

МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ ЗАСТОСУВАННЯ САМООРГАНІЗАЦІЙНИХ КАРТ КОХОНЕНА ДЛЯ СИНТЕЗУ ІНФОРМАЦІЙНО-УПРАВЛЯЮЧИХ СИСТЕМ СПЕЦІАЛЬНОГО ПРИЗНАЧЕННЯ (НА ПРИКЛАДІ УСТНОВОК ВОДООЧИСТКИ)

Проаналізовано актуальність питання доповнення класичних архітектур інформаційно-управляючих систем самоорганізаційними картами Кохонена; оцінено перспективність використання типового алгоритму самоорганізації для моделювання процесів систем спеціального призначення, на прикладі установок очистки стічних вод; обґрунтовано межі технологічних параметрів якості водоочистки; синтезовано та перевірено на адекватність відповідну нейронну мережу Кохонена; отримано класи (кластери) параметрів якості водоочистки; наведено перспективні напрямки подальших досліджень при доповненні класичних архітектур інформаційно-управляючих систем самоорганізаційними картами Кохонена у випадку керування установками водоочистки.

Ключові слова: самоорганізаційна карта Кохонена, нейронна мережа, водоочищення, стічні води, система керування.

Під час синтезу інформаційно-управляючих систем керування багатопараметричними об'єктами спеціального призначення, часто виникають ситуації, коли, у результаті зміни раніше досліджених технологічних характеристик, створені математичні моделі втрачають адекватність. Тобто керуючий вплив розраховується невірно, що може викликати вихід із ладу вузлів систем [5]. Для усунення такого методичного недоліку пропонується використати карта самоорганізації (КСО) – Self-Organizing Maps (SOM). У них нейрони реалізуються у вузлах одновимірної або двовимірної решітки. Процес конкурентного навчання базується на вибірковому налаштуванні на різні вхідні образи (стимули), або класи вхідних образів. Позиції нейронів-переможців впорядковуються відносно інших. Модель Кохонена відноситься до класу алгоритмів векторного кодування. Вона забезпечує топологічне відображення, що оптимально розміщує фіксоване число векторів (слів коду) у вхідному просторі більш високої розмірності, забезпечуючи, таким чином, стиснення даних [1-3].

Системами спеціального призначення, для яких апробуємо КСО, стануть установки електротехнічної очистки стічних вод підприємств військово-промислового комплексу (ВПК). Типові забруднювачі у таких скидах – нафтопродукти, солі важких металів, феноли і біогенні речовини. Загалом у 2010 році зареєстровано, що у водні об'єкти України надійшло 460 т нафтопродуктів, 840 тис т сульфідів, 760 тис т хлоридів, 58 тис т нітратів, спричиняючи надзвичайно негативний вплив на навколишнє природне середовище.

Мета досліджень – обґрунтування та розробка методики застосування самоорганізаційних карт Кохонена для аналізу у режимі реального часу станів об'єктів керування.

Матеріали та методика досліджень. Алгоритм самоорганізації складається з наступних етапів [2]:

1) ініціалізація синаптичних вагових коефіцієнтів у мережі (з використанням датчика випадкових чисел);

2) конкуренція (competition): для будь-якого вхідного образу і для всіх нейронів мережі обчислюється значення дискримінантної функції, що є основою конкуренції; нейрон з максимальним значенням дискримінантної функції стає переможцем;

3) кооперація: нейрон-переможець визначає просторове розташування сусідніх збуджених нейронів;

4) налаштування вагових коефіцієнтів (адаптація): значення дискримінантної функції збуджених нейронів збільшується для даного образу шляхом налаштування вагових коефіцієнтів. При адаптації відгук нейрона-переможця на близький вхідний образ збільшується.

Отже, нехай m – розмірність вхідного простору (даних), $x = [x_1, \dots, x_m]^T$ – вхідний образ. Вектор синаптичних вагових коефіцієнтів для j -го нейрона

$$\omega_j = [\omega_{j1}, \dots, \omega_{jm}]^T, \quad j = \overline{1, l}, \quad (1)$$

де l – число нейронів мережі.

Знайдемо нейрон-переможця

$$\begin{aligned} i(x) &= \arg \max_{1, l} \omega_j^T x, \\ \max_j \omega_j^T x &\Leftrightarrow \min_j \|x - w_j\|, \\ i(x) &= \arg \min_j \|x - \omega_j\|, \quad j = \overline{1, l}. \end{aligned} \quad (2)$$

Вираз (2) описує процес конкуренції. Неперервний простір вхідних образів відображається на дискретний простір нейронів у процесі конкуренції між нейронами мережі.

Нейрон-переможця визначає центр групи (окіл) нейронів, що беруть участь у кооперації. Нейрон-переможця сильніше впливає на топологічно близьких сусідів, ніж на більш віддалені нейрони.

Нехай d_{ij} – латеральна відстань між нейроном-переможцем і збудженим нейроном. Топологічний окіл h_{ij} – це унімодальна функція латеральної відстані, що задовольняє двом вимогам:

- h_{ij} – симетрична щодо центра $d_{ij} = 0$;
- амплітуда h_{ij} монотонно зменшується зі збільшенням латеральної відстані і при $d_{ij} \rightarrow 0, d_{ij} \rightarrow 0$.

Цим умовам задовольняє функція Гаусса

$$h_{ij}(x) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2}\right) \quad d_{ij}^2 = \|r_i - r_j\|^2, \quad (3)$$

де: r_j – позиція збудженого нейрона j , r_i – дискретна позиція нейрона-переможця.

Обидві координати визначаються в дискретному вихідному просторі. Ширина топологічного околу σ згодом зменшується. Якщо n – дискретний час, то експонентне спадання забезпечує залежність

$$\sigma(n) = \sigma_0 \cdot e^{-\frac{n}{\tau_1}}, \quad n = 0, 1, 2, \quad (4)$$

де: τ_1 – тимчасова константа, σ_0 – початкове значення.

Функція околу

$$h_{j,i(x)}(n) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2(n)}\right), \quad n = 0, 1, 2. \quad (5)$$

Згодом окіл звужується, тому що його ширина зменшується. Нейрони околу будуть брати участь в адаптації вагових коефіцієнтів. Ціль кооперації – скорелювати зміну вагових коефіцієнтів нейронів одного околу.

Адаптація полягає в зміні вагового коефіцієнта w_j в залежності від вхідного вектора x . Вона базується на постулаті навчання Хебба: правильні зв'язки підсилюються, а хибні слабшають.

Однак у випадку самоорганізації це правило незастосовне, оскільки не відомий цільовий вихід. Якщо зв'язки будуть модифікуватися тільки убик посилення, то незабаром усі вони досягнуть насичення.

Модифікація правила Хебба полягає в використанні забування: $g(y_j)\omega_j$ (ω_j – синаптичні вагові коефіцієнти нейрона j , $g(y_j)$ – додатна скалярна функція від виходу y_j).

Єдина вимога до функції $g(y_j)$ – щоб залишковий член у її розкладі за формулою Тейлора був рівний нулю, тобто

$$g(y_j)|_{y_j=0} = 0. \quad (6)$$

Модифікація вагових коефіцієнтів обчислюється за формулою:

$$\Delta w_j = \eta y_j x - g(y_j) w_j, \quad (7)$$

де: η – коефіцієнт швидкості навчання.

Для виконання умови (6), виберемо лінійну функцію $g(y_j) = \eta y_j$.

Тоді (7) матиме вигляд:

$$\Delta w_j = \eta^* y_j (x - w_j) = \eta^* h_{ji(x)} (x - w_j). \quad (8)$$

Звідси при переході від моменту часу n до $n+1$ одержимо

$$\omega_j(n+1) = \omega_j(n) + \eta(n) h_{ji(x)}(n) (x - \omega_j(n)), \quad j = \overline{1, l}. \quad (9)$$

Таким чином модифікуються вагові коефіцієнти всіх нейронів з околу нейрона-переможця i . Значення вагового вектора w_i нейрона-переможця i наближається до x . Вектори синаптичних вагових коефіцієнтів відслідковують розподіл вхідних векторів відповідно до вибору околу, забезпечуючи тим самим топологічне упорядкування карти ознак у вхідному просторі.

При чому, як відомо, для побудови інтелектуального блоку на основі нейронних мереж необхідні набори експериментальних даних [3]. Однак у багатьох випадках, у тому числі при створенні систем керування установками очистки стічних вод, завдання ускладнюється (унеможлиблюється) тим, що енергоефективні режими електротехнічних установок із використанням різних методів впливу на водні розчини, які відповідають реальним об'єктам, експериментально встановити фактично не можливо – висока вартість і вимоги до якості постановки та обладнання експериментів.

Наприклад, приймемо, що стічні води промислового об'єкта не відповідають нормативним вимогам за такими показниками (має місце на багатьох підприємствах ВПК): біологічна потреба кисню (БПК), рН, концентрації завислих частинок та нітратів. Типово, для доведення скиду до гранично-допустимих концентрацій (ГДК) можна застосувати: біологічну очистку, електрокоагуляцію, електрокорекцію рН, розділення продуктів коагуляції та флоатції (рис. 1) [4].

Кожен із наведених водоочисних агрегатів (рис. 1) базується на використанні електротехнологій, при чому їх окреме застосування забезпечить доведення до нормативних вимог лише один (ряд) показників якості. Тобто необхідною є сумісна робота таких елементів, отже вони утворюють один електротехнічний комплекс.

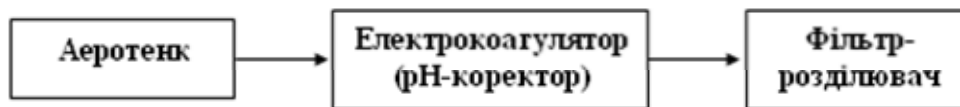


Рис. 1. Структура електротехнічного комплексу очистки стічних свиногокомплексу (укрупнено)

Взявши дані експериментальних досліджень окремих модулів комбінованої установки водоочистки [5] (табл. 1), у пакеті прикладних математичних програм “Statistica” синтезували та адекватно налаштували (середньоквадратична похибка – 2,05%) відповідну нейронну мережу Кохонена (рис. 2). Навчальна вибірка містила 680 наборів, здійснювалась перевірка на наявність “перенавчання”.

Таблиця 1

Експериментальні дослідження водоочистки

Параметр досліджень	БПК, г/м ³	рН	Концентрація завислих частинок, г/м ³	Концентрація нітратів, мг/л
Межі зміни	350 - 500	5 – 9,5	500 - 1000	45 - 80
Водоочисний модуль	Аеротенк	Електрокоректор	Електрокоагулятор	Фільтр

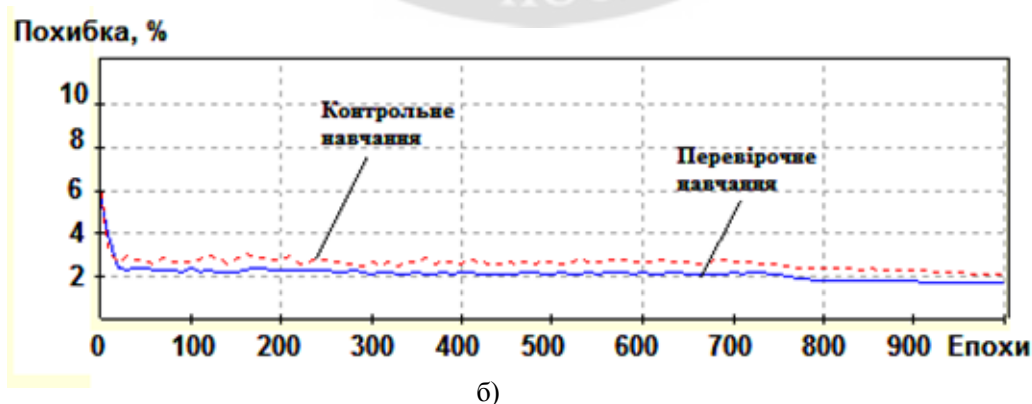
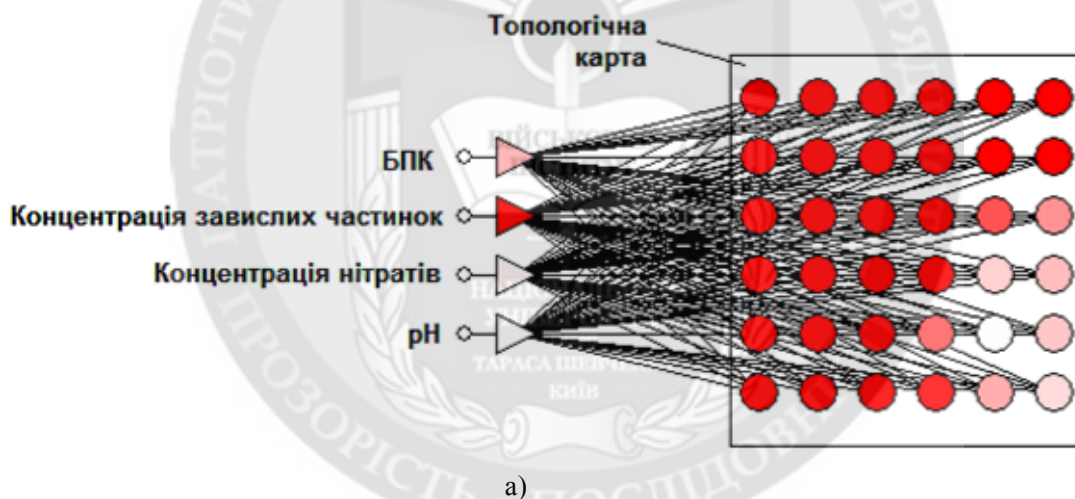


Рис. 2. Структурні та функціональні параметри мережі Кохонена: а – архітектура мережі, б – навчання мережі

Із застосуванням виразів алгоритму самоорганізації (1 – 9), отримали 4 чітко виражені класи (див. табл. 1).

Отримані результати підтверджують доцільність застосування при синтезі інформаційно-управляючих систем керування мережі Кохонена, ключова перевага якої над аналогами полягає у функціонуванні в режимі реального часу при можливості створення класифікаційної математичної моделі з кількома вхідними змінними «без учителя».

Таблиця 2

Розподіл класів параметрів якості очистки стічних вод отриманих при застосуванні мережі Кохонена

Номер класу	БПК, г/м ³	pH	Концентрація завислих частинок, г/м ³	Концентрація нітратів, мг/л
Клас 1	345-349	6,5-6,7	550-561	46-55
Клас 2	398-403	6,7-7,1	558-701	73-78
Клас 3	430-447	6,9-7,8	865-904	59-64
Клас 4	453-481	7-8,3	873-910	52-73

Практичні завдання, які може вирішувати така нейронна мережа при синтезі та функціонуванні систем керування водоочисним обладнанням:

- адаптивне формування класів параметрів якості очистки стічних вод (наприклад, на основі прогностичних даних);
- адаптивне формування класів фінансових витрат на енергетичні ресурси виробництва (наприклад, виходячи із ринкових прогнозів).

Висновок. Самоорганізаційні мережі Кохонена доцільно та перспективно застосовувати при створенні інформаційно-управляючих систем керування спеціальним обладнанням, у тому числі при очистці стічних вод, особливо опрацьовуючи ними дані прогностичних моделей, що створює можливість превентивної протидії негативним факторам природного та техногенного характеру.

ЛІТЕРАТУРА:

1. T. Kohonen, Self-Organizing Maps (Third Extended Edition), New York, 2001, 501 pages. ISBN 3-540-67921-9.
2. Lakhmi C. Jain; N.M. Martin Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications. – CRC Press, CRC Press LLC, 1998
3. Дебок Г., Кохонен Т. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт, Альпина Паблишер, 2001. – 317 с.
4. Пуганков А.Г. Обеззараживание стоков животноводческих комплексов / А.Г. Пуганко. – М.: Колос, 1986. – 257 с.
5. Штепа В.М. Застосування нечіткої енергозберігаючої системи автоматичного керування електролізним знезараженням стічних вод птахофабрик для боротьби із потраплянням у навколишнє середовище збудників пташиного гриппу/ В.М. Штепа // Тези доповідей міжнар. наук.-практ. конф. [“Екологія. Людина. Суспільство”], (Київ, 17-19 квітня 2006 р.). – К.: НТУУ “КПІ”, 2006. – С.147.

Рецензент: д.т.н., проф. Шворов С.А., Національний університет біоресурсів і природокористування

к.т.н., доц. Штепа В.М.

**МЕТОДИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ПРИМЕНЕНИЯ САМООРГАНИЗАЦИОННЫХ КАРТ
КОХОНЕНА ДЛЯ СИНТЕЗА ИНФОРМАЦИОННО-УПРАВЛЯЮЩИХ СИСТЕМ
СПЕЦИАЛЬНОГО НАЗНАЧЕНИЯ (НА ПРИМЕРЕ УСТНОВОК ВОДООЧИСТКИ)**

Проанализирована актуальность вопроса дополнения классических архитектур информационно-управляющих систем самоорганизационными картами Кохонена; оценено перспективность использования типового алгоритма самоорганизации для моделирования процессов систем специального назначения, на примере установок очистки сточных вод; обоснованно границы технологических параметров качества водоочистки; синтезировано и проверено на адекватность соответствующую нейронную сеть Кохонена; получены классы (кластеры) параметров качества водоочистки; приведены перспективные направления дальнейших исследований при дополнены классических архитектур информационно-управляющих систем самоорганизационными картами Кохонена в случае управления установками водоочистки.

Самоорганизационная карта Кохонена, нейронная сеть, водоочистка, сточные воды, система управления.

Ph.D. Shtepa VM.

**HOWTO THROUGH THE APPLICATION OF SELF-ORGANIZATION KOHONEN MAPS
FOR THE SYNTHESIS OF MANAGEMENT INFORMATION SYSTEMS FOR SPECIAL
PURPOSES (FOR EXAMPLE USTNOVOK WATER TREATMENT)**

Analyzed urgency complement classical architecture information and control systems Kohonen self-organizing maps; assessed the prospects of using the default algorithm for modeling of self-organization processes of the special purpose, for example, sewage the treatment plants; reasonable limits of process parameters as water purification; synthesized and tested for adequacy appropriate Kohonen neural network; received classes (clusters) parameters as water purification; are promising directions for further research in classical architecture complemented by information control systems Kohonen self-organizing maps in case management settings purification.

Kohonen self-organizing map, neural network, water purification, waste water control system.