

Система функціонального контролю привода шахтної підйимальної установки, здатна навчатися

В. І. Зимовець¹⁾, А. С. Чирва¹⁾, О. І. Марищенко²⁾

¹⁾ Сумський державний університет, вул. Римського-Корсакова, 2, 40007, м. Суми, Україна;

²⁾ ТОВ «УЛІС Системс», бул. Верховної Ради, 36, 02094, Київ, Україна

Article info:

Paper received:

05 October 2016

The final version of the paper received:

05 December 2016

Paper accepted online:

11 December 2016

Correspondent Author's Address:

¹⁾ zc.vika@gmail.com

Процес автоматизації керування технологічними процесами шляхом використання діагностування технічного стану електродвигунів у робочих режимах дозволяє до мінімуму знизити збиток від цих наслідків за рахунок раннього виявлення зароджуваних дефектів. Сьогодні не завершено розроблення єдиної теорії діагностування приводів шахтних підйимальних машин. На практиці контроль технічного стану в основному здійснюється під час проведення планових ремонтів, що не дозволяє виявити зароджувані дефекти і запобігти значним пошкодженням приводів аж до їх повного виходу з ладу. Труднощі одержання діагностичної інформації полягають у тому, що між головними функціональними вузлами електричних машин існує взаємозалежність. Це означає, що при виникненні фізичного пошкодження у будь-якому із вузлів, в інших вузлах, як наслідок, також з'являються умовні несправності.

Основним шляхом підвищення функціональної ефективності автоматизованої системи керування приводами шахтних підйимальних машин є надання їй властивості адаптивності на основі використання ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. Для підвищення експлуатаційної надійності та терміну служби електропривода шахтної підйимальної машини пропонується інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання системи функціонального контролю електропривода з гіперсферичним класифікатором. Як критерій функціональної ефективності навчання системи функціонального контролю використана нормована ентропійна міра Шеннона.

Ключові слова: інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, функціональний контроль, навчальна матриця, алгоритм навчання, критерій функціональної ефективності, електропривід, шахтна підйимальна машина.

1. ВСТУП

Для підвищення експлуатаційної надійності та терміну служби електропривода шахтної підйимальної машини (ШПМ) необхідне своєчасне виявлення (діагностування) його дефектів, ще до виникнення аварійної ситуації. Таке завдання вирішує система функціонального контролю безпосередньо у процесі експлуатації електропривода. На практиці одним із заходів, вжитих у цьому напрямку, є регламентація переходу від обслуговування за фактом виходу електропривода з ладу (Reactive Maintenance) до обслуговування за регламентом (Preventive Maintenance) [1]. Але найбільш ефективним підходом визнано вважати обслуговування за фактичним станом (Predictive Maintenance) [2]. З цією метою для вирішення завдань функціонального контролю електроприводів широко використовують методи інтелектуального аналізу даних [3-5]. Основна більшість відомих методів інтелектуального аналізу даних має модельний характер, оскільки не враховує довільні початкові умови, що обумовлюють апріорну невизначеність. Крім того, на практиці класи розпізнавання

які характеризують можливі функціональні стани електропривода, перетинаються в просторі ознак, що потребує дефазифікації нечітких даних. При використанні кількісної шкали вимірювання ознак розпізнавання ефективним методом такої дефазифікації є застосування машинного навчання, що дозволяє трансформувати апріорно нечітке розбиття простору ознак розпізнавання в чітке.

Одним із перспективних підходів до синтезу системи функціонального контролю електропривода є застосування ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи підтримки прийняття рішень у процесі її навчання [4-6].

Метою роботи є розроблення алгоритму інформаційної системи контролю електропривода шахтної підйимальної машини, яка ґрунтується на вимірюванні, обробленні та поданні струмів, що проходять обмотками статора, і температур підшипників.

2. ОСНОВНА ЧАСТИНА

2.1. Постановка завдання

Розглянемо формалізовану постановку завдання інформаційного синтезу системи функціонального контролю електропривода ШПМ, здатної навчатися. Нехай дано алфавіт $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, що характеризують функціональні стани вузлів привода ШПМ, і навчальну матрицю типу «об'єкт – властивість» $\|y_{m,i}^{(j)}\|, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$, де N, n – кількість ознак розпізнавання та векторів-реалізацій (далі реалізації) класів розпізнавання відповідно. При цьому рядок матриці $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$ визначає j -ту реалізацію, а стовпчик $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ – навчальну вибірку значень i -ї ознаки. Відомий структурований вектор параметрів навчання системи діагностування роботи привода

$$g = \langle x_m, d_m \rangle, \quad (1)$$

де x_m – еталонна реалізація, що визначає геометричний центр радіально-базисної розподільної гіперповерхні, яку далі будемо називати контейнером класу X_m^o ; d_m – радіус контейнера класу X_m^o .

Необхідно на етапі навчання оптимізувати координати вектора (1) шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}, \quad (2)$$

де $E_m^{(k)}$ – інформаційний КФЕ навчання системи розпізнавати реалізацію класу X_m^o , значення якого обчислюється на k -му кроці навчання; G_E – робоча (допустима) область визначення функції КФЕ; $\{k\}$ – множина кроків навчання.

При функціонуванні системи діагностування в режимі екзамемену, тобто безпосередньо в робочому режимі, необхідно прийняти рішення про належність розпізнавальної реалізації до одного із класів заданого алфавіту.

2.2. Математична модель

Процес діагностики стану роботи вузлів електропривода розглянемо у вигляді категорійної моделі – узагальненого орієнтованого графу, ребра якого є відповідними операторами відображення множин, що застосовуються в процесі машинного навчання. При цьому вхідний математичний опис системі діагностування подано у вигляді

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y, X; \Phi_1, \Phi_2 \rangle, \quad (3)$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів); T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів роботи вузлів привода; Y – множина сигналів після первинного оброблення інформації; X – вибіркова множина в бінарному просторі; Φ_1, Φ_2 – оператори формування множин X та Y відповідно.

$G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор оброблення вхідних сигналів (формування вибіркової множини Y на вході системи діагностування). Як універсум випробувань W розглядається декартівий добуток: $W = G \times T \times \Omega \times Z$.

У загальному випадку категорійну модель системи діагностування роботи вузлів електропривода, здатної навчатися, розглянемо в рамках ІЕІ-технології у вигляді структурної діаграми відображення операторами множин, що застосовуються у процесі навчання (рис. 1) [4].

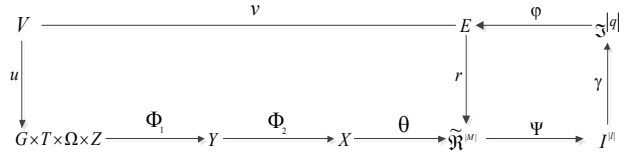


Рисунок 1 – Категорійна модель навчання

На діаграмі (рис. 1) показано такі множини: \mathcal{R}^M – розбиття простору ознак розпізнавання; I^n – множина допустимих гіпотез; \mathcal{Z}^q – множина точнісних характеристик; E – інформаційний критерій функціональної ефективності навчання системи діагностування. Показані на рис. 1 оператори мають такі призначення: оператор θ будувє розбиття \mathcal{R}^M простору ознак на класи розпізнавання; оператор Ψ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій; оператор γ формує множину точносних характеристик; оператор ϕ обчислює множину значень інформаційного КФЕ; оператор r реалізує ітераційний процес оптимізації геометричних параметрів розбиття \mathcal{R}^M ; V – множина типів радіально-базисних гіперповерхонь; оператор u регламентує процес навчання і дозволяє оптимізувати параметри його плану. При цьому правий контур операторів безпосередньо оптимізує геометричні параметри розбиття \mathcal{R}^M при заданій системі контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

2.3. Алгоритм навчання системи діагностування

Розглянемо реалізацію алгоритму навчання системи діагностування привода ШПМ. При цьому в рамках ІЕІ-технології навчання системи діагностування будемо здійснювати за ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму КФЕ (2) в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$d_m^* = \arg \max_{G_E \cap \{d\}} E_m, \quad (4)$$

де $\{d\}$ – множина значень радіусів контейнера класу X_m^o , що відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання.

Розглянемо етапи реалізації алгоритму навчання системи діагностування:

1) формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, яке здійснюється за правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{1,i} - \delta \leq y_{1,i}^{(j)} \leq y_{1,i} + \delta, \\ 0, & \text{if else.} \end{cases} \quad (5)$$

де δ – параметр поля контрольних допусків на діагностичні ознаки;

2) формування масиву еталонних двійкових векторів-реалізацій $\{x_{m,i} | m=1, M, i=1, N\}$, елементи яких визначаються за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m; \\ 0, & \text{if } \text{else}, \end{cases} \quad (6)$$

де ρ_m – рівень селекції координат вектора $x_m \in X_m^o$, який за замовчуванням дорівнює $\rho_m = 0,5$;

3) розбиття множини еталонних векторів на пари найближчих «сусідів»: $\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_i \rangle$, де x_i – еталонний вектор сусіднього класу X_i^o . При цьому сусіднім еталонним вектором вважається такий, кодова відстань до якого є мінімальною. За наявності декількох однакових мінімальних елементів обирається із них будь-який, оскільки вони є рівноправними. Сформується структурована множина елементів попарного розбиття $\{\mathfrak{R}_m^{[2]} | m=1, M\}$, яка задає план навчання;

4) оптимізація кодової відстані d_m відбувається за рекурентною процедурою:

$$d_m(k) = [d_m(k-1) + h | d_m(k) \in G_m^d].$$

При цьому береться $E_m(0) = 0$, $h = 1$;

5) процедура закінчується при знаходженні максимуму КФЕ в робочій області його визначення:

$$E_m^* = \max_{\{d\}} E_m(d),$$

де $\{d\} = \{d_1, \dots, d_k, \dots, d_{\max}\} \in [0; d(x_m \oplus x_i) - 1]$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною еталонного вектора $x_m \in X_m^o$. При цьому множина $\{d\}$ є так само множиною кроків навчання системи діагностування.

Як критерій КФЕ навчання системи діагностування у рамках ІЕІ-технології може розглядатися будь-яка статистична інформаційна, яка є функціоналом від точнісних характеристик. Широкого використання на практиці набув для оцінювання двоальтернативних рішень, наприклад інформаційний ентропійний критерій Шеннона [5]

$$E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} \log_2 \frac{\alpha^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} + \frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \log_2 \frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} + \frac{D_1^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \log_2 \frac{D_1^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} + \frac{D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} \log_2 \frac{D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} \right), \quad (7)$$

де $D_1^{(k)}(d)$, $D_2^{(k)}(d)$ – перша та друга достовірності, обчислені на k -му кроці навчання; $\alpha^{(k)}(d)$, $\beta^{(k)}(d)$ – помилка першого та другого родів відповідно, які обчислюються на кожному рівні навчання і залежать

від значення псевдосфер d , кількості реалізацій кожного класу, а також подій, що визначають належність чи неналежність реалізацій до відповідних контейнерів.

Таким чином, основною функцією базового алгоритму навчання у рамках ІЕІ-технології є обчислення на кожному кроці навчання інформаційного КФЕ, організація пошуку його глобального максимуму в робочій області визначення функції критерію і визначення оптимальних геометричних параметрів розбиття простору ознак на класи розпізнавання [5].

2.4. Приклад реалізації алгоритму машинного навчання

Структурну схему шахтної підйомальної машини показано на рис. 2 [3].

Реалізація алгоритму машинного навчання системи функціонального контролю електропривода ШПМ здійснювалася за навчальною вибіркою, сформованою за результатами моніторингу роботи привода для трьох класів: клас X_1^o характеризує функціональний стан «Норма», клас X_2^o характеризує стан підвищеної температури підшипників двигуна, клас X_3^o – підвищеної температури підшипників барабана. Навчальна матриця складалася із 40 реалізацій (кожна реалізація являла собою цикл підйом-спуск). Оскільки ознаки мали різні шкали вимірювання, було виконано нормалізацію за методом зведених шкал.

Графіки залежності нормованого КФЕ (7) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, одержані у процесі реалізації алгоритму (4), показано на рис. 3.

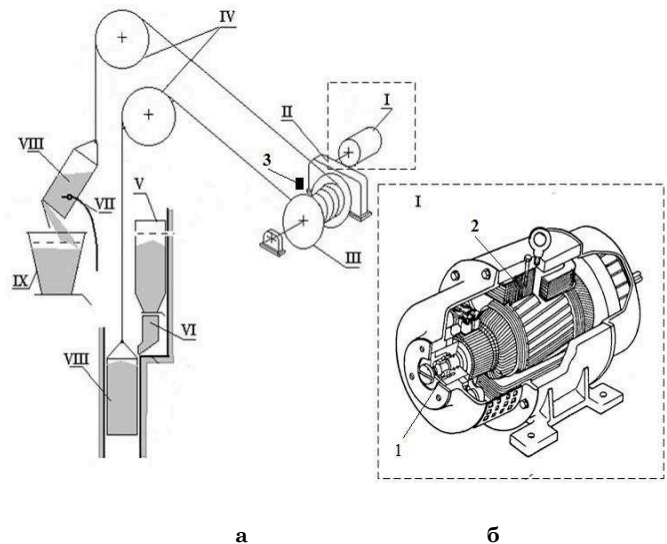


Рисунок 2 – Структурна схема шахтної підйомальної машини: а – загальна схема (I – двигун підняття; II – редуктор; III – барабан; IV – копрові блоки; V – підземний бункер для корисних копалин; VI – ваговий дозатор підземного бункера; VII – розвантажувальні криві; VIII – процес розвантаження скіпа; IX – поверхневий бункер для корисних копалин); б – електропривід (1 – датчик температури підшипника двигуна; 2 – датчик температури підшипника двигуна; 3 – датчик температури підшипника барабана)

На рисунку 3 заштрихованими ділянками на графіках позначено робочі (допустимі) області визначення функції (4), в яких перша і друга ймовірності перевищують відповідно помилки 1-го та 2-го роду. Аналіз рисунка 3 свідчить, що оптимальний радіус контейнера класу X_1^0 дорівнює $d_1^* = 21$ (в кодових одиницях), для класу $X_2^0 - d_2^* = 23$, класу $X_3^0 - d_3^* = 18$ при усередненому значенні КФЕ $\bar{E} = 0,66$. Згідно з принципом відкладених рішень Івахнен-

ка О. Г. [7] у рамках ІЕІ-технології для досягнення високої ефективності та достовірності функціонування системи необхідно здійснити оптимізацію контрольних допусків. Оскільки графіки на рис. 3 а і рис. 3 б мають ділянки типу «плато», то за оптимальні згідно з мінімально-дистанційним принципом теорії розпізнавання образів брали мінімальні значення радіусів контейнерів на цих ділянках.

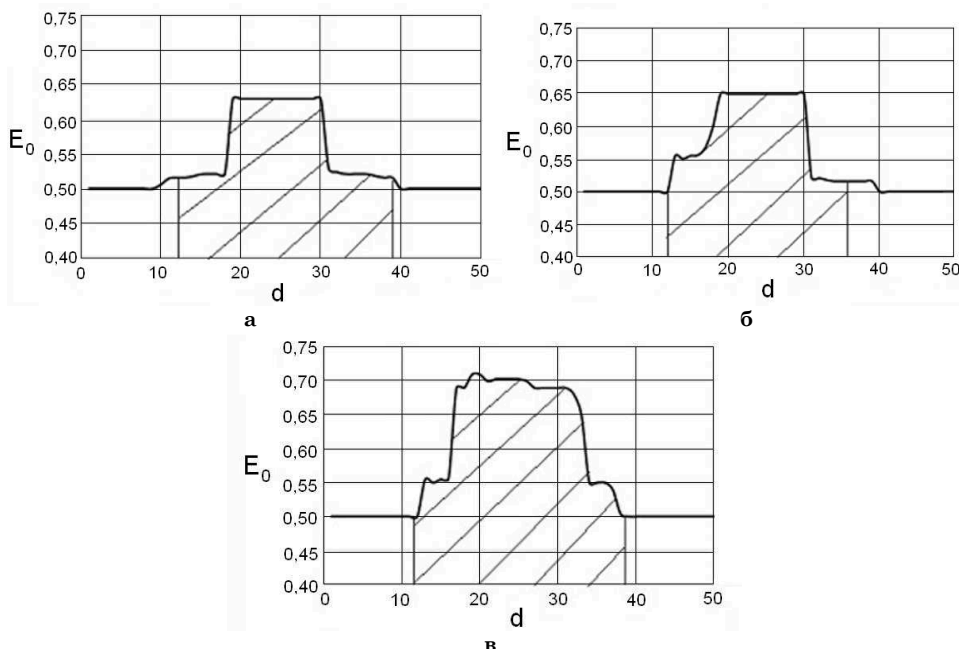


Рисунок 3 – Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ; в – клас X_3^0

3. ВИСНОВКИ

У рамках ІЕІ-технології було розроблено алгоритм інформаційної системи контролю електропривода шахтної підйомальної машини.

Реалізація у рамках ІЕІ-технології алгоритму СППР для системи діагностування роботи привода ШПМ дозволяє побудувати вирішальні правила шляхом цілеспрямованого пошуку глобального

максимуму інформаційного критерію в робочій області визначення його функції.

Згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. [7] у рамках ІЕІ-технології для підвищення коефіцієнта ефективності та достовірності функціонування системи необхідно здійснити оптимізацію контрольних допусків.

Learning control system of lifting machine motors

V. I. Zimovets¹⁾, A. S. Chirva¹⁾, O. I. Marishchenko²⁾

¹⁾ Sumy State University, 2, Rynskogo-Korsakova Str., 40007, Sumy, Ukraine;

²⁾ JSC "ULYS Systems", 36, Verkhovna Rada Av., 02094, Kyiv, Ukraine

Process automation control by diagnostic electric motors in operation conditions allows to reduce to a minimum the damage from these consequences due to early detection of defects. The theory of diagnostic of lifting machine motors has not been completely developed yet. In practice, the control of technical state of the motors is mainly performed during scheduled maintenance, which does not reveal to detect originating defects and to prevent significant damage of motors up to their complete failure. The difficulty of obtaining diagnostic information is that the main functional units of electric motors are dependent. This means that physical damage in any unit results in malfunctions of other units.

The main way of increasing the efficiency of the automated control system of lifting machine motors is giving it the properties of adaptability on the basis of ideas and methods of machine learning and pattern recognition. To increase the operational reliability and service life of a mine electric lifting machines the article offers an information and machine learning algorithm for extreme functional control systems with electric hyperspherical classifier. Normalized Shannon entropy measure was used as a criterion for functional efficiency of learning systems of the functional control.

Keywords: information-extreme intellectual technology, functional control, learning matrix, learning algorithm, functional efficiency criteria, electric drive, mine hoisting engine.

Система функционального контроля привода шахтной подъемной машины, имеющая способность к обучению

В. И. Зимовец¹⁾, А. С. Чирва¹⁾, А. И. Марищенко²⁾

¹⁾ Сумский государственный университет, ул. Римского-Корсакова, 2, 40007, г. Сумы, Украина;

²⁾ ООО «УЛИС Системс», бул. Верховного Совета, 36, 02094, Киев, Украина

Процесс автоматизации управления технологическими процессами путем использования диагностирования технического состояния электродвигателей в рабочих режимах позволяет до минимума снизить ущерб от этих последствий за счет раннего выявления зарождающихся дефектов. В настоящее время не завершена разработка единой теории диагностирования приводов шахтных подъемных машин. На практике контроль технического состояния в основном осуществляется во время проведения плановых ремонтов, не позволяет выявить дефекты, которые зарождаются, и предотвратить значительные повреждения приводов до их полного выхода из строя. Трудности получения диагностической информации заключается в том, что между главными функциональными узлами электрических машин существует взаимозависимость. Это означает, что при возникновении физического повреждения в любом из узлов, в других узлах, как следствие, также появляются условные неисправности.

Основным путем повышения функциональной эффективности автоматизированной системы управления приводами шахтных подъемных машин является предоставление ей свойства адаптивности на основе использования идей и методов машинного обучения и распознавания образов. С целью повышения эксплуатационной надежности и срока службы электропривода шахтной подъемной машины предлагается информационно-экстремальный алгоритм машинного обучения системы функционального контроля электропривода с гиперсферическим классификатором. В качестве критерия функциональной эффективности обучения системы функционального контроля использована нормированная энтропическая мера Шеннона.

Ключевые слова: информационно-экстремальная интеллектуальная технология, функциональный контроль, учебная матрица, алгоритм обучения, критерий функциональной эффективности, электропривод, шахтная подъемная машина.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Шерстюк В. Г. Динамическая сценарно-прецедентная интеллектуальная система для управления подвижными объектами / В. Г. Шерстюк // Искусственный интеллект. – 2011. – № 4. – С. 362–363.
2. Основные принципы разработки и практической реализации алгоритма автоматизированного прогнозирования горно-геологических параметров угольных месторождений / Ю. Н. Кузнецов, Д. А. Стадник, Н. М. Стадник и др. // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2015. – № 12. – С. 101–102.
3. Титко О. І. Спосіб електромагнітної діагностики стану підшипників електричних машин / О. І. Титко, М. С. Гуторова // Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України. – 2011. – № 28. – С. 61–62.

REFERENCES

1. Sherstyuk, V. G. (2013). Dinamicheskaya stsenario-pretседentnaya intellektualnaya sistema dlya upravleniya podvizhnyimi ob'ektami [Scenario-Case Model for Intelligent Training System]. *Iskusstvennyy intellekt – Artificial Intelligence*, 4, 362–363 [in Russian].
2. Kuznetsov Yu. N. (2015). Osnovnyye printsipy razrabotki i prakticheskoy realizatsii algoritma avtomatizirovannogo prognozirovaniya gorno-geologicheskikh parametrov ugolnykh mestorozhdeniy [Basic principles of development and practical implementation an algorithm for automated prediction of geological conditions for coal deposits]. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten – Mining informational and analytical bulletin*, 12, 101–102 [in Russian].
3. Tytko, O. I., Gutorova, M. S. (2011). Sposib elektromagnitnoy diagnostiki stanu pidshipnikov elektrichnih mashin [Way of electromagnetic diagnostics of a condition of bearings of electric machines]. *Pratsi Institutu elektrodinamiki Natsionalnoyi akademiyi nauk Ukrayiny – Proceedings of the Institute of Electrodynamics National Academy of Sciences of*

4. Сидоренко В. Н. Мониторинг мощных электроприводов на основе технологии Data Mining / В. Н. Сидоренко, А. П. Черный // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2011. – № 3. – С. 414–416.
5. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем / А. С. Довбиш. – Суми : СумДУ, 2009. – 171 с.
6. Довбиш А. С. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні / А. С. Довбиш, А. В. Васильєв, В. О. Любчак. – Суми: Видавництво СумДУ, 2013. – 172 с.
7. Ивахненко А. Г. Самоорганизация прогнозирующих моделей / А. Г. Ивахненко, Й. А. Мюллер. – Киев : Техника, 1985. – 219 с.

Ukraine, 28, 61–62 [in Ukrainian].

4. Sidorenko, V. N., Cherniy, A. P. (2011). Monitoring moschnykh elektroprivodov na osnove tehnologii Data Mining [Monitoring of powerful electric drives on the basis of Data Mining technology]. *Elektrotehnichni ta komp'yuterni sistemi – Electrical and computer systems*, 3, 313–316 [in Russian].
5. Dovbysh, A.S. (2009). *Osnovi proektuvannya Inteltektualnih system [Bases of designing Intelligent Systems]*, Sumy, Sumy State University [in Ukrainian].
6. Dovbysh, A. S. (2013). *Intelektualni informatsiyini tehnologiyi v elektronnomu navchanni [Intelligent information technologies in e-learning]* Sumy: SumSU [in Ukrainian].
7. Ivaxnenko A. G. (1985). *Samoorganizaciya prognoziryuyushhix modelej [Self-organization of predictive models]*. Kyiv : Technology [in Russian].