільш проблемних місць при плануванні заходів запобігання шкідливим наслідкам мережеских атак типу dDOS, апаратним відмовам серверної системи тощо є отримання ефективної моделі передбачення інцидентів роботи операційної системи.

У ході досліджень використовувалися методи формування та дослідження часового ряду, експоненціального згладжування, елементи теорії машинного навчання на базі методу групового врахування аргументу (МГВА). Для отримання точних і надійних прогнозів роботи інтелектуальної підсистеми прогнозування інцидентів було застосовано елементи теорії евристичної самоорганізації та конкретна реалізація даної теорії – МГВА. Отримано алгоритм та розроблена програмна реалізація інтелектуальної системи прогнозування інцидентів роботи операційної системи та основні характеристики її роботи. Це стало можливо в результаті аналізу побудованої моделі порушника, системного журналу інцидентів безпеки та використанню МГВА. Запропоновано механізм формування вибірки подій інцидентів роботи ОС на основі системного журналу подій Windows. Проведене тестування запропонованої підсистеми прогнозування на базі тестових вибірок дозволяє стверджувати, що результати прогнозування, отримані при різних налаштуваннях системи машинного навчання та параметрів (ступінь опорного поліному, кількість змінних в моделі характеристичного поліному, кількість рядів селекції) є задовільними. У результаті застосування створеного алгоритму прогнозування інцидентів роботи ОС було показано, що застосування великої кількості поліноміальних моделей у МГВА дає змогу отримати підсистему прогнозування, яка якісно переважає системи, засновані на класичних регресійних моделях та методах. Завдяки цьому можливо отримати значно точніший прогноз у порівнянні з класичними регресійними методами або методом експоненціального згладжування, що дає відсоткове відношення хибних обрахунків з використанням МГВА не більше 4 %.

**Ключові слова:** часовий ряд, підсистема прогнозування, машинне навчання, поліноміальна модель, метод групового врахування аргументів.

### 1. Вступ

У роботах більшості авторів не ставиться питання про класифікацію методів і моделей прогнозування роботи операційних систем (ОС). Це стосується прогнозування подій безпеки та алгоритмів, або моделей прогнозування, які б мали застосовуватися з даною метою, то назвати специфічні алгоритми або методи не вважається за можливе. Як показує огляд літератури, нині найпопулярнішими є класичні моделі прогнозування (трендові, регресійні), прогнозування з використанням нейронних мереж та марківські моделі [1–3]. Особливий вклад в теорію та практику створення алгоритмів, методів та систем прогнозування внесли науковці в роботах [4, 5]. Тому актуальним є аналіз виявлення критичних режимів роботи операційних систем сучасними методами прогнозування часових рядів, а також розробка нових ефективних методів машинного навчання на базі МГВА для застосування в підсистемах прогнозування інцидентів. Таким чином, об'єктом дослідження є підсистема прогнозування інцидентів роботи ОС серверної платформи, яка функціонує на базі операційної системи сімейства Windows. Мета роботи полягає у створенні програмного засобу підсистеми прогнозування інцидентів роботи ОС серверної платформи на базі ОС сімейства Windows з використанням прогнозування часових рядів методами машинного навчання.

## 2. Методика проведення досліджень

Предметом для роботи моделі підсистеми прогнозування є часовий ряд. У якості такого ряду використаний журнал системних подій ОС зі складу системи фіксації та облік різних інцидентів безпеки в ОС Windows Server. Загалом такі системи реагують та реєструють такі порушення властивостей інформації, як: порушення конфіденційності інформації, порушення цілісності інформації, порушення доступності інформації, порушення керованості системи тощо. Вміст даного журналу, загалом, співвідноситься з моделлю порушника [6].

Серед прикладів дій порушника та типових атак на операційну систему, інформація, про які міститься в журналах системних подій ОС Windows, можна назвати, наприклад, такі [7]:

- спроби сканування файлової системи та крадіжки ключової інформації;
- підбір пароля;
- збір даних з неочищеної корзини Windows;
- перевищення повноважень доступу;
- програмні закладки;
- жадібні програми.

Часовим рядом для підсистеми прогнозування інцидентів роботи ОС є вибірка значень критичних подій в ОС за 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 день роботи ОС з системного журналу, яка наведена у табл. 1.

**Таблиця 1**

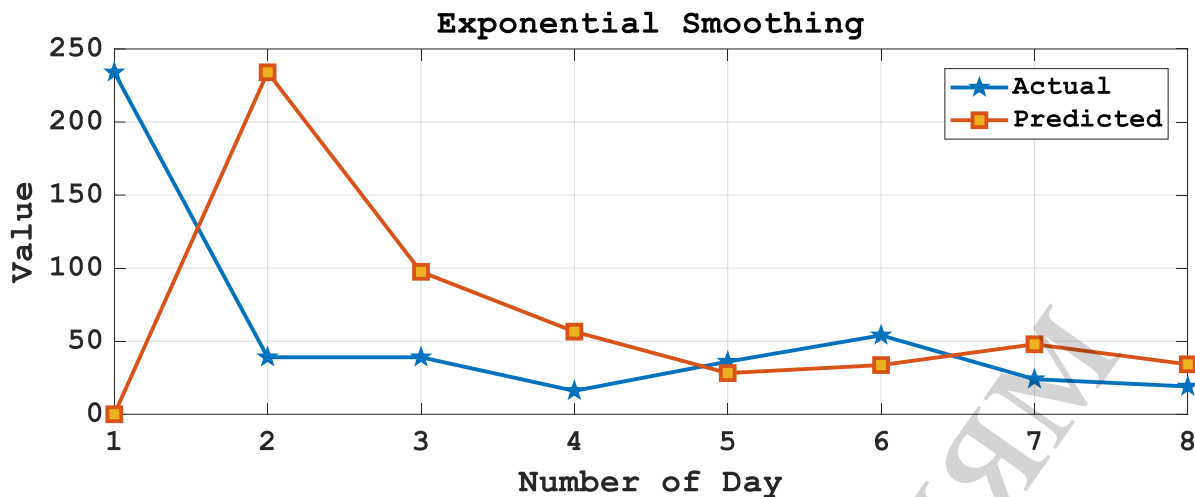
Зовнішній вигляд часового ряду для прогнозу

День	Подія	Кількість відліків	День	Подія	Кількість відліків
1	Помилка	234	5	Помилка	36
19 жовтня	Попередження	30	23 жовтня	Попередження	68
2	Помилка	39	6	Помилка	54
20 жовтня	Попередження	18	24 жовтня	Попередження	98
3	Помилка	39	7	Помилка	24
21 жовтня	Попередження	53	25 жовтня	Попередження	42
4	Помилка	16	8	Помилка	19
22 жовтня	Попередження	19	26 жовтня	Попередження	19

У пакеті MS Excel існує доволі списку інструментів для статистичного аналізу. Для тестування прогнозу обираємо «Експоненціальне згладжування». Фактично отримані часові відліки і є елементами часового ряду (ЧР), які використовуватимуться далі для отримання прогнозу.

Отримаємо наступні результати аналізу ЧР інцидентів роботи ОС (рис. 1).

Для даного ЧР обраховано середньоквадратичне відхилення, яке знаходиться в інтервалі від 18,67 до 119,85. Значення згладжених рівнів для кожного з наявних 8 значень показника значень ЧР, отримані на рис. 1, дають змогу планувати очікування таких подій на наступні 8 днів. Отримана поліноміальна модель прогнозування не є адекватною для отримання прогнозу, тому розглядається варіант прогнозування з використанням методу групового врахування аргументів (МГВА), а отриманий прогноз має евристичний характер. Характери та абсолютна величина помилки не дозволяють зробити висновок про реальність отриманого тренду.



**Рис. 1.** Побудований прогностичний тренд для графічного відображення функціональної залежності кількості подій в часі для параметра «Помилки в роботі операційної системи» на 8 днів

Для доведення коректності даного тренду можна піти двома шляхами: емпіричним; експериментальним. Можна скористатися моделлю прогностичного тренду з використанням регресійного аналізу [8]. Але, для отримання точних і надійних прогнозів при дослідженні складних об'єктів, наприклад, таких, як система реєстрації інцидентів, застосовується теорія евристичної самоорганізації та конкретна реалізація теорії – МГВА [9]. МГВА має сенс використовувати в якості базового методу для прогнозування інцидентів, оскільки вибірка даних (журнал системних подій Windows) містить декілька елементів [10–12]. Тому використовується індуктивний підхід, згідно з яким послідовно генеруються моделі зростаючої складності, доки не буде знайдений мінімум деякого критерію якості моделі. Цей критерій якості називається зовнішнім критерієм, адже під час налаштування моделей та при оцінці якості моделей використовуються різні дані. Досягнення глобального мінімуму зовнішнього критерію при породженні моделей означає, що модель, яка здатна знаходити такий мінімум, є шуканою.

Алгоритм знаходження моделі оптимальної структури для підсистеми прогнозування інцидентів можна представити у вигляді таких кроків [9]:

1. Маємо вибірку в вигляді ЧР системного журналу  $D = \{(x_n, y_n)\}_{n=1}^N$ , де  $x \in \mathcal{R}^m$ . В зв'язку з тим, що для роботи МГВА необхідно провести навчання та тестування, то вибірка розбивається на навчальну та тестову. У практичній реалізації МГВА відсоткове співвідношення даних вибірок обирається вручну.

Нехай  $l, C$  – множини з діапазону  $\{1, \dots, N\} = W$ . Ці множини задовольняють умови розбивки множин  $l \cup C = W, l \cap C = \emptyset$ . Матриця  $X_l$  складається з векторів-рядків  $x_n$ , для яких індекс  $n \in l$ . Вектор  $\mathcal{Y}_l$  складається з тих елементів  $y_n$ , для яких індекс  $n \in l$ . Розбиття вибірки записується так:

$$X_w = \begin{pmatrix} X_l \\ X_C \end{pmatrix}, \mathcal{Y}_w = \begin{pmatrix} \mathcal{Y}_l \\ \mathcal{Y}_C \end{pmatrix}, \mathcal{Y}_w \in \mathcal{R}^{N \times 1}, X_w \in \mathcal{R}^{N \times m}, |l| + |C| = N.$$

2. Призначаємо базову модель. Дана модель описує відношення між залежною змінною  $\mathcal{Y}$  та вільними змінними  $\mathcal{X}$ . Для створюваного алгоритму прогнозування використаємо функціональний ряд Вольтера (так званий поліном Колмогорова-Габора):

$$\mathcal{Y} = \omega_0 + \sum_{i=1}^m \omega_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \omega_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m \omega_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (1)$$

У моделі (1)  $x = \{x_i \mid i = 1, \dots, m\}$  – множина вільних змінних і  $\omega$  – набір вагових коефіцієнтів:

$$\omega = \langle \omega_i, \omega_{ij}, \omega_{i,j,k}, \dots \mid i, j, k, \dots = 1, \dots, m \rangle.$$

3. Виходячи з поставлених завдань обирається цільова функція – зовнішній критерій, який описує якість моделі. Нижче описані декілька часто використовуваних зовнішніх критеріїв.

4. Індуктивно генеруються моделі-претенденти. При цьому вводяться обмеження на довжину полінома базової моделі. Наприклад, степінь полінома базової моделі не повинен перевищувати конкретне натуральне значення. Тоді базова модель записується у вигляді лінійної комбінації заданої кількості  $\mathbb{F}_0$  добутоків вільних змінних так:

$$\mathcal{Y} = f(x_1, x_2, \dots, x_1^2, x_1 x_2, x_2^2, \dots, x_m^R), \quad (2)$$

де  $f$  – функція лінійної комбінації. Аргументи (2) перевизначаються так:

$$x_1 \rightarrow a_1, x_2 \rightarrow a_2, \dots, x_1^2 \rightarrow a_\alpha, x_1 x_2 \rightarrow a_\beta, x_2^2 \rightarrow a_\gamma, \dots, x_m^q \rightarrow a_{\mathbb{F}_0},$$

тобто,

$$\mathcal{Y} = f(a_1, a_2, \dots, a_{\mathbb{F}_0}).$$

Для коефіцієнтів, які лінійно входять до складу моделі задається одноіндексна нумерація за таким порядком:  $\omega = \omega_1, \dots, \omega_{\mathbb{F}_0}$ . У такому випадку модель може бути представлена у вигляді лінійної комбінації виду:

$$\mathcal{Y} = \omega_0 + \sum_{i=1}^{\mathbb{F}_0} \omega_i a_i. \quad (3)$$

Кожна модель виду (3), що генерується, задається лінійною комбінацією елементів  $\{(\omega_i, a_i)\}$ , в якій множина індексів  $\{i\} = S$  є підмножиною  $\{1, \dots, \mathbb{F}_0\}$ .

5. Для налаштування даних параметрів використовується внутрішній критерій, що обчислюється за допомогою навчальної вибірки. Кожному елементу вектора  $x_n$  – елемента вибірки  $D$  зіставляється у відповідність вектор  $a_n$ . Далі будується матриця виду  $A_W$ , що є набором векторів-стовбців  $a_i$ . Матриця  $A_W$  розбивається на підматриці  $A_l$  та  $A_C$ . Найменший залишок виду  $|\mathcal{Y} - \hat{\mathcal{Y}}|$ , де  $\hat{\mathcal{Y}} = A \hat{\omega}$  повертає значення вектора параметрів  $\hat{\omega}$ , який обчислюється за методом найменших квадратів [10] відповідно виразу:

$$\hat{\omega}_G = (A_G^T A_G)^{-1} A_G^T \mathcal{Y}_G,$$

де  $G \in \{l, C, \mathbb{W}\}$ . Внутрішнім критерієм для моделі застосовується середньоквадратична похибка виду:

$$\varepsilon_G^2 = |\mathcal{Y}_G - A_G \hat{\omega}_G|^2.$$

У відповідності до критерію  $\varepsilon_G^2 \rightarrow \min$  обираються параметри  $\omega$  та обчислюються похибки на тестовій вибірці  $G$ , де  $G = l$ . При ускладненні моделі внутрішній критерій не дає мінімум моделям оптимальної складності, тому для вибору моделі він не є придатним.

6. Для вибору кращих моделей проводимо обчислення їх якості. Для цього використовується контрольна вибірка та зовнішній критерій. Похибка на вибірці  $H$  позначається так:

$$\hat{\Delta}(H) = \hat{\Delta}(H|G) = |\mathcal{Y}_H - A_H \hat{\omega}_G|^2,$$

де  $H \in \{l, C\}$ ,  $H \cap G = \emptyset$ . Це означає, що помилка обчислюється на вибірці  $H$  при параметрах моделі, отриманих на вибірці  $G$ .

7. Модель, що надає мінімум зовнішньому критерію, вважається оптимальною.

### 3. Результати досліджень та обговорення

Реалізований додаток мовою C# прогнозування на базі МГВА містить інтерфейс, який дозволяє змінювати степінь опірного поліному від 1 до 7, а кількість змінних в моделі характеристичного поліному – від 2 до 7. Передбачається, що апіорі невідомо кількість моделей, що переходять у вищий ряд, тому дане поле на екрані форми можна заповнити вручну. Кількість рядів селекції для моделі можна встановлювати від 1 до 10.

Після завантаження вибірки даних з журналів безпеки ОС Windows 10 досліджуваного персонального комп'ютера встановлюються параметри генерованих МГВА моделей та відкривається можливість ввести параметри поділу вибірки для навчання/перевірки прогнозу (рис. 2).

При розрахунку параметрів моделі МГВА отримуємо відповідні проміжні дані етапів розрахунку моделей на основі МГВА (рис. 3):

- критерії регулярності для моделей S[1], S[2], S[3], S[4];
- глобальний критерій на рівні 1 селекції;
- модуль відхилення оцінки отриманих моделей прогнозування по всій вибірці.

При збільшенні кількості відліків в ЧР з журналу безпеки Windows може відбутися покращення якості прогнозу (зменшення критерію помилок). Але в такому випадку, підвищення точності буде вимагати підвищення розміру набору даних для навчання та перевірки моделей зі вхідного ЧР для моделі.

## AN INTELLIGENT SUBSYSTEM FOR FORECASTING INCIDENTS OF THE OPERATING SYSTEM

**Load data from HDD / SSD**

Y	x1	x2	x3	x4
16,73	19,47	37,77	3,98	0,26
18	19,2	38,91	4,09	0,28
23,13	19,26	38,4	4,02	0,29
24,96	19,27	39,81	4,15	0,29
24,84	19,27	40,06	4,18	0,3
25,56	19,23	40,52	4,22	0,3
25,1	19,23	41,15	4,28	0,3
25,92	19,23	42,2	4,37	0,3
26,05	19,23	42,99	4,45	0,3
26,36	19,23	43,59	4,53	0,3
26,8	18,8	43,48	4,52	0,28
27,36	18,64	43,26	4,48	0,28
27,86	18,53	46,46	4,79	0,28
28,35	18,61	43,03	4,44	0,28
28,29	18,61	41,48	4,28	0,25
28,05	18,58	38,2	3,96	0,24
30,01	18,58	36,49	3,79	0,24

Degree of reference polynomial:

Number of Variables:

The number of models that move to the highest row of selection:

Number of selection:

Training data:  
 From  To

Data for verification:  
 From  To

Forecast data:  
 From  To

*AGM Calculations:*

Calculate

Graphic Results

Close Application

**Рис. 2.** Завантаження вибірки часового ряду через графічний інтерфейс програмної реалізації алгоритму інтелектуальної підсистеми прогнозування

## AN INTELLIGENT SUBSYSTEM FOR FORECASTING INCIDENTS OF THE OPERATING SYSTEM

**Load data from HDD / SSD**

Y	x1	x2	x3	x4
16,73	19,47	37,77	3,98	0,26
18	19,2	38,91	4,09	0,28
23,13	19,26	38,4	4,02	0,29
24,96	19,27	39,81	4,15	0,29
24,84	19,27	40,06	4,18	0,3
25,56	19,23	40,52	4,22	0,3
25,1	19,23	41,15	4,28	0,3
25,92	19,23	42,2	4,37	0,3
26,05	19,23	42,99	4,45	0,3
26,36	19,23	43,59	4,53	0,3
26,8	18,8	43,48	4,52	0,28
27,36	18,64	43,26	4,48	0,28
27,86	18,53	46,46	4,79	0,28
28,35	18,61	43,03	4,44	0,28
28,29	18,61	41,48	4,28	0,25
28,05	18,58	38,2	3,96	0,24
30,01	18,58	36,49	3,79	0,24

Degree of reference polynomial:

Number of Variables:

The number of models that move to the highest row of selection:

Number of selection:

Training data:  
 From  To

Data for verification:  
 From  To

Forecast data:  
 From  To

*AGM Calculations:*

Relevant regularity criterion for models:  
 S[1] = 0,399255817509515  
 S[2] = 1,8239894025842  
 S[3] = 49,4417158450608  
 S[4] = 75,5171490313582

Global criterion at the level 1  
 0,399255817509515  
 Number of the best models for the next selection: 4

Appropriate regularity criterion for models:  
 S[1] = 3549186,25618939  
 S[2] = 39819521,1790149  
 S[3] = 49758754,9985954  
 S[4] = 95979021,7462915

Global criterion at the level 2  
 0,025618939  
 Number of the best models for the next selection: 4

Deviation modulus throughout the sample  
 1,38691832013821  
 3.37190921672664

Calculate

Graphic Results

Close Application

**Рис. 3.** Завантажені вхідні дані, проміжні дані по етапам розрахунків моделі прогнозування методом групового врахування аргументів

Залежно від цілей та очікуваної тривалості прогнозного періоду прогнозування інцидентів параметри моделі на діалоговій формі можна змінювати. Але при збільшенні кількості змінних в моделі та ступеня опорного поліному час отримання найкращої моделі для прогнозу може суттєво збільшуватися.

У результаті роботи програмного модуля, математична модель навчання відбирає кращі моделі, а в результаті селекції кращих моделей отримуємо найкращу модель, яку і буде використовуватись для прогнозування інцидентів безпеки досліджуваної ОС (рис. 4).

### Mathematical Model of Learning Close

```

*x1*x3*x3+0,1025238639397*x1*x2*x2*x2-2,72618008331353*x1*x2*x2*x3+12,0499639453132*x1
*x2*x3*x3+37,9296702756698*x1*x3*x3*x3-0,0665077028905103*x2*x2*x2*x2-2,13393092668361
*x2*x2*x2*x3+58,0022559886652*x2*x2*x3*x3-341,236638650458*x2*x3*x3*x3+404,269821023766
*x3*x3*x3*x3

```

**Найкраща модель:**

```

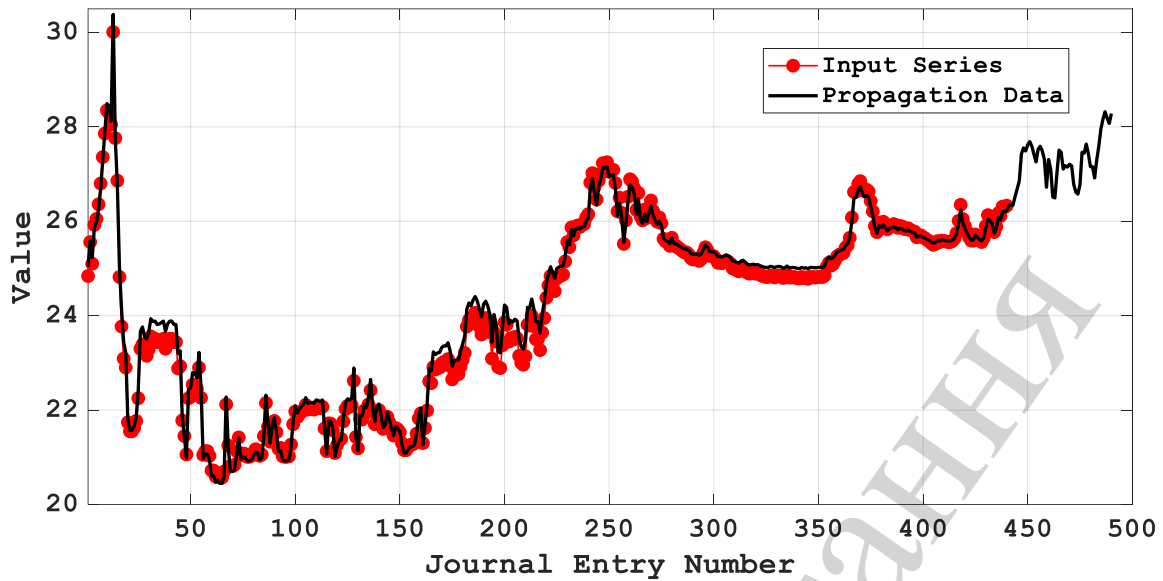
744,066261727036-883,649608302015*x1+56,8499995507727*x3+54862,1506192121*x4+
14,9138682049098*x1*x1+618,927217936769*x1*x3-1397,6473993775*x1*x4-444,865811905317*x3
*x3-35290,7547070851*x3*x4+8787,03381981389*x4*x4-0,18426805770108*x1*x1*x1-
6,08226619809216*x1*x1*x3+23,6707902349384*x1*x1*x4-135,064981100664*x1*x3*x3+
306,626027470183*x1*x3*x4+592,509723905939*x1*x4*x4+140,97910048702*x3*x3*x3+
7694,6804934768*x3*x3*x4+5043,42783262037*x3*x4*x4-50428,9412719313*x4*x4*x4+
0,0111243959358324*x1*x1*x1*x1-0,146382854308752*x1*x1*x1*x3-1,2262186514193*x1*x1*x1*x4
+1,55242691892228*x1*x1*x3*x3+15,7356769970355*x1*x1*x3*x4+20,0443494541814*x1*x1*x4*x4
+7,25982034624122*x1*x3*x3*x3-77,6032729226352*x1*x3*x3*x4-764,161565700056*x1*x3*x4*x4+
1053,10772124818*x1*x4*x4*x4-8,66510652384617*x3*x3*x3*x3-559,018854667147*x3*x3*x3*x4+
1021,12933906629*x3*x3*x4*x4+7606,0978525582*x3*x4*x4*x4-2222,12711897971*x4*x4*x4*x4

```

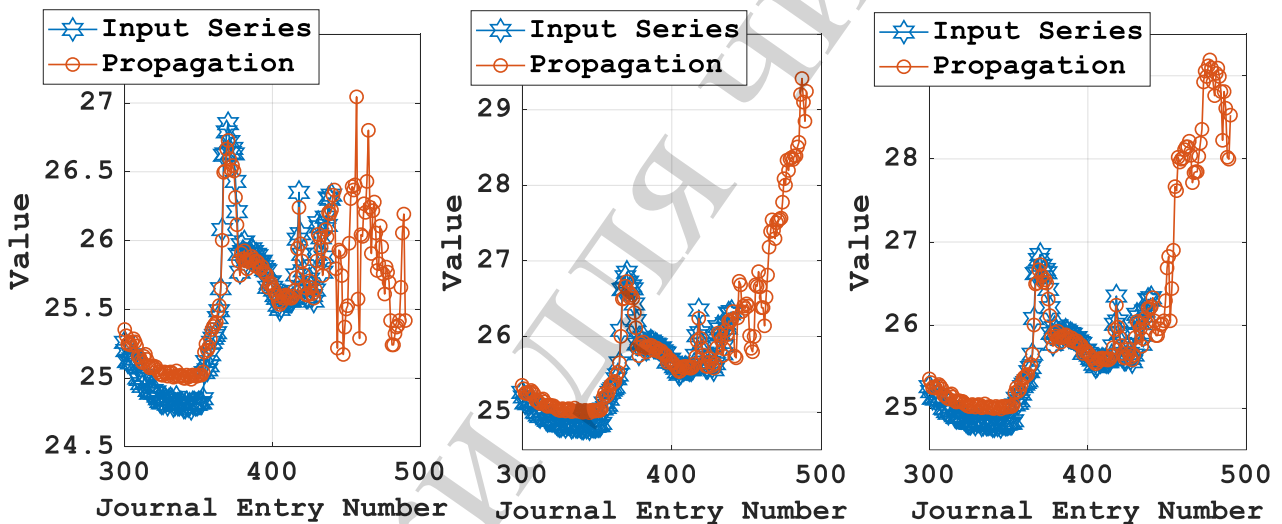
**Рис. 4.** Отримані відібрані методом групового врахування аргументів кращі та найкращі моделі прогнозування

На графіку вхідних та оброблених даних моделі прогнозування на основі МГВА можна оцінити розбіжність даних реальної вибірки та даних (показано жовтим кольором), отриманих на базі кращої моделі прогнозу МГВА (показано червоним кольором) (рис. 5).

Для проведення прогнозування часових рядів, які отримані із журналу інцидентів роботи серверної ОС на базі МГВА, потрібно здійснювати відбір кращих моделей на кожній ітерації роботи методу. Такий підхід зменшує загальну кількість обчислень (процесорний час), а також зменшує об'єми пам'яті роботи самого методу. Порівнюючи результати прогнозування, згенеровані моделлю МГВА та авторегресії (рис. 6), можна дійти висновку про можливість практичного використання створеного програмного продукту.



**Рис. 5.** Порівняння даних реальної вибірки та даних з отриманими на базі кращої моделі прогнозу методом групового врахування аргументів



**Рис. 6.** Порівняння результатів прогнозування, отриманих моделлю на основі методу групового врахування аргументів та авторегресії на 3 видах вхідних параметрів машинного навчання

Результати прогнозування, отримані при різних налаштуваннях системи (рис. 6) та різних параметрах (степінь опорного поліному, кількість змінних моделі характеристичного поліному, кількість рядів селекції).

#### 4. Висновки

Провівши тестування отриманої підсистеми прогнозування та сформованих тестових вибірок встановлено, що результати прогнозування інцидентів безпеки ОС, отримані при різних налаштуваннях системи та параметрів, можуть дещо відрізнятися. Застосування великої кількості поліноміальних моделей, подібних до тих, що використовуються у МГВА, дає змогу отримати значно точніший прогноз для задачі прогнозування інцидентів роботи ОС, ніж класичні регресійні методи, а також метод експоненціального згладжування.



## References

1. Zaichenko, Iu. P. (2008). *Nechetkie modeli i metody v intellektualnykh sistemakh*. Kyiv: Izd Dom «Slovo», 344.
2. Bidiuk, P., Romanenko, V., Tymoshchuk, O. (2010). *Analiz chasovykh riadiv*. Kyiv: Politehnika, 317.
3. Krause, A. (2009). *Evaluating the performance of adapting trading strategies with different memory lengths*. Available at: <https://arxiv.org/abs/0901.0447>
4. Geisser, S. (1993). *Predictive inference: an introduction*. Chapman & Hall, 282.
5. Billings, S. A., Hong, X. (1998). Dual-orthogonal radial basis function networks for non-linear time series prediction. *Neural Networks*, 11 (3), 479–493. doi: [http://doi.org/10.1016/s0893-6080\(97\)00132-9](http://doi.org/10.1016/s0893-6080(97)00132-9)
6. Hizun, A., Volianska, V., Ryndiuk, V., Hnatiuk, S. (2013). Main parameters for information security intruder identification. *Ukrainian Information Security Journal*, 15 (1), 66–74. doi: <http://doi.org/10.18372/2410-7840.15.4221>
7. Sidorov, V. V. (2019). *Windows 10: kak prosmotret zhurnaly sobytii Windows?* Available at: <http://netler.ru/ikt/windows10-events.htm>
8. Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 758.
9. MacKay, D. (2003). *Information Theory, Inference and Learning Algorithms*. Cambridge University Press, 640.
10. *Metod gruppovogo ucheta argumentov* (2019). MachineLearning. Available at: <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%9C%D0%93%D0%A3%D0%90>
11. Armstrong, J. S. (1999). *Forecasting for Marketing. Quantitative Methods in Marketing*. London: International Thompson Business Press, 92–119.
12. Jingfei Yang, M. S. (2006). *Power System Short-term Load Forecasting*. Darmstadt: Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universitat, 139.