

УДК004.9:502/504(043.3)

С.В. ГОЛУБ¹, І.В. БУРЛЯЙ²

¹ Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького, Україна

² Академія пожежної безпеки імені героїв Чорнобиля, Черкаси, Україна

СТРУКТУРИЗАЦІЯ МАСИВІВ ВХІДНИХ ДАНИХ В ІНФОРМАЦІЙНІЙ ТЕХНОЛОГІЇ ОПЕРАТИВНОГО МОНІТОРИНГУ ПОЖЕЖОГАСІННЯ

З метою підвищення ефективності прийняття управлінських рішень керівника гасіння пожежі проведено аналіз методів кластеризації масивів вхідних даних (МВД) з метою створення методів формування МВД, що забезпечують підвищення якості результатів моделювання об'єктів та процесів пожежогасіння. Отримано експериментальне підтвердження гіпотези про доцільність кластеризувати спостереження масиву вхідних даних за результатами їх моделювання. Отримані послідовності спостережень, що характеризуються спільними механізмами впливовості факторів та дозволяють синтезувати точні, адекватні та структурно стійкі моделі.

Ключові слова: кластеризація, масив вхідних даних, матриця, кластер.

Вступ

Використання нових інформаційних технологій з метою підвищення ефективності прийняття управлінських рішень керівника гасіння пожежі (КГП) та координації робіт з гасіння великих пожеж є можливим в результаті створення інформаційних систем підтримки прийняття оперативно-управлінських рішень посадовими особами.

Подібні системи дозволяють в екстремальних умовах гасіння пожеж в повному обсязі використовувати накопичений раніше досвід ліквідації подібних загорань.

Прийняття управлінського рішення КГП передбачає формальний вибір стратегії пожежогасіння на основі наявних даних які характеризують умови виникнення пожежі та специфіку конкретного об'єкту, де ця пожежа виникла (рис. 1).

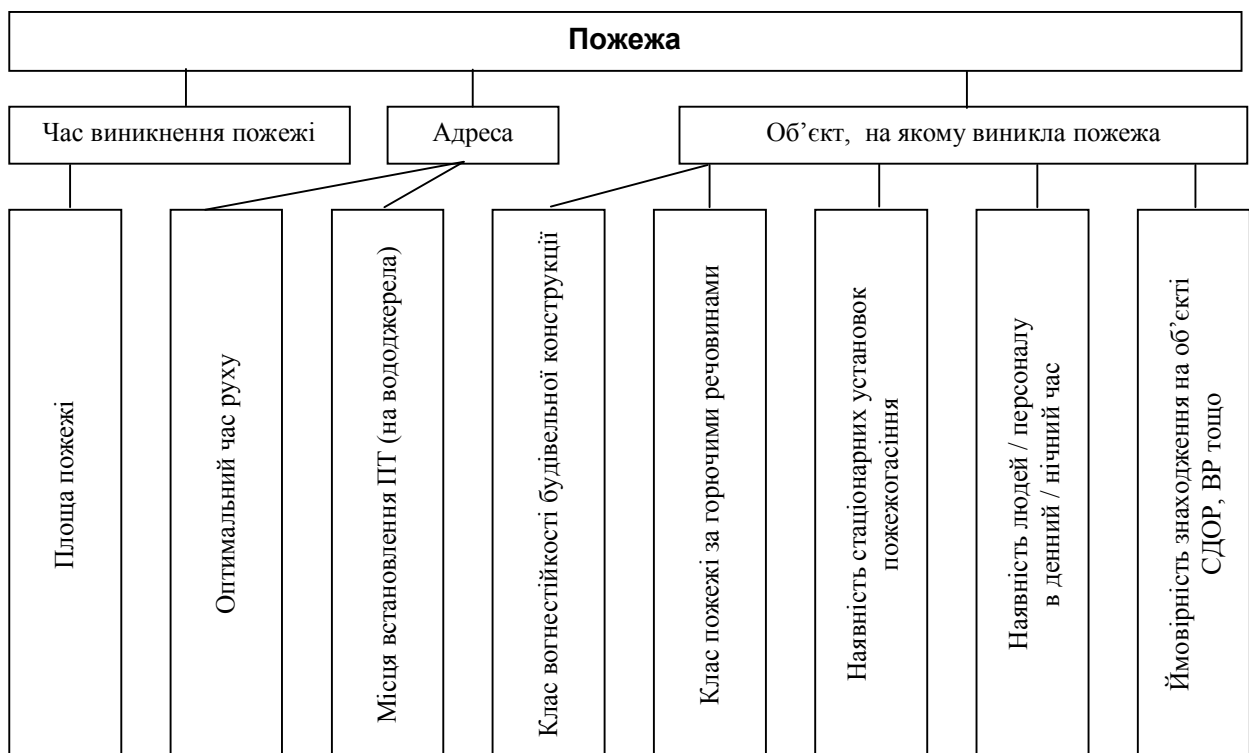


Рис. 1. Основні показники які впливають на вибір стратегії пожежогасіння

Вибір стратегії пожежогасіння, як правило здійснюється експертним шляхом, на основі теоретичних знань, практичних навичок і досвіду КГП.

Існує масив даних з визначеними показниками, які характеризують процес ліквідації кожної пожежі із застосуванням сил і засобів Оперативно-рятувальної служби (ОРС) Державної служби України з питань надзвичайних ситуацій (ДСНС). На даний момент часу, обробка вказаного масиву даних проводиться із використанням математико-статистичних методів обробки інформації, що не дозволяє реалізувати створення інформаційних систем підтримки прийняття оперативно-управлінських рішень посадовими особами на його основі.

Крім того, при обробці масиву даних по результатам пожежогасіння з'являється проблема його недостатньої інформативності, внаслідок «зашумленості», яка є результатом частково відсутніх даних і допущення внесення невірних даних під час складання карток обліку пожеж [1].

Проблема недостатньої інформативності може бути вирішена за рахунок підвищення потужності засобів синтезу моделей [2], які використовуються в якості алгоритмів перетворення виду інформації (АПВІ) або шляхом збільшення інформативності масиву вхідних даних шляхом проведення його кластеризації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Завдання кластеризації полягає у визначенні груп об'єктів (процесів), які є найбільш близькими один до іншого за деяким критерієм. При цьому ніяких припущень про їхню структуру, як правило, не здійснюється [3, 4]. Більшість методів кластеризації базується на аналізі матриці коефіцієнтів подібності, у якості яких виступають відстань, спряженість, кореляція тощо. Якщо критерієм або метрикою виступає відстань, то кластером називають групу точок Ω таку, що середній квадрат внутрігрупової відстані до центру групи менше середньої відстані до загального центру у вихідному наборі об'єктів, тобто

$$d\Omega^{-2} < \sigma^2$$

$$\text{де } d\Omega^{-2} = \frac{1}{N} \sum_{X_i \in \Omega} (X_i - \bar{X}_\Omega)^2, \bar{X}_\Omega = \frac{1}{N} \sum_{X_i \in \Omega} X_i.$$

У загальному випадку, критеріями є:

1. Відстань Евкліда

$$d(X_k, X_l) = \left(\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (X_{kj} - X_{lj})^2 \right)^{\frac{1}{2}}.$$

2. Максимальна відстань за ознаками

$$d(X_k, X_l) = \max_{1 < j < m} |X_{kj} - X_{lj}|.$$

3. Відстань Махалонобіса

$$d(X_k, X_l) = \left[(X_k - X_l) \cdot R^{-1} \cdot (X_k - X_l)^T \right]^{\frac{1}{2}}.$$

4. Відстань Хеммінга

$$d(X_k, X_l) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |X_{kj} - X_{lj}|.$$

Розвиток теорії МГУА та застосування МГУА для вирішення практичних задач призвели до розробки додаткового спектру програмних алгоритмів. У випадках моделювання об'єктів із розмитими характеристиками, більш ефективно виявляють себе непараметричні алгоритми МГУА, у яких замість функціональної моделі використовується поділ вибірки даних на інтервали чи кластери. Це дозволяє повністю вирішити проблему усунення зміщення оцінок коефіцієнтів.

Розрізняють такі непараметричні алгоритми:

1. Алгоритм об'єктивної комп'ютерної класифікації (ОСС).

2. «Pointing Finger» (PF).

Вказані алгоритми оперують з парами близько розташованих точок [5]. Вони знаходять оптимальну фізичну кластеризацію яка є найбільш постійною на багатьох підвибірках даних. Це досягається побудовою двох ієрархічних дерев кластеризації та оцінкою за критерієм балансу [6].

Існує алгоритм кластеризації багатовимірних об'єктів, який для пошуку центрів класів використовує нейроподібну процедуру. Алгоритм забезпечує складання уяви про класи, об'єктивно присутні в оброблюваному матеріалі.

Метою кластеризації набору N m -мірних точок є виявлення згупчення точок, утворення ними компактних груп (класів) в розподілі точок по простору. Даний тип задач відноситься до розпізнавання образів без вчителя [7 – 9]. Для вирішення даної проблеми запропоновано безліч підходів, заснованих на одній із теоретико-ймовірнісних моделей або із використанням правдоподібної евристики. До останніх можна віднести метод k -середніх [10] та алгоритм Forel [11].

Крім того, розроблено і використовуються методи кластеризації з нейромережовим підходом [12]. Як і Forel він базується на введенні ефективного радіуса взаємодії T , і рознесенні точок за сферами радіуса T . Точки, що потрапили всередину сфери, відносяться до одного класу. Центри сфер визначаються в результаті роботи нейромережової процедури, подібної до тієї, яка характерна для мережі з латеральним гальмуванням. В результаті, центрами сфер виявляються такі точки початкового набору, які (при даному радіусі T) взаємодіють з максимальним числом оточуючих точок. Можна сказати,

що центри сфер локалізуються всередині областей згущування початкових точок. Одночасно визначається число класів M , які характерні для оброблюваного матеріалу при даному радіусі взаємодії T . В подальшому поріг T проганяється від нуля до дуже великого значення і будується графік $M(T)$, що відображає залежність числа класів від T . По кількості протяжних «плато» на цьому графіку можна зробити висновки про число дійсних класів, які можна виявити в оброблюваному матеріалі.

Загальні положення

Під перетворенням форми інформації розуміється процес зміни структури носіїв інформації – чисельних характеристик стану об'єкта моніторингу. На вхід інформаційної системи подається масив вхідних даних, структура якого подана на рис.

Стовпцями є значення показників стану об'єкта $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Строчки, що описують результати одночасно зафіксованих значень показників, зводяться спостереженнями. Сукупність спостережень утворюють первинний опис (ПО) об'єкта моніторингу. Структура ПО формується евристично шляхом визначення переліку найбільш значимих станів об'єкта та кількості спостережень, що достатньо інформативно описують його властивості в кожному із станів. Повнота відображення властивостей об'єкта моніторингу в структурі моделі досягається за умови достатньої різноманітності методів, на основі яких конструюються алгоритми синтезу моделей (АСМ). З іншого боку, для забезпечення можливості синтезу якісної моделі за наявним методом, ПО повинен мати достатню інформативність. Межа інформативної достатності (МІД) ПО визначається різноманітністю АСМ. Чим вища ця різноманітність, тим за нижчою інформативністю ПО можуть бути синтезовані якісні моделі [13].

Підвищення інформативності ПО досягається шляхом долучення додаткових показників стану об'єкта, що отримуються або ж шляхом безпосереднього спостереження за об'єктом, або ж конструюванням цих показників, та відображення в моделі за допомогою них інформації, яка вже існувала в ПО, але раніше не використовувалась [14]. В результаті застосування процедур первинної обробки даних та перетворення форми інформації в ПО отримується новий перелік показників, що утворюють масив вхідних даних (МВД).

Найчастіше, для відображення в моделях властивостей об'єкта в кількох станах необхідно підвищувати різноманітність синтезатора моделей [15]. З цією метою застосовується ієрархічне поєднання моделей об'єктів моніторингу, що викликає необхідність використання положень теорії

ієрархічних багаторівневих систем [16] та розробки нових методів розв'язання задачі координації структури багаторівневих систем перетворення форми інформації [17].

Незважаючи на існування потужного апарату багаторівневого синтезу моделей, розробка інформаційних систем оперативного моніторингу пожежогасіння (ІСОМП) стримується недостатньою інформативністю ПО. Тому актуальними є дослідження, направлені на розробку методів та засобів формування масивів вхідних даних та синтезу якісних моделей, що забезпечують інформацією процеси прийняття оперативних рішень керівником гасіння пожежі та координацію його дій із іншими посадовими особами, що задіяні в процесі ліквідації надзвичайної ситуації.

Метою даної роботи є створення методів формування МВД, що забезпечують підвищення якості результатів моделювання об'єктів та процесів пожежогасіння.

Постановка задачі

Існує масив вхідних даних у вигляді матриці (1), отриманий як результат спостережень за об'єктами та процесами пожежогасіння:

$$\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} & y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} & y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{k1} & x_{12} & \dots & x_{kn} & y_{k1} & y_{k2} & \dots & y_{km} \end{pmatrix} \quad (1)$$

де x_{ij} – j -та характеристика стану підрозділів та об'єкта i -го спостереження процесу пожежогасіння, y_{ij} – j -та характеристика втрат ресурсів i -го спостереження процесу пожежогасіння, k – кількість спостережень, n – кількість характеристик процесу i підрозділів пожежогасіння та його результатів, m – кількість характеристик втрат ресурсів та інших результатів пожежогасіння.

Кожна строчка матриці відображає окремий опис об'єкта, отриманий в результаті одного спостереження. Наперед відомо, що існує перелік спостережень, що поєднують в собі чисельні характеристики показників $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, на результати яких $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ значимо впливали одні і ті ж фактори

$$Y = f(X, W), \quad \sum_{j=1}^n x_j = 1, \quad (2)$$

де $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, вектор вагових коефіцієнтів моделі (оцінок впливовості кожного з факторів x_i , що ввійшли до структури цієї моделі). Оцінки впливовості факторів отримують в результаті дослідження моделей, що характеризуються точністю, адекватністю та стійкістю, на чутливість за допомогою виразу:

В результаті для кожного значення y_j отримуємо масив вхідних даних (3):

$$\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} & y_1 \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} & y_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{k1} & x_{12} & \dots & x_{kn} & y_k \end{pmatrix}, \quad (3)$$

що містить послідовність спостережень (X_i, y_j) , де $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ – вектор характеристик стану підрозділів та об'єкта i -го спостереження процесу пожежогасіння, y_j – j -та характеристика втрат ресурсів в результаті надзвичайної ситуації для даного спостереження.

З метою адаптації існуючої стратегії пожежогасіння до умов, що виникли на даному об'єкті, необхідно виявити перелік впливових факторів $X^d \in X$, оцінити їх впливовість W та сформувати перелік керуючих впливів, що приведуть до мінімізації витрати часу та інших ресурсів на гасіння пожежі, а також втрат в результаті надзвичайної ситуації.

З цією метою необхідно розподілити спостереження МВД (3) на кластери за ознакою близькості впливових факторів, що визначили результати пожежогасіння.

Нехай R – множина номерів кластерів. Необхідно спостереження МВД (3) розбити на кластери таким чином, щоб при синтезі моделей, що ідентифікують функціональну залежність

$$y_j = f(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad j = 1, \dots, m, \quad (4)$$

забезпечувалась би умова мінімуму середньої похибки моделювання залежної змінної y_j :

$$\frac{\sum_{s=1}^k (|y_j - y_j^M| / y_j)}{k} \rightarrow \min, \quad (5)$$

де y_j – дійсне значення залежної змінної, y_j^M – модельоване значення залежної змінної, k – кількість спостережень в даному кластері.

Необхідно створити алгоритм кластеризації у вигляді функції

$$a : (X_i, y_j) \rightarrow r, \quad (6)$$

яка кожному спостереженню (X, y_j) ставить у відповідність номер кластера $r \in R$. При цьому потужність множини R наперед не відома. Оскільки кожен МВД має свої властивості, тому кількість кластерів для кожного масиву буде різнитися.

Гіпотеза

В процесі розв'язання поставленої задачі була сформульована гіпотеза, за якою кластеризацію спостережень МВД необхідно проводити за результатами їх моделювання.

З метою перевірки гіпотези був проведений модельний експеримент.

Результати досліджень

Модель синтезувалась за багаторядним алгоритмом МГУА [18]. В якості залежної змінної при синтезі моделі використовувався час ліквідації пожежі. В якості незалежних змінних використовувались показники стану підрозділів та об'єктів пожежогасіння, поданих в табл. 1.

Масив вхідних даних містив 1000 спостережень, що відображали характеристики пожежогасіння на території Черкаської області впродовж 2009 року. Кластеризація проводилась за алгоритмом, поданим в табл. 2.

На рис. 2 подані характеристики кластерів МВД

Таблиця 1

Незалежні змінні, що формували масив вхідних даних

№ з/п	Показник	Змінна
1.	Код об'єкта пожежі	x_1
2.	Назва об'єкта пожежі (текст)	x_2
3.	День виклику	x_3
4.	Місяць виклику	x_4
5.	Рік виклику	x_5
6.	Поверховість будівлі	x_6
7.	Поверх, на якому виникла пожежа	x_7
8.	Код ступеня вогнестійкості	x_8
9.	Наявність або відсутність УПА	x_9
10.	Призначення УПА1 (установка пожежогасіння)	x_{10}
11.	Призначення УПА2 (установка пожежної сигналізації)	x_{11}
12.	Призначення УПА3 (система протидимного захисту)	x_{12}
13.	Результати дії УПА1 (установка пожежогасіння)	x_{13}
14.	Результати дії УПА2 (установка пожежної сигналізації)	x_{14}
15.	Результати дії УПА3 (система протидимного захисту)	x_{15}
16.	Виявлено загиблих на місці пожежі	x_{16}

Продовження табл. 1

№ з/п	Показник	Змінна
17.	З них дітей та підлітків до 18 років	X ₁₇
18.	Загинуло унаслідок пожежі	X ₁₈
19.	З них дітей та підлітків віком до 18 років	X ₁₉
20.	З них працівників аварійно-рятувальної служби	X ₂₀
21.	Момент настання смерті 1	X ₂₁
22.	Момент настання смерті 2	X ₂₂
23.	Момент настання смерті 3	X ₂₃
24.	Момент настання смерті 4	X ₂₄
25.	Момент настання смерті 5	X ₂₅
26.	Код умови, що сприяла загибелі людини 1	X ₂₆
27.	Код умови, що сприяла загибелі людини 2	X ₂₇
28.	Код умови, що сприяла загибелі людини 3	X ₂₈
29.	Код умови, що сприяла загибелі людини 4	X ₂₉
30.	Код умови, що сприяла загибелі людини 5	X ₃₀
31.	Збиток від пожежі прямиий	X ₃₁
32.	Збиток від пожежі побічний	X ₃₂
33.	Пожежу ліквідовано до прибуття підрозділів аварійно-рятувальної служби	X ₃₃
34.	Час повідомлення	X ₃₄
35.	Код умови, що сприяла поширенню пожежі 1	X ₃₅
36.	Код умови, що сприяла поширенню пожежі 2	X ₃₆
37.	Код умови, що сприяла поширенню пожежі 3	X ₃₇
38.	Код умови, що сприяла поширенню пожежі 4	X ₃₈
39.	Код умови, що сприяла поширенню пожежі 5	X ₃₉
40.	Код умови, що ускладнювала гасіння пожежі 1	X ₄₀
41.	Код умови, що ускладнювала гасіння пожежі 2	X ₄₁
42.	Код умови, що ускладнювала гасіння пожежі 3	X ₄₂
43.	Код умови, що ускладнювала гасіння пожежі 4	X ₄₃
44.	Код умови, що ускладнювала гасіння пожежі 5	X ₄₄
45.	Код учасника гасіння пожежі 1	X ₄₅
46.	Код учасника гасіння пожежі 2	X ₄₆
47.	Код учасника гасіння пожежі 3	X ₄₇
48.	Код учасника гасіння пожежі 4	X ₄₈
49.	Код учасника гасіння пожежі 5	X ₄₉
50.	Код учасника гасіння пожежі 6	X ₅₀
51.	Кількість учасників гасіння пожежі 1	X ₅₁
52.	Кількість учасників гасіння пожежі 2	X ₅₂
53.	Кількість учасників гасіння пожежі 3	X ₅₃
54.	Кількість учасників гасіння пожежі 4	X ₅₄
55.	Кількість учасників гасіння пожежі 5	X ₅₅
56.	Кількість учасників гасіння пожежі 6	X ₅₆
57.	Код техніки 1	X ₅₇
58.	Код техніки 2	X ₅₈
59.	Код техніки 3	X ₅₉
60.	Код техніки 4	X ₆₀
61.	Код техніки 5	X ₆₁
62.	Кількість техніки 1	X ₆₂
63.	Кількість техніки 2	X ₆₃
64.	Кількість техніки 3	X ₆₄
65.	Кількість техніки 4	X ₆₅
66.	Кількість техніки 5	X ₆₆
67.	Код стволів 1	X ₆₇
68.	Код стволів 2	X ₆₈
69.	Код стволів 3	X ₆₉
70.	Кількість стволів 1	X ₇₀

Закінчення табл. 1

№ з/п	Показник	Змінна
71.	Кількість стволів 2	X ₇₁
72.	Кількість стволів 3	X ₇₂
73.	Код вогнегасних засобів 1	X ₇₃
74.	Код вогнегасних засобів 2	X ₇₄
75.	Код вогнегасних засобів 3	X ₇₅
76.	Код первинних засобів пожежогасіння 1	X ₇₆
77.	Код первинних засобів пожежогасіння 2	X ₇₇
78.	Код первинних засобів пожежогасіння 3	X ₇₈
79.	Код джерела водопостачання 1	X ₇₉
80.	Код джерела водопостачання 2	X ₈₀
81.	Код джерела водопостачання 3	X ₈₁
82.	Код першого керівника гасіння пожежі	X ₈₂
83.	Код останнього керівника гасіння пожежі	X ₈₃
84.	Код використання ГДЗС	X ₈₄
85.	Кількість ланок ГДЗС	X ₈₅
86.	Загальний час роботи ланок ГДЗС	X ₈₆

Таблиця 2

Алгоритм кластеризації

№ етапу	Зміст етапу
1.	Синтез моделей за всіма спостереженнями.
2.	Визначення спостережень, похибка моделювання яких менше наперед заданого значення δ_{\max} .
3.	Занесення цих спостережень до кластера 1.
4.	Синтез моделей за всіма спостереженнями, що залишились некластеризовані.
5.	Визначення спостережень, похибка моделювання яких менше наперед заданого значення δ_{\max} .
6.	Повторення етапів 4-5 до виконання умови завершення кластеризації
7.	Кластеризація завершується за умови, коли всі спостереження кластеризовані або для окремих спостережень неможливо побудувати моделі, похибка яких менше наперед заданого значення δ_{\max} .

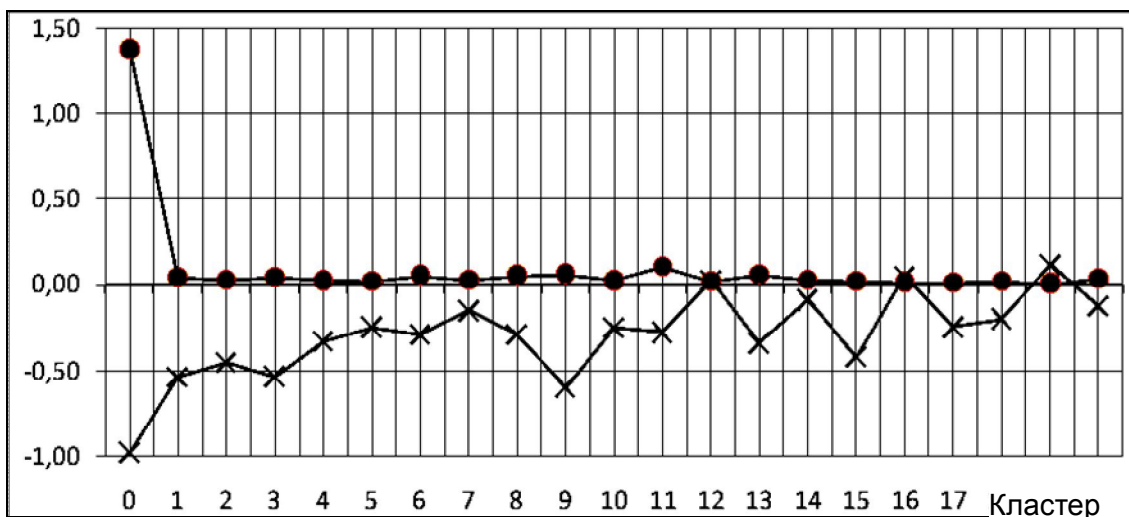


Рис. 2. Характеристики кластерів:
нижня лінія – коефіцієнт кореляції похибок з залежною змінною;
верхня лінія – середня похибка моделювання

Обчислювались дві характеристики кластера: середня похибка моделювання та коефіцієнт кореляції похибок із залежною змінною. В результаті кластеризації спостереження розподілено таким

чином, що стало можливим побудувати моделі із стабільною структурою, що характеризуються точністю, адекватністю та стійкістю. За таких умов множина вагових характеристик W може

бути використана в якості оцінок впливовості факторів достатньої достовірності.

На рис. 3 подана діаграма впливовості факторів, розрахованих для моделей кожного кластера.

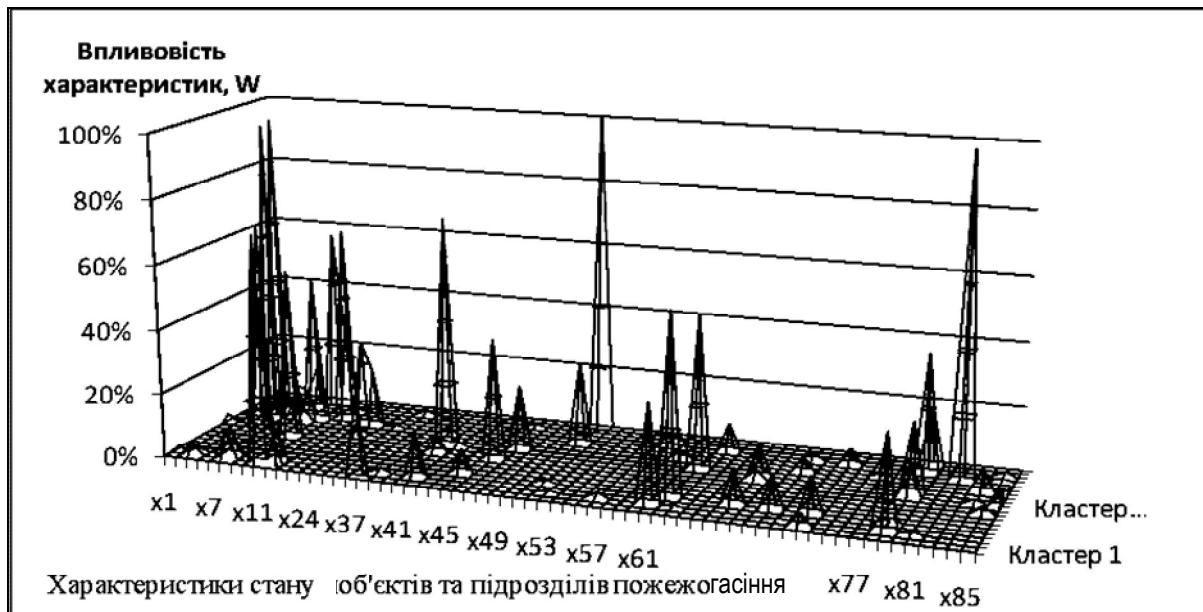


Рис. 3. Діаграма впливовості факторів пожежогасіння

Висновки

Отримано експериментальне підтвердження гіпотези про доцільність кластеризувати спостереження масиву вхідних даних за результатами їх моделювання. Отримані послідовності спостережень, що характеризуються спільними механізмами впливовості факторів та дозволяють синтезувати точні, адекватні та структурно стійкі моделі. Похибка моделювання при цьому зменшується в середньому на 96%.

Література

1. НАПБ 07.017-2004 – Картка обліку пожежі [Текст]. – Затверджено Наказом МНС України від 29.01.04 № 39. – К., 2004.
2. Holub, S. Multilayer models with multilevel information transformation in technology of fire safety monitoring [Text] / S. Holub, I. Burliai // ISC UniTech'12, V. I. – 2012. – P. 464 – 466.
3. Мандель, И.Д. Кластерный анализ [Текст] / И.Д. Мандель. – М.: Финансы и статистика, 1988. – 355 с.
4. Gorban, A.N. Method of Elastic Maps and its Applications in Data Visualization and Data Modeling [Text] / A.N. Gorban, A.Yu. Zinovyev // Int. Journal of Computing Anticipatory Systems, CHAOS. – 2002. – Vol. 12. – P. 353 – 369.
5. Ivakhnenko, A.G. Problems of Computer Clustering of the Data Sampling of Objects under Study [Text] / A.G. Ivakhnenko, J.A. Möller // Sov. J. of Automation and Information Sciences. – 1991. – Vol. 24, no. 1. – P. 58 – 67.

6. Ivakhnenko, A.G. Self-Organisation of Optimum Physical Clustering of the Data Sample for Weakened Description and Forecasting of Fuzzy Objects [Text] / A.G. Ivakhnenko, G.A. Ivakhnenko, J.A. Möller // Pattern Recognition and Image Analysis. – 1993. – Vol. 3, no.4. – P. 415 – 421.

7. Айзерман, М.А. Метод потенциалных функций в теории обучения машин [Текст] / М.А. Айзерман, Э.М. Браверман, Л.И. Розоноэр. – М.: Наука, 1970. – 284 с.

8. Ту, Дж. Принципы распознавания образов [Текст] / Дж. Ту, Р. Гонсалес. – М.: Мир, 1978. – 326 с.

9. Дорофеев, А.А. Алгоритмы автоматической классификации (обзор) [Текст] / А.А. Дорофеев // Автоматика и телемеханика. – 1971. – № 12. – С. 23 – 31.

10. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности [Текст] / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 224 с.

11. Загоруйко, Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний [Текст] / Н.Г. Загоруйко. – Новосибирск, 1999. – С. 38 – 45.

12. Литинский, Л.Б. Нейросетевой подход к задаче кластеризации объектов [Текст] / Л.Б. Литинский, Д.Е. Романов // Нейроинформатика. – Ч. 2. – М.: МИФИ, 2006. – С. 203-209.

13. Голуб, С.В. Багаторівневе моделювання в технологіях моніторингу оточуючого середовища [Текст] / С.В. Голуб. – Черкаси: Вид. ЧНУ імені Богдана Хмельницького, 2007. – 220 с.

14. Голуб, С.В. Формування додаткових ознак масивів вхідних даних в інформаційних системах кризового соціоекологічного моніторингу [Текст] /

С.В. Голуб // Вісник інженерної академії України. – 2011. – № 1. – С. 78 – 80.

15. Голуб, С.В. Підвищення різноманітності структури алгоритмів обробки інформації в агрегатах автоматизованої системи багаторівневого соціоекологічного моніторингу [Текст] / С.В. Голуб // Вісник НТУУ „КПІ”. Серія приладобудування. – 2007. – Вип. 34. – С. 129 – 135.

16. Месарович, М. Теория иерархических многоуровневых систем [Текст] / М. Месарович, Д. Мако, И. Тахакара. – М.: Мир, 1973. – 344 с.

17. Голуб, С.В. Координація взаємодій локальних агрегатів в структурі систем багаторівневого перетворення моніторингової інформації [Текст] / С.В. Голуб // Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. – 2009. – № 6 (136), част. 1. – С. 325 – 329.

18. Ивахненко, А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем [Текст] / А.Г. Ивахненко. – К.: Наук. думка, 1981. – 296 с.

Надійшла до редакції 22.02.2013, розглянута на редколегії 27.03.2013

Рецензент: д-р техн. наук, проф., зав. каф. системного програмування В.М. Рудницький, Черкаський державний технологічний університет, Україна.

СТРУКТУРИРОВАНИЕ МАССИВОВ ВХОДНЫХ ДАННЫХ В ИНФОРМАЦИОННОЙ ТЕХНОЛОГИИ ОПЕРАТИВНОГО МОНИТОРИНГА ПОЖАРОТУШЕНИЯ

С.В. Голуб, И.В. Бурляй

С целью повышения эффективности принятия управленческих решений руководителя тушения пожара проведен анализ методов кластеризации массивов входных данных (МВД) с целью создания методов формирования МВД, которые обеспечивают повышение качества результатов моделирования объектов и процессов пожаротушения. Получено экспериментальное подтверждение гипотезы о целесообразности кластеризовать наблюдения массива входных данных по результатам их моделирования. Получены последовательности наблюдений, характеризующиеся общими механизмами влияния факторов и позволяющие синтезировать точные, адекватные и структурно устойчивые модели.

Ключевые слова: кластеризация, массив входных данных, матрица, кластер.

STRUCTURING OF INPUT DATA IN INFORMATION TECHNOLOGY OF FIRE SAFETY MONITORING

S.V. Holub, I.V. Burlai

In order to improve the efficiency of managerial decision-making of head of fire extinguishing the analysis of clustering methods of arrays of input data (AID) to develop methods for the formation of an AID, which help to improve the results of simulation objects and processes fire, was performed. The experimental confirmation of the hypothesis whether clustered observation array input the results of their modeling was received. We obtain a sequence of observations, characterized by common mechanisms of influence factors which allows the synthesis of accurate, adequate and structurally stable model.

Key words: clustering, an array of input data, matrix, cluster.

Голуб Сергій Васильович – д-р техн. наук, професор кафедри математичного та програмного забезпечення автоматизованих систем факультету інформаційних технологій та біомедичної кібернетики Черкаського національного університету імені Богдана Хмельницького, Україна, e-mail: fprpk@cdu.edu.ua.

Бурляй Ігор Володимирович – ст. викладач кафедри техніки Академії пожежної безпеки ім. Героїв Чорнобіля, Черкаси, Україна, e-mail: ihor.burlyay@gmail.com.