

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
 ЧЕРКАСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

# ВІСНИК

## ЧЕРКАСЬКОГО ДЕРЖАВНОГО ТЕХНОЛОГІЧНОГО УНІВЕРСИТЕТУ

Заснований у грудні 1996 р.

1/2015

Головний редактор д.т.н., професор **Первунінський С.М.**

### Редакційна колегія:

Качала Т. М., д.е.н., проф.  
*(заступник головного редактора)*  
 Астрелін І. М., д.т.н., проф.  
 Баранов П. Ю., д.т.н., проф.  
 Ващенко В. А., д.т.н., проф.  
 Волошин М. Д., д.т.н., проф.  
 Дідковський Р. М., д.т.н., проф.  
 Жекеєф М. К., д.т.н., проф.  
 Кажіс Р., д.т.н., проф. (Литва)  
 Канашевич Г. В., д.т.н., проф.  
 Кожухівський А. Д., д.т.н., проф.  
 Котов В. М., д.т.н., проф. (Білорусь)  
 Кулик А. Я., д.т.н., проф.  
 Лужецький В. А., д.т.н., проф.  
 Лукашенко В. М., д.т.н., проф.  
 Мальований М. С., д.т.н., проф.  
 Мельников Б. Ф., д.ф.-м.н., проф. (РФ)  
 Мінаєв Б. П., д.х.н., проф.  
 Мусієнко М. П., д.т.н., проф.  
 Осипенко В. І., д.т.н., проф.  
 Палагін В. В., д.т.н., проф.  
 Паламарчук І. П., д.т.н., проф.  
 Петрищев О. М., д.т.н., проф.  
 Положаєнко С. А., д.т.н., проф.  
 Рибін О. І., д.т.н., проф.  
 Рудницький В. М., д.т.н., проф.  
 Сетлак Г., д.ф.н. (Польща)  
 Слатінеану Л., д.т.н., проф. (Румунія)  
 Снитюк В. Є., д.т.н., проф.  
 Совлуков О. С., д.т.н., проф. (РФ)  
 Столяренко Г. С., д.т.н., проф.  
 Тесля Ю. М., д.т.н., проф.  
 Тимченко А. А., д.т.н., проф.  
 Федунів Б. Є., д.т.н., проф. (РФ)  
 Хоменко О. М., к.х.н., доц.  
 Шадхін В. Ю. к.т.н., доц.

КОМП'ЮТЕРНІ МЕРЕЖІ  
 І КОМПОНЕНТИ,  
 ПРИЛАДОБУДУВАННЯ

МАТЕМАТИЧНЕ  
 МОДЕЛЮВАННЯ  
 ТА УПРАВЛІННЯ ПРОЕКТАМИ

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ,  
 ОБЧИСЛЮВАЛЬНА ТЕХНІКА  
 І АВТОМАТИКА

МАШИНОБУДУВАННЯ

ХІМІЧНІ ТЕХНОЛОГІЇ  
 І ЕКОЛОГІЧНА БЕЗПЕКА

Електронна версія: <https://chdtu.edu.ua>

АДРЕСА РЕДАКЦІЇ:  
 ЧДТУ, II корпус, к. 246,  
 бульвар Шевченка, 460,  
 м. Черкаси, 18006,  
 тел. (0472) 73-02-29  
[chstu@chstu.cherkassy.ua](mailto:chstu@chstu.cherkassy.ua)

О. М. Мирошник, к.т.н.

Черкаський інститут пожежної безпеки імені Героїв Чорнобиля НУЦЗ України  
вул. Онопрієнка, 8, м. Черкаси, 18034, Україна  
e-mail: omiroshnik@ukr.netСТРУКТУРНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ МОДЕЛІ КОНЦЕНТРАЦІЇ  
НЕБЕЗПЕЧНОЇ ХІМІЧНОЇ РЕЧОВИНИ

У статті здійснено аналіз надзвичайних ситуацій техногенного характеру. Визначено параметри, які становлять інформаційну основу прогнозування концентрації небезпечної хімічної речовини. Для уточнення отриманих результатів запропоновано структурно ідентифікувати модель концентрації небезпечної хімічної речовини. Зроблено висновки щодо застосування ідентифікованої моделі та зазначено питання, які потребують вирішення.

**Ключові слова:** концентрація небезпечної хімічної речовини, моделювання, прогнозування.

**Вступ.** Згідно статистичних даних в Україні щороку виникає близько ста надзвичайних ситуацій (НС). Лише за 2013 рік від них загинуло 247 осіб, постраждало 848 – серед яких 192 дитини.

Кожна друга НС – техногенного характеру. Зазвичай такі НС супроводжуються викидом небезпечних хімічних речовин (НХР). Так наприклад, унаслідок розгерметизації труби з рідким аміаком на ПАТ Концерн «Стирол» в м. Горлівка Донецької області загинуло 6 осіб та 30 – було госпіталізовано.

Такий фактор зумовлений різними причинами, серед яких основне місце займає зношеність основних фондів. Власники підприємств з метою максимізації прибутку не вкладають кошти в оновлення виробничого устаткування, а на існуючому обладнанні не проводять належне технічне обслуговування.

На сьогоднішній день важливим завданням є мінімізація негативних наслідків НС, до яких, у першу чергу, відносять людські жертви, екологічні катастрофи і матеріальні збитки. Його вирішення залежить від якості прийнятих рішень як до аварії, так і після неї. Інформаційною основою є дані про параметри аварії, концентрацію НХР та її динаміку в зоні зараження. Така інформація дозволяє в доаварійний період здійснювати прогнозування і виконувати сценарний аналіз, а в післяаварійний – своєчасно евакуювати людей і здійснювати відповідні заходи.

Оскільки для хімічних аварій натурний експеримент неможливий і вони відбуваються неочікувано внаслідок збігу обставин, то важливу роль відіграє моделювання. Моделювання дозволяє отримати апріорну інформацію про можливе проходження аварії та її характер, параметри та наслідки. Результати моде-

лювання не мають абсолютний характер, оскільки кожна окрема хімічна аварія буде відрізнятися від її модельованого аналогу.

Виходячи з викладеного вище, метою роботи є удосконалення моделі визначення зони ураження небезпечною хімічною речовиною при аварії техногенного характеру.

**Вихідні дані та постановка задачі.** Головним завданням моделювання є визначення концентрації НХР залежно від параметрів аварії, координат точки місцевості, часу, що минув після аварії, і побудова відповідних полів концентрації. Таке завдання вирішується в доаварійний і післяаварійний періоди. Що є вихідними даними для моделювання? У більшості випадків концентрація розраховується на підставі відомих методик. Однак отримані результати мають низьку точність, оскільки загальні методики орієнтовані на ідеальні умови проходження аварій. Складно і навіть неможливо врахувати особливості забудови місцевості та її рельєфу.

Одним із способів вирішення зазначеної проблеми є використання експертних висновків, які базуються на досвіді, інтуїції, знаннях, результатів використання відомих методів, застосування програмних продуктів для моделювання наслідків аварій, а також кліматичних особливостей і особливостей місцевості. У такому випадку необхідно визначити максимально можливу зону зараження, реперні (найбільш типові, характерні для значних площ) точки концентрації, найбільш можливі параметри можливих аварій і сформувати таблицю вихідних даних, що містить кортежі такого типу:

$$\begin{aligned} BD_1 &= \langle x_0, y_0, z_0, t_0, V, v, u, S \rangle, \\ BD_2 &= \langle x, y, z, t, C \rangle, \end{aligned} \quad (1)$$

де  $(x_0, y_0, z_0)$  – координата точки аварії;  $t_0$  – час виникнення аварії;  $V$  – загальний обсяг викидів;  $v$  – об'ємна швидкість викиду;  $u$  – швидкість вітру;  $S$  – стабільність атмосфери за Пасквилем;  $(x, y, z)$  – координата точки, в якій у момент часу  $t$  концентрація НХР буде дорівнювати  $C$ :

$$C = F(x_0, y_0, z_0, t_0, V, v, u, S, x, y, z, t). \quad (2)$$

Очевидно, що залежність (2) може бути структурно і параметрично ідентифікованою з використанням різних підходів і методів. Найбільш поширеним є застосування моделі множинної лінійної регресії [1]

$$C = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n \quad (3)$$

як вирішення задачі структурної ідентифікації та методу найменших квадратів (МНК) як способу параметричної ідентифікації. Простота такої моделі є її перевагою, але важливо враховувати, що природні процеси є суттєво нелінійними, і використання моделі (3) актуальне тільки на невеликих часових чи просторових відрізках. Раціональніше використовувати модель множинної нелінійної регресії [2]

$$C = a \cdot f_1(X_1) \cdot f_2(X_2) \cdot \dots \cdot f_n(X_n), \quad (4)$$

де  $f_i(X_i) = f_i(b_{i0}, b_{i1}, \dots, b_{im}, X_i)$  – залежності, які можуть шляхом алгебраїчних перетворень бути приведеними до лінійних;  $b_{j0}, b_{j1}, \dots, b_{jm}$  – параметри,  $i = \overline{1, n}$ ;  $m_i$  – кількість параметрів у  $i$ -й залежності. Перевагою такої моделі є її нелінійність, але, оскільки обчислення параметрів функцій здійснюється за допомогою МНК, то необхідна перевірка умов його застосування. Крім того, набір функцій є обмеженим, що вказує на недолік методу.

Одним із найбільш точних методів апроксимації залежностей, заданих таблично, є метод групового урахування аргументів (МГУА) [3]. Відповідною моделлю є поліном Колмогорова-Габора:

$$C = a_0 + \sum_i a_i X_i + \sum_{j>i} a_{ij} X_i X_j + \dots \quad (5)$$

Метод добре працює на «коротких» вибірках і обмежує дослідника лише вибором з кінцевої множини опорних функцій. Він досить складний у реалізації, вимагає значної кількості обчислень. Отриманий результат є дуже складним для інтерпретації.

Останнім часом для ідентифікації таблично-заданих залежностей використовують

штучні нейронні мережі (ШНМ) [4]. Слід зазначити, що основних нейромережових архітектур та методів навчання мереж існує кілька десятків. Перевагою нейромережової ідентифікації є майже повна відсутність вимог до вихідних даних. Однак унаслідок проблеми попадання в локальні оптимуми нейромережу в переважній більшості випадків дуже складно правильно навчити, крім того, результат її функціонування можна інтерпретувати.

Розглядаючи застосування зазначених моделей і методів до вирішення задачі ідентифікації (2), зазначимо, що локальні рішення з їх використанням в умовах обмеженої і кінцевої множини вихідних даних можна отримати, але отримати поля концентрації неможливо. Такий висновок базується на неточності експертних висновків, малій кількості вихідних даних і великій кількості параметрів, які необхідно визначити.

Виходячи з вищезазначених зауважень і міркувань, як модель (2) запропоновано використовувати нечітку нейромережу [5] як технологію, що інтегрує в собі переваги нейромережі та її навчання, можливості подання експертних висновків та їх інтерпретації. Одну з перших нечітких нейронних мереж запропонував Янг (J.-S. R. Jang) у 1993 році [6]. Мережа отримала назву ANFIS (Adaptive-Network-Based Inference System). Традиційно у такій мережі використовувався нечіткий логічний висновок у формі Сугено. Але консеквент нечітких продукційних правил у формі Сугено є сумою аргументів антецедента, що для нашої задачі є неприйнятним. Тому було запропоновано використовувати деяку модифікацію мережі ANFIS з виведенням у формі Цукамото [2]. Особливістю такого висновку є монотонність функцій належності консеквента. Нехай правила будуть такими:

$\Pi_1$ : якщо  $x_1 \in A_1$ , і  $x_2 \in B_1$ , і  $x_3 \in C_1$ , то  $y \in D_1$ ;

$\Pi_2$ : якщо  $x_1 \in A_2$ , і  $x_2 \in B_2$ , і  $x_3 \in C_2$ , то  $y \in D_2$ ;

$\Pi_3$ : якщо  $x_1 \in A_3$ , і  $x_2 \in B_3$ , і  $x_3 \in C_3$ , то  $y \in D_3$ ,

де  $x_1, x_2, x_3$  – вхідні змінні;  $y$  – результуюча характеристика;  $A_i, B_i, C_i, D_i$ ,  $i = \overline{1, 3}$ , – нечіткі множини зі своїми функціями належності. Відповідна мережа ANFIS зображена на рис. 1.

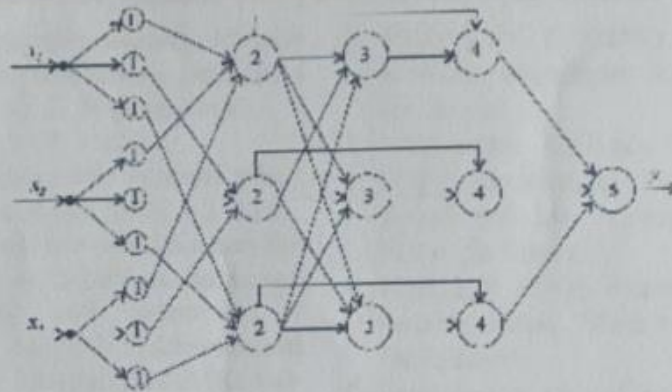


Рис. 1. Структура мережі ANFIS з алгоритмом висновку Цукamoto

На вхід мережі подаються значення  $(x_1^o, x_2^o, x_3^o)$ . В нейронах першого шару знаходимо значення функцій належності  $A_i(x_1^o), B_i(x_2^o), C_i(x_3^o), i = \overline{1,3}$ .

Таким чином, кількість нейронів першого шару (їх дев'ять) збігається з сумарною потужністю термножини. В нейронах другого шару розраховуються значення істинності кожного правила бази знань:

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= A_1(x_1^o) \wedge B_1(x_2^o) \wedge C_1(x_3^o), \\ \alpha_2 &= A_2(x_1^o) \wedge B_2(x_2^o) \wedge C_2(x_3^o), \\ \alpha_3 &= A_3(x_1^o) \wedge B_3(x_2^o) \wedge C_3(x_3^o). \end{aligned}$$

Кількість нейронів цього шару (їх три) збігається з кількістю правил. Таку ж кількість нейронів містить і наступний шар, в них обчислюється відносна важливість правил:

$$\begin{aligned} \bar{\alpha}_1 &= \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}, \quad \bar{\alpha}_2 = \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}, \\ \bar{\alpha}_3 &= \frac{\alpha_3}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}. \end{aligned}$$

Нейрони четвертого шару виконують операції

$$\begin{aligned} \bar{\alpha}_1 Z_1 &= \bar{\alpha}_1 \cdot D_1^{-1}(x_1^o), \quad \bar{\alpha}_2 Z_2 = \bar{\alpha}_2 \cdot D_2^{-1}(x_2^o), \\ \bar{\alpha}_3 Z_3 &= \bar{\alpha}_3 \cdot D_3^{-1}(x_3^o). \end{aligned}$$

Один нейрон останнього шару призначений для знаходження суми

$$y = \bar{\alpha}_1 Z_1 + \bar{\alpha}_2 Z_2 + \bar{\alpha}_3 Z_3.$$

Оскільки в нейронах першого шару відбувається фазифікація, то необхідно знати, які функції належності її здійснюють. Традиційно навчання нейронечітких мереж (ННМ) відбувається з використанням градієнтних методів

навчання. При цьому, природно, вимагають, щоб функції належності можна було продиференціювати. Найчастіше вибирають гаусові або логістичні функції. У реальних завданнях навчити ННМ з використанням градієнтних методів складно і довго, оскільки кожна з функцій належності має найчастіше два або три параметра. У разі великої кількості продукційних правил отримати адекватний результат майже неможливо. Так, якщо кількість вхідних змінних – 10, а кількість правил – 50, то кількість параметрів буде становити кілька тисяч. Попадання цільової функції в локальний оптимум не дозволить здійснити навчання ННМ.

**Висновки і перспективи.** У роботі запропоновано структурну ідентифікацію моделі концентрації НХР. Вона здійснена на основі нечіткої нейронної мережі. Запропонована технологія може бути використана в післяаварійний період для визначення зони зараження.

Для навчання нечіткої нейронної мережі запропоновано використовувати градієнтні методи, в основі яких лежать продукційні правила. Оскільки велика кількість продукційних правил впливає на адекватність отриманих результатів, подальші дослідження мають бути спрямовані на оптимізацію запропонованого методу.

#### Список літератури

1. Грубер И. Эконометрия. Введение в эконометрию / И. Грубер. – К. : Астарта, 1996. – Т. 1. – 434 с.
2. Сниток В. Е. Прогнозирование. Модели, методы, алгоритмы / В. Е. Сниток. – К. : Маклаут, 2008. – 364 с.

3. Ивахненко А. Г. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский. – М. : Радио и связь, 1987. – 120 с.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.
5. Zemlianskyi O. Parametrik identification for model of a chemical hazardous substance concentration using soft computing / O. Zemlianskyi, V. Snytyuk // International Journal Information Technologies & Knowledge. – Bulgaria, Sofia: Institute of Information Theories and Application FOI ITHEA. – 2013. – Vol. 7/4. – P. 337–346.
6. Jang J.-S. R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, May-June 1993. – Vol. 23, No. 3. – P. 665–685.
2. Snytyuk, V. E. (2008) Forecasting. Models, methods, algorithms. Kiev: Maclaut, 364 p. [in Russian].
3. Ivakhnenko, A. G. and Yurachkovsky, Yu. P. (1987) Modeling of complex systems by experimental data. Moscow: Radio i svyaz', 120 p. [in Russian].
4. Haykin, S. (2006) Neural networks: comprehensive course. Moscow: Williams, 1104 p. [in Russian].
5. Zemlianskyi, O. and Snytyuk, V. (2013) Parametrik identification for model of a chemical hazardous substance concentration using soft computing. *International Journal Information Technologies & Knowledge*. Bulgaria, Sofia: Institute of Information Theories and Application FOI ITHEA, Vol. 7/4, pp. 337–346.

#### References

1. Gruber, I. (1996) Econometrics. Introduction to econometrics. Kiev: Astarta, Vol. 1, 434 p. [in Russian].
6. Jang, J.-S. R. (1993) ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23 (3), May-June, pp. 665–685.

O. M. Miroshnik, PhD, associate professor  
 Cherkasy Institute of Fire Safety named after Chernobyl Heroes  
 of National University of Civil Protection of Ukraine,  
 Onoprienko str., 8, Cherkasy, 18034, Ukraine  
 e-mail: omiroshnik@ukr.net

#### STRUCTURAL IDENTIFICATION OF THE MODEL OF CONCENTRATIONS OF HAZARDOUS CHEMICAL SUBSTANCES

*In the article emergency situations of anthropogenic character with chemical substances, which occurred on the territory of Ukraine, are analyzed. The factors that influence on their occurrence are determined. Because field experiment of an emergency situation is not possible then infected zone and the concentration of hazardous chemical substances in the air are identified by modeling. Special importance is given to the method of calculating of contamination area taking into account non-ideal conditions of the accident. To determine the concentration of hazardous chemical substances the possibility of the use of expert opinions and artificial neural networks to identify their advantages and disadvantages is analyzed. To optimize calculation methods it is offered to use fuzzy neural network. This technology integrates the advantages of neural network and its training opportunities providing expert reports and their interpretation.*

**Key words:** concentration of hazardous chemical substance, modeling, forecasting.

*Стаття надійшла до редакції 04.12.2014.*

*Рецензенти:* Жартовський В. М., д.т.н., професор,  
 Шостак І. В., д.т.н., доцент.