



ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ДІАГНОСТУВАННЯ ДИЗЕЛЬНОГО ДВИГУНА

Яцковський Віктор Іванович к.т.н., доцент
Яцковська Римма Олександрівна асистент
Вінницький національний аграрний університет
Yatskovskiy V.
Yatskovska R.
Vinnitsa National Agrarian University

Анотація: у статті розглядаються питання застосування нейронної мережі в процесі створення автоматизованих діагностичних установок, що призначені для діагностування складних технічних об'єктів.

Застосування автоматизованих діагностичних установок дозволить відмовитися від регламентації робіт через фіксовані періоди експлуатації і перейти до робіт, обсяг і зміст яких визначається фактичним станом об'єктів діагностування. Таким чином, можна вжити заходів з підтримки сільськогосподарської техніки на високому техніко-економічному рівні протягом тривалого терміну служби.

Ключові слова: технічне діагностування, нейронні мережі, надійність техніки.

Постановка проблеми

Складність конструкцій двигунів внутрішнього згоряння, велика кількість вузлів і агрегатів, що підлягає діагностуванню, викликає необхідність створення автоматизованих систем діагностування. Дана задача є актуальною ще й тому, що в даний час витрати на підтримку технічної готовності ДВЗ у 5-10 разів перевершують витрати на його виробництво [1, 2].

Пошук несправностей у дизелі займає 50-80% загального часу простою в ремонті. При наявності автоматизованих систем технічного діагностування, воно може бути скорочено у десятки разів.

Мета роботи

Метою даної роботи є створення автоматизованих систем технічного діагностування для зменшення витрат часу при пошуку несправностей ДВЗ.

Викладення основного матеріалу

Нейронна мережа являє собою сукупність нейроподібних елементів які певним чином з'єднані між собою та з зовнішнім середовищем за допомогою зв'язків, які визначаються коефіцієнтами ваги. В залежності від функцій, які виконують нейрони в мережі, їх можна поділити на три типи:

- вхідні нейрони, на які подається вектор, який кодує вхідну дію або образ зовнішнього середовища; звичайно в них не виконуються процедури рахування, а інформація передається з входу на вихід шляхом зміни їх активації;
- вихідні нейрони, вихідні значення яких є вихід нейронної мережі;
- проміжні нейрони, які складають основу нейронних мереж. [3]

В більшості нейронних мереж тип нейрона пов'язаний з його розміщенням в мережі. Якщо нейрон має тільки вихідні зв'язки то це вхідний нейрон, якщо навпаки – вихідний нейрон. Однак, можливий випадок, коли вхід топологічно внутрішнього нейрона розглядається як частина виходу мережі. В процесі функціонування мережі здійснюється перетворення вхідного вектора у вихідний, деяка переробка інформації. Конкретний вид перетворення даних, який виконується мережею, обумовлюється не тільки характеристиками нейроподібних елементів, але і особливостями її архітектури, а саме топологією міжнейронних зв'язків, вибором певних підмножин нейроподібних елементів для вводу та виводу інформації, способами навчання мережі, наявністю або відсутністю конкуренції між нейронами, напрямком і способами керування та синхронізації передачі інформації між нейронами.

З точки зору топології можливо виділити три основних типа нейронних мереж:

- повно зв'язкові;
- багат шарові;
- слабо зв'язані.

В повно зв'язаних нейронних мережах кожен нейрон передає свій вихідний сигнал іншим нейронам, в тому числі і собі. Всі вхідні сигнали передаються усім нейронам. Вихідними сигналами



мережі можуть бути всі або деякі вихідні сигнали нейронів після кількох тактів функціонування мережі.

В багатошарових нейронних мережах нейрони об'єднуються в шари. Шар містить сукупність нейронів з єдиними вхідними сигналами. Кількість нейронів в шарі може бути різним і не залежить від кількості нейронів в інших шарах. В загальному випадку мережа складається з Q шарів, які пронумеровані зліва направо. Зовнішні сигнали подаються на входи нейронів вхідного шару (його позначають як нульовий), а виходами мережі є вихідні сигнали останнього шару. Крім вхідного і вихідного шарів в багатошаровій нейронній мережі є один або кілька прихованих шарів. Зв'язки від виходів нейронів деякого шару q до входу нейронів іншого шару $(q + 1)$ називаються послідовними.

В слабо зв'язаних нейронних мережах нейрони розміщено в вузлах прямокутної або гексагональної решітки. Кожен нейрон зв'язаний з чотирма, або більшою кількістю своїх сусідів.

Відомі нейронні мережі можливо поділити за типом структур нейронів на гомогенні (однорідні) та гетерогенні. Гомогенні складаються з нейронів одного типу з єдиною функцією активації, а в гетерогенну мережу входять нейрони з різними функціями активації.

Існують бінарні та аналогові мережі. Перші з них оперують тільки з двійковими сигналами, та вихід кожного нейрона може приймати значення або логічного нуля (загальмований стан) або логічної одиниці (збуджений стан).

Вибір структури нейронної мережі здійснюється у відповідності до складності задачі. Для рішення окремих типів задач вже існують оптимальні конфігурації, якщо ж задача не може бути приведена до цих відомих типів нейронних мереж, то необхідно синтезувати новий тип мережі. При цьому необхідно враховувати наступні правила:

- можливості мережі виростають із збільшенням кількості нейронів, щільності зв'язків між ними та кількістю шарів;
- введення зворотних зв'язків поряд зі збільшенням можливостей мережі піднімають питання про динамічну стійкість мережі;
- складність алгоритмів функціонування мережі, введення кількох типів синапсів сприяє підсиленню потужності мережі.

Велика кількість задач розпізнавання образів (зорових, мовних) виконання функціональних перетворень при обробці сигналів, керування, прогнозування, ідентифікації складних систем зводяться до наступної математичної постановки. Необхідно побудувати таке відображення $X \rightarrow Y$, щоб на кожен можливий вхідний сигнал X формувався правильний вихідний сигнал Y . Відображення задається кінцевим набором пар («вхід», «відомий вихід»). Число цих пар (навчальних вибірок) істотно менше загальної кількості можливих поєднань вхідних та вихідних сигналів. Сукупність всіх навчальних прикладів носить назву навчальної вибірки.

В задачах розпізнавання образів X - деяке представлення образу (зображення, вектор), Y - номер класу, до якого відноситься вхідний образ.

В задачах керування X - набір параметрів які контролюються, Y - код, який визначає дію керування контрольованим об'єктом.

В задачах прогнозування в якості вхідних сигналів використовують вибірки сигналів за часом, які являють собою зміну значення сигналу за певний проміжок часу. Вихідний сигнал – множина змінних, яка є підмножиною змінних вхідного сигналу.

При ідентифікації X та Y являють собою вхідні та вихідні сигнали відповідно.

Нейрон є складовою частиною нейронної мережі. На рис. 1 зображена його структура.

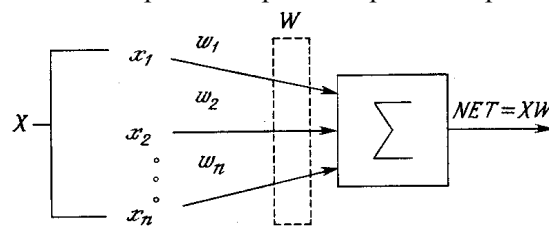


Рис. 1. Структура штучного нейрона

Він складається з елементів трьох типів: помножувачів (синапсів), суматора, та нелінійного перетворювача. Синапси здійснюють зв'язок між нейронами, помножують вхідний сигнал на число, яке характеризує силу зв'язку (вага синапса). Суматор виконує додавання сигналів, які поступають по



синаптичним зв'язкам від інших нейронів та зовнішніх вхідних сигналів. Нелінійний перетворювач реалізує нелінійну функцію одного аргументу – виходу суматора. Ця функція називається функцією активації або передаточною функцією нейрону. Нейрон в цілому реалізує скалярну функцію векторного аргументу. Математична модель нейрона:

$$S = \sum_{i=1}^n W_i X_i + b, \quad (1)$$
$$Y = f(S),$$

де W_i - вага синапсу, $i = 1 \dots n$; b - значення зміщення; S - результат додавання; X_i - компонент вхідного вектора (вхідний сигнал), $i = 1 \dots n$; Y - вихідний сигнал нейрона; n - кількість вхідів нейрона; f - нелінійне перетворення (функція активації).

В загальному випадку вхідний сигнал, коефіцієнти ваги та зміщення можуть приймати дійсні значення, а в багатьох практичних задачах тільки деякі фіксовані значення. Вихід (Y) визначається видом функції активації та може бути як дійсним числом так і цілим.

Синаптичні зв'язки з позитивною вагою називають збуджуючими, з від'ємними вагами – гальмуючими.

Описаний обчислювальний елемент можна рахувати спрощеною моделлю біологічних нейронів. Щоб підкреслити різницю між біологічними та штучними нейронами, штучні іноді називають негродоподібними елементами або формальними нейронами.

На вхідний сигнал (S) нелінійний перетворювач відповідає вихідним сигналом $f(S)$, який являє собою вихід нейрона.

Однією з найбільш розповсюджених функцій активації є нелінійна функція з насиченням, так звана логістична функція або сигмоїд (S - подібна функція):

$$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-aS}} \quad (2)$$

При зменшенні a сигмоїд стає більш пологим, при $a = 0$ вироджується в горизонтальну лінію на рівні 0,5, а при збільшенні a сигмоїд наближується до виду функції одиничного скачка з порогом Θ .

Нейронні мережі можуть застосовуватися при вирішенні наступних задач:

- виявлення та класифікація об'єктів по звуковим та гідроакустичним сигналам;
- задачі комбінаторної оптимізації;
- технічна та медична діагностика;
- розпізнавання мови;
- проектування та оптимізація мереж зв'язку;
- керування цінами та виробництвом;
- прогнозування використання енергії, і так далі.

Зробивши вибір структури мережі необхідно знайти оптимальні значення всіх змінних коефіцієнтів ваги. Цей етап носить назву навчанням нейронної мережі.

В процесі функціонування нейронна мережа формує вихідний сигнал Y у відповідності з вхідним сигналом X , реалізуючи деяку функцію $g: Y = g(X)$. Якщо архітектура мережі задана, то вид функції g визначається значеннями синаптичної ваги та зміщень мережі. Позначимо символом G множину всіх можливих функцій g , які відповідають архітектурі мережі.

Хай рішення деякої задачі є функція r . $Y = r(X)$, яка задана парами вхідних-вихідних даних $(X^1, Y^1), \dots, (X^k, Y^k)$, для яких $Y^k = r(X^k), k = 1 \dots N$. E – функція похибки (функціонал якості), який показує для кожної з функцій g ступінь близькості до r .

Вирішити поставлену задачу за допомогою нейронної мережі заданої архітектури – це значить побудувати (синтезувати) функцію $g \in G$, підбравши параметри нейронів таким чином, щоб функціонал якості обертався в оптимум для всіх пар (X^k, Y^k) .

Таким чином, задача навчання нейронної мережі визначається сукупністю п'яти компонентів: $\langle X, Y, r, G, E \rangle$. Навчання полягає в пошуку (синтезі) функції g оптимальної по E . Функція E може мати довільний вигляд [4].

Алгоритм зворотного розповсюдження похибки – це ітеративний градієнтний алгоритм навчання, який використовується з метою мінімізації середньоквадратичного відхилення поточних



від необхідних виходів багатосарових нейронних мереж з послідовними зв'язками.

Згідно методу найменших квадратів, цільовою функцією похибки нейронної мережі, яка мінімізується є величина:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,k} (y_{j,k}^{(q)} - d_{j,k})^2, \quad (3)$$

де $y_{j,k}^{(q)}$ - реальний вихідний стан нейрона j - того вихідного шару нейронної мережі, при подачі на її входи k - го образу; $d_{j,k}$ - необхідний стан цього нейрона.

Додавання ведеться по всім нейронам вихідного шару та по всім образам, які обробляються мережею. Мінімізація методом градієнтного спуску забезпечує підстроювання коефіцієнтів ваги наступним чином:

$$\Delta w_{ij}^{(q)} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad (4)$$

де w_{ij} - коефіцієнт ваги синаптичних зв'язків, який з'єднує i - тий нейрон шару $(q-1)$ з j - м нейроном шару q ; η - коефіцієнт швидкості навчання, $0 < \eta < 1$.

У відповідності до диференціювання складної функції:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{ds_j} \cdot \frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}}.$$

Для функцій активації використовують такі гладкі функції як гіперболічний тангенс, або сигмоїд з експонентою. Наприклад, для гіперболічного тангенса:

$$\frac{dy}{ds} = 1 - s^2.$$

Третій множник $\frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}}$ дорівнює виходу нейрона попереднього шару $y_j^{(q-1)}$.

Перший множник легко розкладається наступним чином:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_r \frac{\partial E}{\partial y_r} \cdot \frac{dy_r}{ds_r} \cdot \frac{\partial s_r}{\partial y_j} = \sum_r \frac{\partial E}{\partial y_r} \cdot \frac{dy_r}{ds_r} \cdot w_{jr}^{(q+1)}.$$

Тут підсумовування по r виконується серед нейронів шару $(q+1)$.

Вводячи нову змінну:

$$\delta_j^{(q)} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{ds_j},$$

отримаємо рекурсивну формулу для розрахунку величин $\delta_j^{(q)}$ шару q з величин $\delta_j^{(q+1)}$ більш старшого шару $(q+1)$:

$$\delta_j^{(q)} = \left[\sum_r \delta_r^{(q+1)} w_{jr}^{(q+1)} \right] \frac{dy_j}{ds_j}.$$

Для вихідного шару:

$$\delta_j^{(q)} = (y_j^{(q)} - d_j) \frac{dy_j}{ds_j}. \quad (5)$$

Тепер запишемо рівняння (4) в розкритому вигляді:

$$\Delta w_{ij}^{(q)} = -\eta \delta_j^{(q)} y_j^{(q-1)}. \quad (6)$$

Іноді для того щоб придати процесу корекції ваги деякої інерційності, яка згладжує різкі скачки при переміщенні по поверхні цільової функції (6) доповнюється значенням зміни ваги на попередній ітерації:

$$\Delta w_{ij}^{(q)}(t) = -\eta (\mu \Delta w_{ij}^{(q)}(t-1) + (1 - \mu) \delta_j^{(q)} y_j^{(q-1)}), \quad (7)$$

де μ - коефіцієнт інерційності; t - номер поточної ітерації.

1. Таким чином, повний алгоритм навчання нейронної мережі за допомогою процедури зворотного розповсюдження будується наступним чином:

2. Подати на входи мережі один з можливих образів та в режимі звичайного функціонування



нейронної мережі, коли сигнали розповсюджуються від входів до виходів, розрахувати значення останніх.

3. Розрахувати $\delta^{(Q)}$ для вихідного шару за формулою (5). Розрахувати за формулою (6) або (7) зміну ваги $\Delta w^{(Q)}$ шару Q .

4. Розрахувати за формулами (5) та (7) відповідно $\delta^{(Q)}$ та $\Delta w^{(Q)}$ для всіх інших шарів $q = (Q-1) \dots 1$.

Скоригувати ваги в нейронній мережі: $w_{ij}^{(Q)}(t) = w_{ij}^{(q)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(q)}(t)$.

5. Якщо похибка істотна, перейти до кроку 1. В іншому випадку – кінець.

Розпізнавання кривих вібрації за допомогою нейронних мереж

Сигнали віброприскорення блок-картеру двигуна реєструються у вигляді кривих. Вони несуть в собі інформацію про функціонування як всього двигуна так і його окремих функціональних частин, причому характерною особливістю їх є не стаціонарність та сильні кореляційні залежності. Тому актуальною задачею є автоматизація обробки цих сигналів з метою підвищення якості дослідження (точності і достовірності діагностичних оцінок), скорочення затрат на дослідження, підвищення продуктивності обробки. Важливими етапами обробки сигналів є розпізнавання образів, класифікація, оцінювання параметрів, процедури навчання, знаходження ознак в сигналах (піків, впадин і т.і.). Причому для більшості таких етапів обробки, з урахуванням розмінностей сигналів та задач, процедур обробки є необхідність організувати паралельний процес обробки векторних та матричних даних. Широко розповсюджений метод в статистичному розпізнаванні, кластерному аналізі та інших областях, метод класифікації по мінімальній відстані, має вузьке місце, пов'язане з недостатньою швидкістю розрахунку необхідних відстаней між образами, що представлені багато розмірними векторами (матрицями).

Для цього пропонується використовувати спеціалізовану структуру для класифікації по мінімуму відстані (КМВ) та для класифікації по максимуму еквівалентності близькості (КМЕБ). При виборі словника (алфавіта) ознак врахуємо, що для оптимальних ймовірностей критеріїв (Байеса, максимуму правдоподібності і т. і.) знаходження необхідних точних моделей вхідних процесів, характеристик розподілів та апіорних ймовірностей потребує громіздких обчислень і дає лише наближені результати. Аналітичних моделей для пошуку оптимальних процедур розпізнавання не вважається визначити з урахуванням складності, не стаціонарності сигналів та їх апіорної невизначеності. Система розпізнавання сигналів віброприскорення блок-картеру може бути реалізована в залежності від кількості інформації про сигнали без навчання (апіорної інформації достатньо для визначення алфавіта класів, побудови словника ознак та опису класів на мові ознак з допомогою безпосередньої обробки вихідних даних), з навчанням «вчителем» (можливо визначити лише алфавіт ознак і є навчальна вибірка об'єктів з визначених класів, і можливість проводити екзамен по вхідним даним до зменшення похибки до необхідного рівня), як самонавчальна система [4].

Прикладом системи розпізнавання об'єктів (СРО) з обмеженою апіорною інформацією може бути система, в якій розподільчі границі класів будуються по критерію мінімуму відстані вектора, що розпізнається, з «середнім» образом (представником) побудованим по вхідним даним. В нейромережних моделях і алгоритмах розпізнавання в схованих прошарках також як проміжний критерій використовуються критерій мінімуму відстані (при навчанні) і критерій максимуму близькості в деяких нових еквівалентнісних моделях для розпізнавання сильнокорельованих образів [4].

Якщо $X^i = [x_1, x_2 \dots x_k, x_K]$ та $B^q = [b_1^q, b_2^q \dots b_K^q]$ є векторами, причому $x_k, b_k^q \in [-D, D]$, то X та B^q можна розглядати як дві точки в просторі ознак.

Відповідні L_p - метрики визначаються так:

$$d_p(X, B^q) = \left\{ \sum_{k=1}^K (x_k - b_k^q)^p \right\}^{1/p} \quad d_\infty(X, B^q) = \max(|x_1 - b_1^q|, \dots, |x_k - b_k^q|) \quad (8)$$

Коли $p = 2$, $d_2(X, B^q)$ - відстань в Евклідовій метриці. Коли $p = 1$, то $d_1(X, B^q) = \left\{ \sum_k (x_k - b_k^q) \right\} = H(X, B^q) \cdot K$, де $H(X, B^q)$ - нечітка (fuzzy) відстань Хеммінга між двома образами, що визначається через нечітко-логічну операцію симетричної різниці, а саме: $|a - b|$.



Розширимо операції нееквівалентностей (\sim) та еквівалентностей (\approx), а саме:

$$\begin{aligned}
 a, b \in [-D, D] : a \not\sim b &= |a - b| - D; a \sim b = D - |a - b|; \\
 a \not\approx b &= (a \wedge \bar{b}) \vee (\bar{a} \wedge b); a \approx b = (a \wedge b) \vee (\bar{a} \wedge \bar{b}); \\
 a \not\sim b &= -(a \cdot b) / D; a \sim b = (a \cdot b) / D
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

Введемо нормалізовані міри нееквівалентності (відстані) NE та еквівалентності (близькості) E , які визначимо таким чином для кожного виду висхідних скалярних операцій:

$$NE_1(X, B^q) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (|x_k - b_k^q|) - D = H(X, B^q) - D; \tag{10}$$

$$NE_2(X, B^q) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \{ \max(\min(x_k, \bar{b}_k^q), \min(\bar{x}_k, b_k^q)) \}; \tag{11}$$

$$NE_3(X, B^q) = -\frac{1}{K \cdot D} \sum_{k=1}^K (x_k, b_k^q); \tag{12}$$

$$E_1(X, B^q) = D - H(X, B^q); \tag{13}$$

$$E_2(X, B^q) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \{ \max(\min(x_k, b_k^q), \min(\bar{x}_k, \bar{b}_k^q)) \}; \tag{14}$$

$$E_3(X, B^q) = -NE(X, B^q) = -\frac{1}{K \cdot D} \sum_{k=1}^K (x_k, b_k^q); \tag{15}$$

Особливості цих метрик (мір) чи критеріїв на основі їх є те, що вони інваріантні до зміни масштабу (діапазону) вхідних векторів, до зміни полярності сигналів, до вибору типу кодування (одно- чи двополярне), до зміни постійної складової (одночасного зміщення всіх компонент по амплітуді, по рівню), належать до того ж діапазону $[-D, D]$, є нормованими і взаємопов'язаними.

Задача класифікації R класів S_1, S_2, \dots, S_R , кожен з яких S_R має свій еталонний образ B^r (чи навіть декілька), по запропонованому методу зводиться до визначення всіх можливих $NE(X, B^r)$ чи $E(X, B^r)$ для невідомого вектора X та кожного з набору еталонів і їх порівняння.

Вектор X відноситься до класу S_r , коли

$$NE(X, B^r) = \min\{Ne(X, B^i), i = 1, 2, \dots, R\} \text{ або } E(X, B^r) = \max\{E(X, B^i), i = 1, 2, \dots, R\}.$$

Це впливає з того, що NE та E взаємозалежні згідно формул (11) - (14). Якщо ж маємо L вхідних векторів ознак, які треба розпізнати, а саме X^l , де $1 \leq l \leq L$, то обчислення всіх можливих $NE(E)$ для кожної пари векторів X^l та B^r можна визначити для всіх варіантів вище введених метрик, а сам обчислювальний процес звести до задачі псевдоматричного (еквівалентнісного чи нееквівалентнісного) множення матриць, складених відповідно з вхідних та еталонних векторів:

$$\begin{bmatrix} X_1^l \\ X_2^l \\ \vdots \\ X_i^l \\ \vdots \\ X_L^l \end{bmatrix} \times [B^1, B^2, \dots, B^r, \dots, B^R] = K \cdot D \begin{bmatrix} E(X_1, B^1) \dots E(X_1, B^R) \\ \vdots \\ E(X_i, B^1) \dots E(X_i, B^R) \\ \vdots \\ E(X_L, B^1) \dots E(X_L, B^R) \end{bmatrix} \tag{16}$$

Або

$$\begin{bmatrix} x_1^1, x_2^1, \dots, x_k^1 \\ x_1^2, x_2^2, \dots, x_k^2 \\ \dots \dots \\ x_1^l, x_2^l, \dots, x_k^l \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b_1^1 \dots b_1^r \dots b_1^R \\ \dots \dots \\ b_k^1 \dots b_k^r \dots b_k^R \end{bmatrix} = K \cdot D \begin{bmatrix} \dots \dots \\ \dots NE(X_i, B^r) \\ \dots \dots \end{bmatrix} \tag{17}$$

Тут в загальному символами (\sim) та ($\not\sim$) ми позначасмо один із можливих варіантів еквівалентності E_i чи нееквівалентності NE_i , але $D_{i=3} = D$, а $D_{i=1,2} = 1$. Другий крок (властиво сама класифікація) еквівалентний перетворенню матриці $[E]_{L \times R}$ в вектор з складними (подвійними)



компонентами $e = [e^1, e^2, \dots, e^L]$, де

$$e^{i \in l \div L} = (\max(E_i^1, E_i^2, \dots, E_i^R) = e_i^{r^i}, r^i) \quad (18),$$

або перетворенню матриці $[NE]_{L \times R}$ в вектор $ne = [ne^1, ne^2, \dots, ne^L]$ з аналогічними подвійними компонентами:

$$ne^{i \in l \div L} = (ne_i^{r^i} = \min(NE_i^1, NE_i^2, \dots, NE_i^R), r^i) \quad (19).$$

Значення других частин r^i в кожному i -му компоненті вектора e вказують на клас (r^i – ий), до якого відноситься i -ий ($i \in l \div L$) вхідний образ.

Висновки

Аналіз формул (11) – (15) показує, що найпростіше (на основі традиційних відомих перемножувачів матриць) реалізувати обчислення $E_3(X_i, B^R)$ (формула (15)). Оскільки діапазон $[-D, D]$ зміни компонентів x_i^k та b_k^r відповідних матриць можна вибирати кратним K , а K – кратним 4^m та використати знакорозрядне четверичне кодування, то для апаратної реалізації можна використати описані в [4] високоточні оптичні структури матрично-матричних перемножувачів матриць на основі четверичної знакорозрядної арифметики. Вони мають структурну швидкодію на рівні $T \approx 8 \cdot N \cdot P \cdot \tau$, де N – розмірність матриць (в нашому випадку це 128 на 256), P – кількість матричних четверичних знакорозрядів (для нашого випадку $P=4$ при $D=256=2^8$, а загальне $P=15$), $\tau = (3 \div 30) \cdot 10^{-6}$ с, що дозволяє увесь масив $[NE]$ чи $[E]$ по методу класифікації знаходити приблизно за 45 – 90 мс.

Список літератури

1. Станиславский Л.В. *Техническое диагностирование дизелей.* – Киев-Донецк.: Вища школа, 1983. – 136 с.
2. Бельских В.И. *Справочник по техническому обслуживанию и диагностированию тракторов.* – М.: Россельхозиздат, 1975. – 400 с.
3. Freeman I.A., Skapura D.M/ *Neural Networks, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.*
4. Krasilenko V.G., Dubov J.V., Yatskovsky V.I.. "Algorithms and architectures for high accuracy matrix-matrix multipliers using optical quaternary signed-digit arithmetic" *SPIE, Vol. 4380, Orlando, 2001.*

References

1. Stanislavsky LV *Tekhnicheskoe dyahnostyrovanye diesel.* - Kiev, Donetsk .: High School, 1983. - 136 p.
2. Belsky VI *Handbook on dyahnostyrovanyyu of technical Maintenance and tractors.* - M .: Rosselkhozyzdat, 1975. - 400 p.
3. Freeman I.A., Skapura D.M/ *Neural Networks, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.*
4. Krasilenko V.G., Dubov J.V., Yatskovsky V.I .. "Algorithms and architectures for high accuracy matrix-matrix multipliers using optical quaternary signed-digit arithmetic" *SPIE, Vol. 4380, Orlando, 2001.*

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ДИЗЕЛЬНОГО ДВИГАТЕЛЯ

Аннотация: в статье рассматриваются вопросы применения нейронной сети в процессе создания автоматизированных диагностических установок, предназначенные для диагностирования сложных технических объектов.

Применение автоматизированных диагностических установок позволит отказаться от регламентации работ через фиксированные периоды эксплуатации и перейти к работам, объем и содержание которых определяется фактическим состоянием объектов диагностирования. Таким образом, можно принять меры по поддержке сельскохозяйственной техники на высоком технико-экономическом уровне в течение длительного срока службы.

Ключевые слова: техническое диагностирование, нейронные сети, надежность техники.

USING NEURAL NETWORKS FOR DIAGNOSIS DIESEL

Summari: the article deals with the application of neural networks in the process of automated diagnostic systems that appointment for diagnosis of complex technical projects.

The use of automated diagnostic systems will abandon the regulation of work at fixed periods of operation and go to work, the scope and content of which is determined as the actual objects of diagnosis. Thus, we can take measures to support agricultural equipment high feasibility level for a long service life.

Keywords: technical diagnosis, neural networks, reliability engineering.