

УДК 004.94:614.84

DOI: <https://doi.org/10.31731/2524.2636.2021.5.2-32-36>

Владислав Дендаренко, канд. техн. наук, доцент (ORCID: 0000-0001-5833-1257)
Черкаський інститут пожежної безпеки імені Героїв Чорнобиля
Національного університету цивільного захисту України,
Віктор Ковальчук, канд. наук з держ. упр. (ORCID: 0000-0003-0043-4936)
Львівський державний університет безпеки життєдіяльності

МЕТОДИ ВІДОБРАЖЕННЯ КОМПЛЕКСНОГО ВПЛИВУ ФАКТОРІВ. СИНТЕЗ БАГАТОПАРАМЕТРИЧНИХ МОДЕЛЕЙ

В статті проаналізовано існуючі механізми комплексного впливу факторів на об'єкт дослідження. Розглянуто методи побудови багатопараметричних моделей, їх синтезу, процесів формування вигляду опорної моделі та способи підвищення їхньої якості використовуючи масиви даних з низьким рівнем інформаційної достатності. Приділено увагу внутрішньому критерію якості моделей та процесу формування вибірки даних для оцінки. Це дозволяє знизити затрати ресурсів на проведення моніторингу станів пожежної безпеки об'єктів різного призначення та виявити залежності факторів, що впливають на ці стани.

Ключові слова: обробка інформації, синтез моделей, впливовість факторів, межа інформаційної достатності.

Постановка проблеми. Застосування інформаційних технологій з метою аналізу результативності планових та позапланових профілактичних заходів в області пожежної та техногенної безпеки дозволяє якісно впливати на стан пожежної безпеки об'єктів різного призначення. Автоматизація процесів збору, обробки, зберігання та доставки інформації дозволяє знизити тривалість цих процедур та підвищити їх ефективність.

Виявлення впливовості факторів, які визначали стан пожежної безпеки за минулий період часу, дає можливість формувати керуючі впливи шляхом вдалого перерозподілу ресурсів різного роду в процесі формування планів роботи співробітників наглядового сектору Державної служби України з надзвичайних ситуацій. Таким чином, використовуючи процеси автоматизації в зборі інформації про об'єкти різного призначення, які знаходяться на дільниці обслуговування одного інспектора державного нагляду у сфері пожежної та техногенної безпеки, а також процеси, які відбуваються на об'єкті, можна здійснювати більш коректно складання плану роботи інспектора та направляти ресурс за пріоритетними напрямками. В процесі такої роботи профілактична складова може не тільки зменшити ресурси, що витрачаються, а й досягти скорочення часу на попередження можливого виникнення пожежі або надзвичайної ситуації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Технології формування багаторівневих систем перетворення інформації призначені для відображення в структурі системи комплексної взаємодії зовнішніх та внутрішніх факторів та ґрунтуються на використанні основних елементів – багатопараметричних моделей об'єктів дослідження. На другому та вищих рівнях перетворення інформації ці моделі мають комплексну структуру, оскільки поєднують в собі вихідні сигнали кількох моделей нижніх рівнів, а можуть повторно залучати і вхідну інформацію першого рівня. Методи їх створення визначають топологію структури майбутньої системи та технологію її формування.

Виявлено [1] кілька механізмів однонаправленої взаємодії кількох факторів:

- 1) результат взаємодії факторів переважає суму їх впливу поодиноці;
- 2) результат взаємодії є звичайною сумою їх впливу поодиноці;
- 3) результат визначається обмежуючим впливом окремого домінуючого фактора;
- 4) результат взаємодії є неповною сумою окремих впливів факторів, що є результатом взаємного їх ослаблення.

Відповідно до виявлених механізмів комплексного впливу факторів в [1] запропонований загальний підхід до врахування цих ефектів. Параметри функціонування об'єкта поєднуються в інтегральний критерій, який повинен мати властивості адекватності (відображати реальні процеси), масовості (придатний для оцінки багатьох станів об'єкта), результативності (розраховується за поширеними показниками об'єкта та доступними методами) та детермінованості (однозначно інтерпретованим). Для отримання інтегрального критерію пропонується застосувати процедуру «Багатокритеріального експертного оцінювання» (БЕО), яка застосовується при розв'язанні слабоформалізованих задач в техніці, економіці, військовій справі, соціології та інших предметних областях. Експертом може бути як людина, так і інформаційна система, автомат або методика розрахунку. Перед колективом експертів ставиться

завдання оцінити якість функціонування об'єкта дослідження. Експерти формують набір частинних критеріїв якості окремих властивостей об'єкта та масив експертних оцінок, який містить чисельне ранжування відносної важливості кожної властивості та компетентності експерта. Інтегральний критерій або узагальнений експертний прогноз отримують шляхом статистичної обробки масивів частинних критеріїв якості та експертних оцінок, а також послідовного їх корегування.

Оскільки система багаторівневого перетворення інформації призначена для автоматизації процедури БЕО, в якості експертів в таких системах виступають процеси синтезу моделей, які відображають окремі властивості об'єкта дослідження, та характеристики результатів їх функціонування — вихідні сигнали. В структурі багатопараметричних моделей відображаються механізми багатофакторного зовнішнього впливу на об'єкт дослідження.

Формулювання мети статті. Метою цієї роботи є дослідження особливостей використання багатопараметричного моделювання з метою виявлення методу обробки даних, призначених для формування керуючих впливів, направлених на зміну станів пожежної безпеки об'єктів різного призначення.

Виклад основного матеріалу. На нашу думку найбільш вдалою класифікацією багатопараметричних моделей, що використовуються в системах багаторівневого перетворення інформації, є виділення атрибутивних та структурно-атрибутивних їх типів. Функціональні залежності атрибутивних моделей виражаються за допомогою поєднання характеристик (ознак) стану об'єкта дослідження – атрибутів. Структурно-атрибутивні моделі для відображення властивостей досліджуваного об'єкта крім його атрибутів використовують інші об'єкти, структура яких, в свою чергу, виражена за допомогою множини ознак їх станів. Такими чином, об'єкт дослідження відображається структурно-атрибутивними моделями за допомогою інших моделей, названих первинними. Можна не просто описати об'єкт за допомогою його характеристик та скласти модель, а й залучити для більш точного відображення поведінки об'єкта, характеристики інших, схожих за призначенням об'єктів.

При побудові багатопараметричної моделі ставиться задача ідентифікації функціональної залежності:

$$y_i = f(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (1)$$

де y_i — модельований показник (вихідний сигнал);

x_1, x_2, \dots, x_n — показники стану об'єкта або змінні моделювання (масив вхідних даних).

Традиційним методом побудови багатопараметричних моделей є множинна регресія [2]. Функціональна залежність 1. подається у вигляді:

$$y_i = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n. \quad (2)$$

Значення параметрів множини $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ визначається за методом найменших квадратів. Важливою умовою застосування цього методу є постійна дисперсія експериментально отриманих значень модельованого показника y_i і нормальність закону їх розподілу.

Оскільки на практиці таке трапляється надзвичайно рідко, то масив вхідних даних піддається попередній обробці. Закон розподілу y_i наближається до нормального в результаті усереднення значень масиву вхідних даних. Відповідно до центральної граничної теореми, якщо y_1, y_2, \dots, y_N — незалежні однаково розподілені випадкові величини, що мають математичне сподівання a та дисперсію σ^2 , то при $N \rightarrow \infty$ закон розподілу суми випадкових чисел не обмежено наближається до нормального. При усередненні спостережень масиву вхідних даних втрачається частина інформації.

Уникнути цього можливо шляхом застосування індуктивного моделювання методом групового урахування аргументів (МГУА). Цей метод передбачає багаторядну процедуру формування моделі оптимальної складності шляхом поетапної масової селекції множини опорних моделей за зовнішнім критерієм їх якості. Масив вхідних даних ділиться, як мінімум, на дві послідовності. Послідовність спостережень A призначення для навчання моделей. Послідовність B використовується для випробування навчених моделей та розрахунку критерію їх якості. Послідовності, як правило, розділяються у співвідношення 40/60. Де 40 % використовуються для навчання моделей і 60% – для випробування навчених та перевірки результатів за зовнішнім критерієм якості.

Початкова множина опорних моделей генерується у вигляді поліноміальних залежностей, кожна з яких поєднує попарно в своїй структурі атрибути масиву вхідних даних. Після цього кожна модель навчається шляхом визначення параметрів моделей (коефіцієнтів при атрибутах). Відповідно до значень критеріїв якості моделей відбувається їх ранжування та формування наступного ряду селекції на основі кращих із них. Формування моделі оптимальної складності завершується коли якість моделей наступного ряду гірше якості моделей ряду попереднього.

Визначення вигляду опорної моделі є однією із центральних процедур МГУА. Цей процес відбувається евристично на основі наступних підходів. Вважається, що повного відображення властивостей об'єкта можливо досягнути, формуючи структуру моделі на основі функціонального ряду Вольтерра:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots, \quad (3)$$

де x – елементи множини атрибутів;

a – вектор параметрів.

Окремим випадком ряду Вольтерра, який реалізовує стратегію попарного поєднання атрибутів масиву вхідних даних, є поліном Колмогорова-Габора:

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_1 x_2 + a_4 x_1^2 + a_5 x_2^2 + a_6 x_1^2 x_2 + a_7 x_1 x_2^2 + a_8 x_1^2 x_2^2. \quad (4)$$

При використанні базових алгоритмів МГУА опорний вигляд моделі конструюють шляхом поєднання окремих елементів поліному (2).

Огляд методів багатопараметричного моделювання, які розроблені на даний час, дозволяє прийти до висновку про перспективність використання, для аналізу обстановки з пожежами, аваріями та іншими надзвичайними ситуаціями техногенного і природного характеру, методів індуктивного моделювання, що разом з нейромережами, генетичними алгоритмами та іншими методами, які використовують механізми розвитку природних систем, є основними засобами аналізу характеристик складних об'єктів та систем. Значимість закону розподілу показників у вхідному масиві даних нівелюється за рахунок використання індуктивними методами зовнішнього критерію якості в процесі селекції моделей. Вхідний масив даних ділиться на кілька вибірок, тільки одна з яких використовується для навчання моделей, а інші – для оцінки їх якості, селекції та формування структури індуктивної моделі оптимальної складності [3].

Таким чином, позбавившись необхідності навчати модель та оцінювати їх якість на одній і тій же вибірці даних, індуктивні методи підвищують стійкість своїх моделей. Цієї можливості позбавлені традиційні статистичні методи синтезу моделей.

Як розвиток та реалізацію методів побудови атрибутивно-структурних моделей можна розглядати методологію комплексції моделей для отримання колективних прогнозів. В результаті поєднання окремих прогнозів, отриманих за допомогою різних моделей одного об'єкта, отримується колективний прогноз Y у вигляді функціонала:

$$Y = f(y_1, y_2, \dots, y_n, X), \quad (5)$$

де y_1, y_2, \dots, y_n — прогнози окремих моделей даного об'єкта;

X – масив вхідних даних.

При цьому колективний прогноз Y повинен відповідати вимогам системності (надійність колективного прогнозу повинна переважати надійність прогнозу за кращою окремою моделлю), робастності (похибки окремих прогнозів не повинні значимо впливати на похибку прогнозу колективного); елімінації омніпотентності (для колективного прогнозу використовуються кращі моделі досліджуваного об'єкта).

Для отримання колективних прогнозів формуються комплексні моделі на основі множини парето-оптимальних предикторів (первинних моделей). Для комплексування в якості предикторів використовувались авторегресія, поліном, сплайн, аддитивна та мультиплікативна регресійні моделі, поліноміальні моделі МГУА із зовнішнім та внутрішнім критеріями селекції [4].

Для комплексування використовуються алгоритми формування лінійної комбінації предикторів:

$$Y = \sum_{i=1}^n c_i y_i, \quad (6)$$

де y_i – предиктори,

c_i – коефіцієнти комплексної моделі.

Використовується також усереднення результатів моделювання за всіма предикторами, селективне усереднення результатів моделювання кількох кращих предикторів, регресивні алгоритми, факторний аналіз, методи оптимізації, алгоритми на мінімізації дисперсії помилки комплексної моделі.

Для синтезу моделей в автоматизованих системах багаторівневого перетворення інформації зручно використовувати метод комплексції, що отримав назву «модельний штурм» [5]. Він містить два етапи. На першому формуються множина прогнозів кількома моделями одного об'єкта, що синтезовані за різними алгоритмами. На другому етапі прогнози оцінюються та на їх основі конструюється «кращий» прогноз. В якості алгоритму комплексції використовується багаторядний алгоритм МГУА [3].

Звертає на себе увагу, що зазначені алгоритми передбачають тільки один рівень комплексції, коли комплексні моделі містять один рівень предикторів. Таким чином залишаються недослідженими властивості колективних прогнозів, отриманих поєднанням комплексних предикторів.

Цього недоліку позбавлений метод багатошарового моделювання, запропонований [6]. Багатошарові моделі містять в своїй структурі моделі, отримані за завершеними алгоритмами (предиктори), та мають кілька рівнів ієрархії. В якості предикторів використовуються, в основному індуктивні моделі, нейромережі, моделі на основі генетичних алгоритмів та гібридні моделі, отримані шляхом поєднання процедур, які належать кільком різнотипним алгоритмам.

В [7] запропоновано в якості критерію відбору предикторів для комплексції використовувати середнє квадратичне відхилення вагових коефіцієнтів їх змінних.

Застосування комплексних багатошарових моделей дозволяє підвищити різноманітність засобів перетворення інформації. З'являється можливість знизити межу інформаційної достатності (МІД) масиву вхідних даних – синтезувати моделі достатньої якості із масиву вхідних даних, який містить показники мінімальної інформативності. Але часто інформативність масиву вхідних даних залишається нижчою МІД. В цьому випадку застосовуються алгоритми підвищення інформативності масиву вхідних даних.

Одним із традиційних засобів ідентифікації багатопараметричних функціональних залежностей є нейронні мережі. Основним їх призначенням залишається розв'язок задач розпізнавання образів, хоча нейромережі з деякими топологіями з успіхом можуть використовуватись для кількісного моделювання значень показників.

В [8] виділяється, що постановка задачі відбору інформативних показників може бути представлена одним з наступних способів.

1. Ідеалізована схема: виділяється комбінація показників X^* з вихідного масиву даних, при якій досягається мінімум заданого критерію оцінювання набору показників:

$$J(X^i) = \min_{Xe \in XS} J(Xe), \quad (7)$$

де Xe – елемент множини XS ;

$J(Xe)$ – критерій оцінювання значимості набору показників Xe ;

XS – множина всіх можливих комбінацій показників, отримана з вихідного набору показників X .

2. Класична схема: відібрати з множини вхідних L показників комбінацію, що складається не більш, ніж з L_0 ознак ($L_0 < L$), при якій досягається оптимальне значення заданого критерію:

$$J(X^i) = \min_{Xe \in XS, \forall Xe \vee \leq L_0} J(Xe), \quad (8)$$

де $|Xe|$ – кількість елементів множини Xe .

3. Знайти набір показників мінімального розміру, який забезпечує досягнення заданого значення критерію оцінювання значимості набору показників:

$$|X^i| = \min_{Xe \in XS, J(Xe) < \epsilon} x e^{-x^2}, \quad (9)$$

де ϵ – задане значення критерію оцінювання набору показників J .

В результаті проведення відбору показників можна отримати оптимальний набір показників X^* , який матиме достатню інформативність. Таким чином, отриманий у результаті відбору показників оптимальний набір X^* , маючи достатню інформативність, найбільш повно відображає об'єкт, що досліджується.

Висновки. Проведено огляд методів багатопараметричного моделювання з метою використання під час аналізу статистичних вибірок кількості пожеж, аварій та надзвичайних ситуацій різного

характеру. Це дає змогу формувати керуючі впливи на стан пожежної безпеки об'єкта з метою його зміни на запланований.

Таким чином підтверджено гіпотезу про ефективність застосування методів індуктивного моделювання при оцінці впливовості причин виникнення пожеж, аварій та надзвичайних ситуацій техногенного та природного характеру. Наступні дослідження доцільно проводити в напрямку удосконалення існуючих систем нагляду у сфері пожежної та техногенної безпеки, де перетворення моніторингової інформації може бути реалізовано на основі методів багатопараметричного моделювання з новими методами обробки даних.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Шитиков В. К. Количественная гидроэкология: методы системной идентификации. / В. К. Шитиков, Г. С. Розенберг, Т. Д. Зинченко. – Тольятти: ИЭВБ РАН, 2003. – 463 с.
2. Иванова В. М. Математическая статистика / В. М. Иванова, В. Н. Калинина, Л. А. Нешумова, И. О. Решетникова – М.: Высш. Школа, 1981. – 371 с.
3. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем / А. Г. Ивахненко. – К. : Наук. думка, 1981. – 296 с.
4. Розенберг Г. С. Экологическое прогнозирование (Функциональные предикторы временных рядов) / Г. С. Розенберг, В. К. Шитиков, П. М. Брусилковский - Тольятти, 1994. – 182 с.
5. Брусилковский П. М., Модельный штурм при исследовании экологических систем / П. М. Брусилковский, Г. С. Розенберг // Журнал общей биологии. – 1983. – Т. XLIV, № 2. – С. 254-261.
6. Голуб С. В. Багаторівневе моделювання в технологіях моніторингу оточуючого середовища / С. В. Голуб. – Черкаси: Вид. від. ЧНУ імені Богдана Хмельницького, 2007. – 218 с.
7. Голуб С. В. Критерії відбору сигналів в алгоритмах багаторівневого моделювання / С. В. Голуб, О. В. Селюков, К. Ф. Боряк // Збірник наукових праць Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка. — К.: ВІКНУ, 2007. – Вип. 8. – С. 50-55.
8. Олійник А. О. Інтелектуальний аналіз даних / Олійник А. О., Субботін С. О., Олійник О. О. // Навчальний посібник. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2012. – 278 с.

REFERENCES

1. Shytykov V. K. Kolychestvennaia hydroekolohyia: metody systemnoi ydentyfykatsyy. / V. K. Shytykov, H. S. Rozenberh, T. D. Zynchenko. – Toliatty: YЭVB RAN, 2003. – 463 s.
2. Yvanova V. M. Matematycheksaia statystyka / V. M. Yvanova, V. N. Kalynyna, L. A. Neshumova, Y. O. Reshetnykova – M.: Vyssh. Shkola, 1981. – 371 s.
3. Yvakhnenko A. H. Ynduktyvnyi metod samoorhanyzatsyy modelei slozhnykh system / A. H. Yvakhnenko. – K. : Nauk. dumka, 1981. – 296 s.
4. Rozenberh H. S. Эkolohycheskoe prohozyrovanye (Funktsyonalnyje predyktory vremennykh riadov) / H. S. Rozenberh, V. K. Shytykov, P. M. Brusylovskiy - Toliatty, 1994. - 182 s.
5. Brusylovskiy P. M., Modelnyi shturm pry yssledovanyu ekolohycheskykh system / P. M. Brusylovskiy, H. S. Rozenberh // Zhurnal obshchei byolohyy. – 1983. – T. XLIV, № 2. – S. 254-261.
6. Holub S. V. Bahatorivneve modeliuвання v tekhnolohiiakh monitorynhu otouchuiuchoho seredovysycha / S. V. Holub. – Cherkasy: Vyd. vid. ChNU imeni Bohdana Khmelnytskoho, 2007. – 218 s.
7. Holub S. V. Kryterii vidboru syhnaliv v alhorytmakh bahatorivnevoho modeliuвання / S. V. Holub, O. V. Seliukov, K. F. Boriak // Zbirnyk naukovykh prats Viiskovoho instytutu Kyivskoho natsionalnoho universytetu imeni Tarasa Shevchenka. — K.: VIKNU, 2007. – Vyp. 8. – S. 50-55.
8. Oliynyk A. O. Intellectual data analysis / Oliynyk A. O., Subbotin S. O., Oliynyk O. O. // Tutorial. - Zaporozhye: ZNTU, 2012. - 278 p.

*Vladyslav Dendarenko¹, Candidate of technical science, docent,
Victor Kovalchuk², Candidate of Science in Public Administration*

*¹ Cherkasy Institute of Fire Safety named after Chernobyl Heroes
of National University of Civil Defence of Ukraine*

² Lviv State University of Life Safety

A METHOD OF DISPLAYING COMPLEX INFLUENCE FACTORS. SYNTHESIS OF MULTI-PARAMETRIC MODELS.

The article analyzes the existing mechanisms of the complex influence of factors on the research object. Methods for constructing multiparameter models, their synthesis, processes of forming the type of a reference model and ways to improve their quality using data arrays with a low level of information

sufficiency are considered. Attention is paid to the internal criterion of the quality of models and the process of forming a sample of data for evaluation. This makes it possible to reduce the cost of resources for monitoring the state of fire safety of objects of various purposes and to identify the dependencies of the factors affecting these states.

Key words: *information processing, synthesis models, influence factors limit the information sufficiency.*