

ВІБРАЦІЙНИЙ КОНТРОЛЬ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ ПРИРОДНОГО ГАЗУ НА ЗАСАДАХ НЕЙРОМЕРЕЖ

М.І.Горбійчук, С.Т.Самуляк

ІФНТУНГ, 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (0342) 504521
e-mail: gorb@nung.edu.ua, scipion.st@gmail.com

Запропоновано метод визначення технічного стану газоперекачувального агрегату шляхом аналізу значень віброшвидкості та віброприскорення його компонентів на засадах нейромереж. Використання такого підходу дозволяє у процесі експлуатації агрегату виявити зміни сигналів вібродавачів і зробити висновки про стан газоперекачувального агрегату в будь-який момент часу.

Предложен метод определения технического состояния газоперекачивающего агрегата путём анализа значений виброскорости и виброускорения его компонентов на принципах нейросетей. Использование такого подхода даёт возможность в процессе эксплуатации агрегата определить изменения сигналов вибродатчиков и сделать выводы про состояние газоперекачивающего агрегата в любой момент времени.

In this paper a method for determining the technical condition of a gas pumping unit by analyzing vibration speed and vibration velocity of it's components based on neural networks approach, is proposed. The usage of such an approach gives an ability to define the changes of a vibration sensor signals and to draw conclusions about the gas pumping unit's condition during it's operation at any time.

Сучасні газоперекачувальні агрегати (ГПА) оснащені інформаційно-вимірювальними системами, які серед інших технологічних параметрів вимірюють такі вібраційні характеристики відцентрових нагнітачів (ВЦН) природного газу як віброшвидкість та віброприскорення. Місце встановленні вібродавачів, методика проведення випробувань і визначення вібраційних характеристик ВЦН регламентуються нормативними документами [1, 2]. У відповідності з [2] технічний стан підшипників ВЦН характеризується середніми квадратичними значеннями віброшвидкості σ_v (мм/с) та середніми квадратичними значеннями віброприскорення σ_a (м/с²). При визначенні величин σ_v і σ_a допускають, що випадковий процес є стаціонарним (по крайній мірі у вузькому значенні [3]) і ергодичним. Теоретично для отримання незміщених і ефективних значень σ_v і σ_a необхідно мати нескінченно довгу реалізацію випадкового процесу. На практиці [2] тривалість вимірювань повинна бути не меншою ніж триразовий період коливань вимірювального параметру вібрації і сталої засобів вимірювань. За таких умов отримують не точні значення величин σ_v і σ_a , а лише їх оцінки, які є випадковими величинами.

При такому способі періодичного контролю технічного стану ГПА може відбутися пропуск моменту, коли вібраційні характеристики вийдуть за допустимі межі. Як приклад, на рис. 1 показаний графік зміни горизонтальної складової вібрації опорно-упорного підшипника (ОУП), із якого видно, що у певний момент часу різко зростає рівень вібрації хоча загальне середнє квадратичне значення віброприскорен-

ня $\sigma_a = 8,33$ м/с². Згідно [2] технічний стан ООП слід оцінити як «добрий», який віднесений до першої категорії технічного рівня. Як альтернативу автори пропонують перейти до оперативного технічного діагностування окремих вузлів ГПА, за якого надходження інформації про технічний стан об'єкта відбувається із наперед заданою стратегією у процесі функціонування об'єкта.

Задачу оперативного технічного діагностування стану ГПА за результатами віброконтролю можна розглядати як задачу розпізнавання образів. Технічний стан ГПА характеризується певним набором діагностичних параметрів. Зміна діагностичних параметрів приводить до зміни технічного стану ГПА, так що сукупність таких технічних станів можна розглядати як деякий клас об'єктів. Позначимо їх через $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m$. Для того, щоб об'єкти можна було б правильно класифікувати, необхідно мати так звані прецеденти, тобто об'єкти (образи), правильна класифікація яких відома. Ідея прийняття рішень на основі прецедентів є фундаментальною в теорії розпізнавання образів.

Отже, задача розпізнавання образів – це процес, який дозволяє віднести той чи інший об'єкт до певного класу за умови, що класи наперед визначені (відомі прецеденти).

В загальному випадку задачу розпізнавання можна сформулювати у такий спосіб [4]: існує множина Ω об'єктів розпізнавання (простір образів) – $\bar{w} \in \Omega$, де \bar{w} – об'єкт розпізнавання. За допомогою індикаторної функції $g(\bar{w})$, яка невідома спостерігачу, простір образів розбивається на m класів, які не перетинаються між собою – $\Omega_1 \cap \Omega_2 \cap \dots \cap \Omega_m = \emptyset$, де \emptyset – пуста множина.

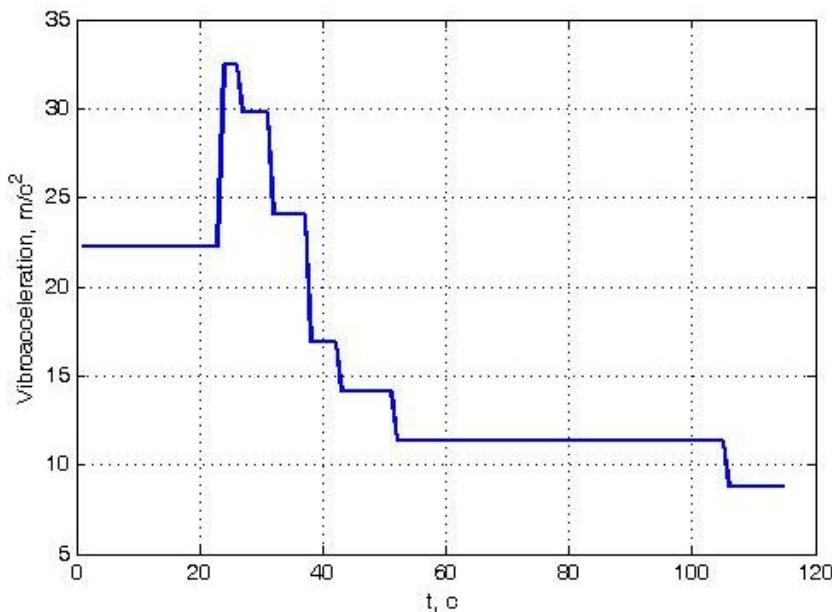


Рисунок 1 – Зміна горизонтальної складової вібрації ОПШ

Кожний об'єкт (технічний стан) характеризується набором ознак (діагностичних параметрів), які можна виміряти інструментально і які утворюють простір спостережень X . Це означає, що існує функція $x(\bar{\omega})$, яка ставить у відповідність кожному об'єкту $\bar{\omega}$ точку $x(\bar{\omega})$ у просторі ознак. Кожній точці $x(\bar{\omega})$ можна поставити у відповідність вектор $\bar{x}(\bar{\omega})$ у просторі X . В просторі ознак є множина точок $K_i \in X$, $i = \overline{1, m}$, які презентують образи даного класу. Множини точок K_i є такими, що не перетинаються.

Нехай $x_j = x(\bar{\omega}_j)$, $j = \overline{1, N}$ - доступна спостерігачу інформація про функції $g(\bar{\omega})$ і $x(\bar{\omega})$, але самі ці функції невідомі. За результатами спостережень x_j можна побудувати оцінку $\bar{g}(x) = \bar{g}(x(\bar{\omega}))$ функції $g(x)$. Функція $\bar{g}(x)$ носить назву правила розбиття.

Задача розпізнавання образів полягає в тому, щоб побудувати таке правило розбиття, яке давало б можливість здійснювати операцію розпізнавання образів з мінімальною кількістю помилок.

Якість правила розбиття оцінюють за частотою правильних рішень. У тому випадку, коли простір Ω наділений певною імовірнісною мірою, тоді вираз, що характеризує якість правила розбиття, можна записати у такому вигляді:

$$\min : P\{\bar{g}(x(\bar{\omega})) \neq g(x)\}. \quad (1)$$

Стосовно задачі, що розглядається, множина Ω об'єктів розпізнавання - це сукупність всіх можливих технічних станів ГПА. Конкретний об'єкт розпізнавання $\bar{\omega}$ визначається як технічний стан, який існує на момент спостереження. Теоретично об'єкти спостереження

утворюють континуум. У тому випадку, коли спостереження проводяться у фіксовані моменти часу і на кінцевому відрізку часу, кількість об'єктів спостереження є кінцевою множиною. Невідома індикаторна функція $g(\bar{\omega})$ розбиває простір образів на m класів. Оскільки ми розглядаємо задачу діагностування, то кожний об'єкт характеризується набором діагностичних параметрів. Для ОУП як об'єкта технічного діагностування такими діагностичними параметрами є горизонтальні і вертикальні складові віброприскорення z_h і z_v . Вони утворюють простір X діагностичних параметрів. Координатами такого простору є величини z_h і z_v . Значення z_h і z_v у просторі діагностичних параметрів утворюють множини точок $K_i \in X$, які презентують m станів ОУП - $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m$.

Таким чином, задачу розпізнавання технічного стану ОУП сформулюємо як задачу побудови правила розбиття за результатами спостережень $z_h^{(j)}$ і $z_v^{(j)}$, $j = \overline{1, N}$. Для вирішення поставленої задачі необхідно мати прецеденти, які можна сформулювати на основі спостережень за роботою ГПА на протязі тривалого часу. У результаті отримаємо об'єкт класифікації, який буде зразком при розв'язку задачі класифікації технічного стану ОУП.

Залежно від наявної прецедентної інформації методи розпізнавання образів можна розділити на навчання з учителем і на навчання без учителя. У першому випадку допускають, що відома множина векторів ознак, яка отримана для певного набору образів, і відома правильна класифікація таких образів у вигляді класів, тоді за отриманими спостереженнями необхідно віднести новий об'єкт до певного класу. У тому випадку, коли правильна класифікація образів невідома, виникає задача розді-

лення цих образів на класи за подібністю відповідних векторів ознак. Ця задача носить ще назву задачі кластеризації.

За математичними моделями, які використовують для розв'язку задач розпізнавання образів, розрізняють методи, що виходять із статистичної природи спостережень, та методи, які засновані на нейромережевих технологіях.

До першої групи методів відносять байесовський метод та метод мінімального середнього ризику [5].

Байесовський метод ґрунтується на статистичній природі спостережень. За основу беруть допущення про існування імовірнісної міри на просторі образів, яка може бути відома або невідома. У такому випадку допускають, що вона може бути оцінена. Мета в тому, щоб синтезувати такий класифікатор (правило розбиття), який буде правильно визначати найвірогідніший клас для пробного образу. Можна показати [5, 6], що байесовський класифікатор є оптимальним по відношенню до ймовірності похибки класифікації. Недоліком цього методу є те, що необхідно постулювати існування апіорного розподілу для кожного класу Ω_i , так і знання його форми.

Суть методу мінімального середнього ризику полягає у тому, що з похибкою класифікації пов'язаний штраф λ_{ki} , який є втратами через те, що об'єкт із класу Ω_k був прийнятий за об'єкт із класу Ω_i . З похибками класифікації пов'язана матриця втрат Λ з елементами λ_{ki} . Знаючи елементи λ_{ki} матриці Λ , можна [6] обчислити ризик при класифікації об'єкта класу Ω_k . Метод мінімального середнього ризику за m класами має обмежену зверху ймовірність похибки класифікації [6]

$$P_e = \frac{m-1}{m},$$

яка може бути значною при малому числі класів, наприклад, при $m=2$ будемо мати $P_e=0,5$. Із збільшенням значення m , ймовірність правильної класифікації зростає.

Кластеризація і розбиття на класи дві близькі задачі – різниця між ними полягає в тому, що в першому випадку кількість класів невідома, а в другому – число класів наперед задано. З огляду на це, задачу кластеризації можна розглядати як частковий випадок задачі класифікації (і навпаки). Віднесення даного об'єкта до певного класу здійснюється шляхом порівняння його з типовими елементами різних класів і вибору найближчого. Якщо число класів визначено наперед, то задачу класифікації можна сформулювати наступним чином [5]. Нехай $\{x^p\}$ – вектори значень ознак для об'єктів, що розглядаються. З кожним класом зв'язаний його типовий об'єкт, який називають ядром класу.

Необхідно визначити набір із m ядер $\{a^m\}$ і здійснити розбиття $\{x^p\}$ на класи. Для вирішення поставленої задачі в просторі векторів

$\{x^p\}$ повинна бути визначена міра близькості $\omega_d(x, a)$ між об'єктами x^i і a^j . Тоді розв'язок поставленої задачі ґрунтується на мінімізації критерію

$$q = \sum_{i=1}^M D_i, \quad (2)$$

де для кожного (i -го) кластера D_i – сума віддалей від належних йому точок вибірки до ядра класу:

$$D_i = \sum_{x^p \in \Gamma_i} \omega_d(x^p, a^i).$$

Мінімум q береться за всіма можливими положеннями ядер a^j і всіма класами

$$\{x^p\} = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_m.$$

Якщо число класів наперед невідоме (задача кластеризації), то використовують критерій їх злиття: класи Ω_i і Ω_k об'єднують, якщо їх ядра ближче, ніж середні віддалі від елемента кластера до ядра в одному із них.

Мережеві алгоритми класифікації без вчителя будуються на основі методу динамічних ядер, суть якого полягає в наступному. Вибірка векторів даних $\{x^p\}$ утворює простір векторів, який позначимо через R . Кожному класу відповідає певне ядро a (рис. 2). Кожному ядру у відповідність можна поставити вектор, сукупність яких утворює простір A . Для кожних $x \in R$ і $a \in A$ визначена міра близькості (наприклад, евклідова). Необхідно знайти набір a_1, a_2, \dots, a_m і розбиття $\{x^p\} = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_m$, що мінімізує (2).

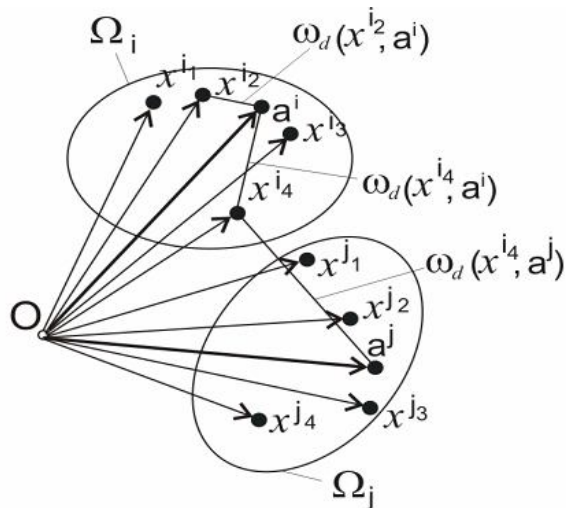


Рисунок 2 – Розбиття об'єктів на класи

Алгоритм класифікації складається із послідовних кроків, кожний із яких розбивається на два етапи.

Перший етап – для фіксованого набору ядер a_1, a_2, \dots, a_m шукають розбиття $\{x^p\} = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_m$, яке мінімізує зна-

чення критерію якості q ; воно визначається за правилом, $x \in \Omega_i$, якщо $\omega_d(x, a_i) < \omega_d(x, a_j)$ при $i \neq j$ (рис. 2). У тому випадку, коли для x мінімум $\omega_d(x, a)$ досягається при декількох значеннях i , вибір між ними може бути зроблений довільним.

Другий етап – для кожного Ω_i ($i = \overline{1, M}$), яке отримане на першому етапі, шукають $a_i \in A$, яке мінімізує кожний доданок в критерії якості (2) для заданого i . Початкові значення a_1, a_2, \dots, a_m , $\{x^p\} = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_m$ вибираються довільно або за певним евристичним правилом.

Якщо в нейромережі кожному ядру a_i відповідає певний елемент, який за вхідним сигналом x обчислює функцію $\omega_d(x, a)$. Тоді правило для класифікації інтерпретується так: “переможець отримує все”. Це означає, що елемент x належить класу Ω_i , якщо вихідний сигнал i -го елемента найменший серед всіх інших.

В описаному алгоритмі єдина складність – пошук ядра в класі на другому етапі пошуку, тобто у виборі $a \in A$, яке мінімізує D_i в (2). Тому в більшості випадках вибирають таку міру близькості $\omega_d(x, a)$, щоб значення $a \in A$ легко можна було б знайти шляхом мінімізації D_i для даного Ω_i .

В найпростішому випадку простір ядер A співпадає з простором векторів x , а міра близькості $\omega_d(x, a)$ – квадрат евклідового простору. Тоді ядро a_i , що мінімізує D_i є центр тяжіння класу Ω_i [5]

$$a_i = \frac{1}{m_i} \sum_{x \in \Gamma_i} x, \quad (3)$$

де m_i – кількість об'єктів в Ω_i .

У тому випадку, коли ядро класу визначається за формулою (3), а правило рішення має в своїй основі порівняння вихідних сигналів лінійних адаптивних суматорів (синапсів), нейромережу, яка реалізує метод динамічних ядер, називають мережею Кохонена.

Алгоритм Кохонена передбачає підлаштування ваг нейрона на основі їх значень на попередній ітерації [7]

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \alpha (y_i^{(s-1)} - w_{ij}(t-1)), \quad (4)$$

де: α – коефіцієнт налаштування ваг нейрона;
 t – номер ітерації.

Із виразу (4) випливає, що навчання мережі Кохонена зводиться до мінімізації різниці між вхідними сигналами нейрону, які поступають з виходів нейронів попереднього шару $y_i^{(s-1)}$, і ваговими коефіцієнтами його синапсів w_{ij} . Отже, суть алгоритму навчання у тому, що із всього шару вибирається нейрон, значення синапсів якого максимально подібні до вхідного образу (вектора даних), і підлаштування ваг за формулою (4) здійснюється тільки для нього.

Ця, так звана акредитація, може супроводжуватись гальмуванням всіх інших нейронів мережі і переходом вибраного нейрону в стан насичення. Вибір такого нейрону здійснюється на основі величини d_j , якою може служити віддаль між векторами $\bar{y}^{(s-1)}$ і \bar{w} в r -вимірному евклідовому просторі:

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^r (y_i^{(s-1)} - w_{ij})^2}, \quad (5)$$

де: j – індекс нейрону в шарі s ;

i – індекс суми по нейронам шару $s-1$.

У мережі Кохонена перемагає нейрон з мінімальним значенням величини d_j .

На рис. 3 зображена архітектура мережі Кохонена. Оскільки мережа Кохонена має тільки один шар, то в формулі (4) $\bar{y}^{(s-1)}$ слід замінити на x_i . Вектор d^1 обчислюється за формулою (5) за допомогою блоку $|ndist|$, який обчислює евклідову норму зі знаком “мінус” і формує вектор s^1 . До вектора d^1 додається зсув b^1 . Вихід мережі a^1 формується функцією перетворення типу C (radbas-функція).

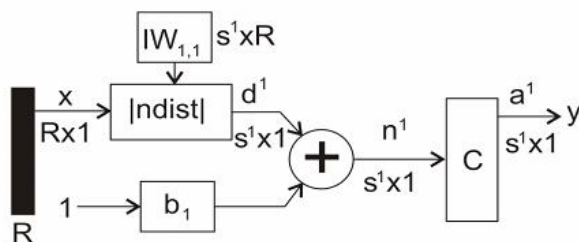


Рисунок 3 – Архітектура мережі Кохонена

З метою перевірки розробленої методики на компресорній станції КС-3 Долинського лінійного управління магістральних газопроводів ДП «Прикарпаттрансгаз» здійснювався вібраційний контроль ОУП відцентрового нагнітача ГПА-Ц1-16С/76-1,44 з газотурбінним привідним двигуном ДГ-90Л2. Через одну секунду реєструвались вертикальні і горизонтальні складові віброприскорення за допомогою штатних технічних засобів, якими оснащена компресорна станція КС-3. Спостереження здійснювались на протязі 75,94 год. Для зменшення об'єму вхідної інформації, що значно пришвидшує роботу нейромережі, із масиву даних вилучались точки з однаковими координатами. У результаті початковий масив даних скоротився із 273394 до 34 точок (рис. 3). У відповідності з [2] для кластеризації отриманих даних було вибрано $m = 3$ класи. Результат роботи нейромережі ілюструє рис. 4, де кружками відмічені центри кластерів, а цифри біля кружків означають номери класів. Перший, найнижчий клас утворюють дані, які характеризують мінімальний рівень вібрації. Другий клас утворюють дані зі середнім рівнем вібрації і, на кінець,

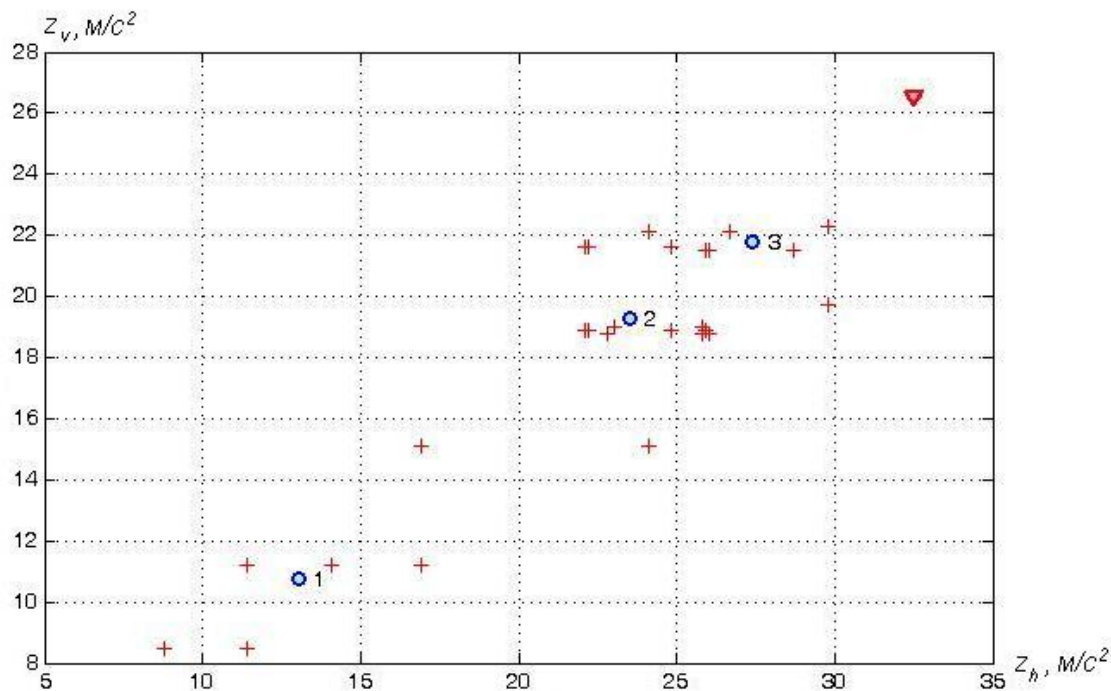


Рисунок 4 – Відображення результатів роботи нейромережі Кохонена

третій, найвищий клас – характеризує високий рівень вібрації.

Тестування навченої нейромережі здійснювалось шляхом подачі на її вхід пробного сигналу, який на рис. 4 відмічений значком ∇ . Мережа віднесла подане на її вхід значення $z_h = 32,5 \text{ м/с}^2$ і $z_v = 26,5 \text{ м/с}^2$ до третього класу, що ідентифікується як високий рівень вібрації ОУП. Розроблену методику вібраційного контролю технічного стану можна застосувати і до інших вузлів ГПА, зокрема підшипників.

Таким чином, розроблена методики дає змогу здійснювати оперативне технічне діагностування окремих вузлів ГПА і виявляти вузол з критичним рівнем вібрації, що відкриває шлях до безаварійної експлуатації ГПА.

Література

1 Комплексні обстеження надземного механічного технологічного обладнання компресорних станцій магістральних газопроводів: СТП 320.30019801-2002. – Офіц. вид. – К.: ДК «Укртрансгаз», 2002. – 56 с.

2 Компресорне обладнання. Визначення вібраційних характеристик відцентрових компресорів та норми вібрації: ДСТУ 3161-95. – [Чинний від 2005-28-06]. – К.: Держстандарт України, 1996. – III, 18 с. – (Національні стандарти України).

3 Острём К. Введение в стохастическую теорию управления / К. Острём; [пер. с англ. С.А.Анисимова, Н.Е.Артюковой, Л.А.Бунича; под ред. Н. С. Райбмана]. – М.: Мир, 1973. – 321 с.

4 Местецкий Л. М. Математические методы распознавания образов. Конспект лекций. / [Электронный ресурс] Л. М. Местецкий – 85 с.

Режим доступа:

www.ccas.ru/frc/papers/mestetskii04course.pdf

5 Вапник В. Н. Теория распознавания образов / В. Н. Вапник, А. Я. Червоненко Червоненко А. Я. – М.: Наука, 1977. – 415 с.

6 Патрик Э.А. Основы теории распознавания образов / Э.А. Патрик; [Пер. с англ.] / – М.: Сов. радио, 1980. – 408 с.

7 Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский; [пер. с поль. И. Д. Рудинского]. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 343 с.

Стаття поступила в редакційну колегію
21.05.09