

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ОДЕСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ МОРСЬКИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Кафедра експлуатації суднового електрообладнання і засобів автоматики

МОНІТОРИНГ ПРОЦЕСІВ ТА ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ

Методичні вказівки до виконання
практичних занять

для підготовки магістрів

Спеціальність 271 «Морський та внутрішній водний транспорт»

Спеціалізація 271.03 «Експлуатація суднового електрообладнання та засобів
автоматики»



Одеса - 2024

Укладачі: С.М.Дранчук, к.т.н., доцент

Методичні вказівки схвалено на засіданні кафедри «Експлуатація суднового електрообладнання і засобів автоматики», протокол № 4-24/25 від 20.11.2024 року.

Зав. кафедрою, д.т.н., професор

В.О.Яровенко

Моніторинг процесів та штучний інтелект: Методичні вказівки до виконання практичних занять для підготовки магістрів спеціальності 271 «Морський та внутрішній водний транспорт», спеціалізація 271.03 «Експлуатація суднового електрообладнання і засобів автоматики» / Укл. С.М. Дранчук, – Одеса: ОНМУ, 2024– 14 с.

Зміст

Вступ.....	4
1. Практичне заняття 1 – Моніторинг суднових систем. (4 години).....	4
2. Практичне заняття 2. – Дослідження нейронних мереж. (4 години).....	6
Рекомендована література.....	14

Вступ

Згідно навчального плану дисципліни «Моніторинг процесів та штучний інтелект» виконуються практичні заняття загальним обсягом 8 годин. Зміст практичних занять відповідає змістовому модулю 1 – «Інтегрована система судна та моніторинг суднових процесів» (4 години) та змістовому модулю 2 – «Штучний інтелект в інтегрованих системах судна» (4 години).

Метою проведення практичних занять є:

- дослідження основних принципів побудови систем моніторингу енергетичного обладнання судна;
- дослідження основних типів і принципів побудови нейронних мереж, а також основних методів їх навчання.

1. Практичне заняття 1 – Моніторинг суднових систем. (4 години).

Мета заняття – знайомство зі структурою та складовими частинами системи моніторингу суднових систем.

Завдання: за заданим викладачем об'єктом моніторингу (головний двигун, генератор, пристрій підрулювання, гребний вал, протипожежна система судна, механічні напруження в корпусі судна, властивості високовольтної ізоляції чи ін.) розробити систему моніторингу об'єкту.

Запропонований порядок розробки структури моніторингу наступний:

1. Визначити мінімальну кількість параметрів, які необхідно отримувати від об'єкту моніторингу для забезпечення його нормальної роботи. Вибір параметрів обґрунтувати.
2. Визначити межові рамки цих параметрів для забезпечення нормальної роботи об'єкту. Вибір межових значень параметрів обґрунтувати.
3. Вибрати необхідні датчики, які забезпечать моніторинг параметрів об'єкту. Пояснити принцип роботи таких датчиків. При необхідності запропонувати пристрої для переводу аналогових сигналів датчиків у цифровий вигляд.
4. Вибрати та обґрунтувати систему індикації параметрів об'єкту моніторингу у часі.
5. Вибрати та обґрунтувати систему індикації відхилення параметрів об'єкту моніторингу від норми.
6. Вибрати інтерфейс передачі даних моніторингу у інтегровану систему судна. Пояснити основні вимоги до вибраного інтерфейсу та протокол його роботи.
7. Скласти структурну схему розробленої системи моніторингу вибраного об'єкту.

Результати виконання практичного завдання оформити у письмовому вигляді чорнилами, акуратно та розбірливе. Структурну схему необхідно виконувати, використовуючи креслярські інструменти. Можливе виконання завдання з використанням на комп'ютерних технологій.

Приклад структурної схеми моніторингу суднового обладнання наведений на рисунку 1.1.

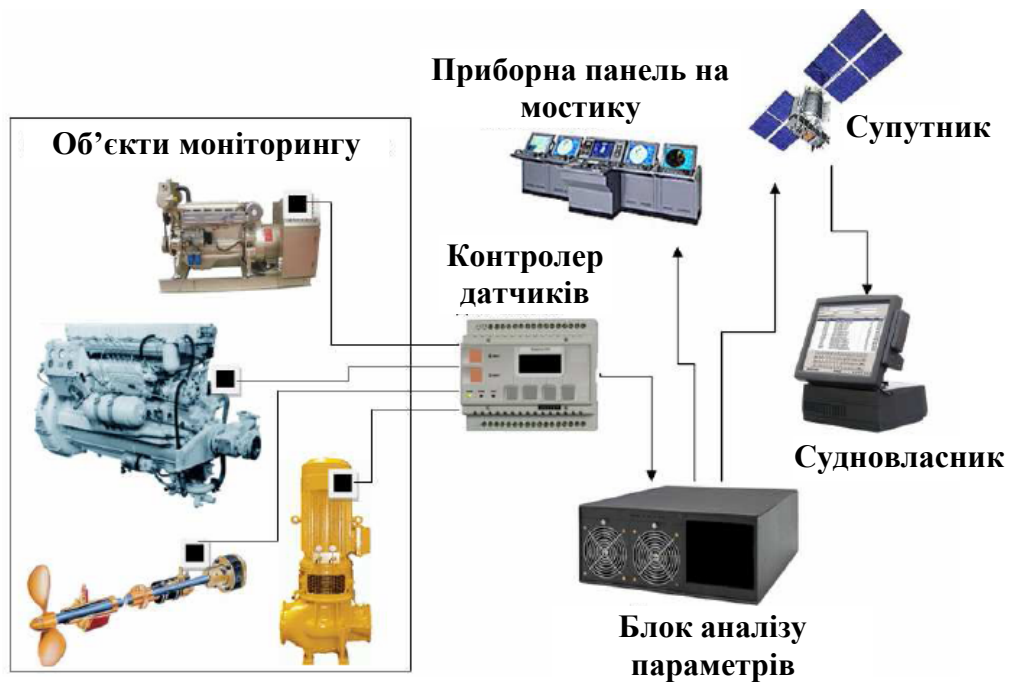


Рисунок 1.1 Структурна схема моніторингу суднових систем

Виходячи з визначення поняття моніторингу, як систематичного спостереження за заданими параметрами якось системи з визначеною періодичністю, будь яка система моніторингу повинна мати наступні основні структурні елементи:

- об'єкт моніторингу, наприклад суднове енергетичне обладнання, дизель-генератори, гребний вал, корпус судна, судно в цілому та ін.;
- датчики основних параметрів об'єкту моніторингу, наприклад, для дизель-генератора це можуть бути – обороти, потужність, момент на валу, температура обмоток та ін. При моніторингу положення судна датчиками є – сигнали систем GPS, ГЛОНАСС, GNSS – за якими визначаються час, координати, курс та швидкість відносно курсу, гірокомпас (магнітний компас) – за яким визначається курс, відносний лаг за яким визначається швидкість відносно води, ехолот за яким визначається глибина під кілем, датчик кутової швидкості повороту та ін.;
- контролер сигналів датчиків, задача якого перетворювати аналогові вихідні сигнали датчиків у цифровий код, який повинен бути узгодженим з параметрами даної локальної мережі;
- мікропроцесорну систему (контролер), задача якого виконувати необхідні обробки сигналів від датчиків для візуалізації поточної інформації о параметрах системи моніторингу, порівняння цих параметрів з максимально можливими та формування при необхідності сигналів Alarm, а також бажано формувати рекомендації по оптимізації роботи об'єкту моніторингу;

- локальну мережу, за допомогою якої ці дані будуть передані в інтегровану систему мостика, де і відображаються на дисплеях та зберігаються в базі даних для наступного аналізу (при необхідності).

Практичне заняття 2. – Дослідження нейронних мереж. (4 години).

Мета заняття – знайомство з архітектурою та засобами навчання з вчителем нейронних мереж.

Завдання: за заданими викладачем параметрами мережі (таблиця 2.1) намалювати структуру тришарової нейронної мережі прямого розповсюдження (рисунок 2.1) та виконати 3 ступені навчання з вчителем згідно алгоритму зворотного розповсюдження похибки.

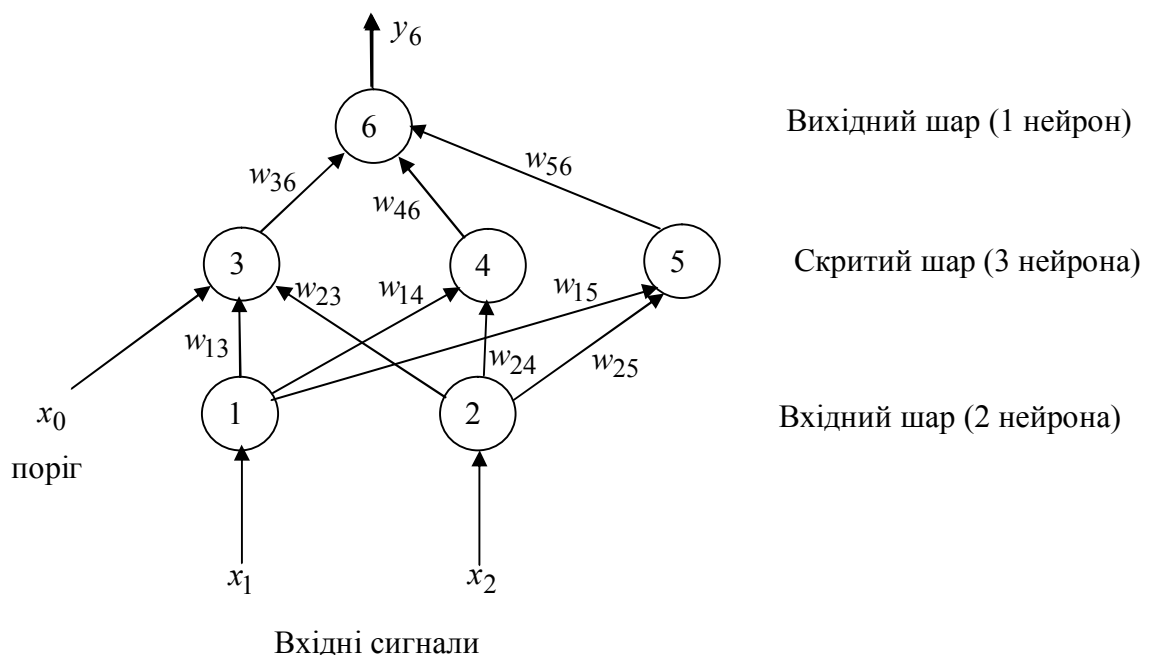


Рисунок 2.1 Тришарова нейронна мережа прямого розповсюдження
До пояснення навчання з вчителем методом зворотного розповсюдження похибки

Таблиця 2.1 Варіанти параметрів тришарової нейронної мережі прямого розповсюдження

№/№	x_0	x_1	x_2	w_{13}	w_{14}	w_{15}	w_{23}	w_{24}	w_{25}	w_{36}	w_{46}	w_{56}	y_6	a	η
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	0	0,2	0,5	-1	1	3	2	1	-2	1	2	4	0,4	1	0,85
2	0	0,2	0,5	-3	1	4	1	1	-2	1	2	-4	0,5	1	0,85
3	0	0,2	0,5	-3	1	4	1	1	-2	1	2	-4	0,4	2	0,85
4	0,5	0,2	0,5	-3	1	4	1	1	-2	1	2	-4	0,4	1	0,85
5	0	0,2	0,5	-0,5	2	2	1	4	-3	-2	2	4	0,7	1	0,85
6	0	0,4	0,6	-3	1	4	1	1	-2	1	2	-4	0,4	1	0,85
7	2	0,8	0,2	-2	2	0,5	1	4	-3	-2	2	4	0,7	0,5	0,85
8	0	0,2	0,5	-3	1	4	1	1	-1,8	0,9	1,8	-4	0,4	1	1,0
9	0,5	0,2	0,5	-3	1	4	1	1	-1,8	0,9	1,8	-4	0,6	2	1,0

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
10	0,6	0,8	0,2	-3	1	4	1	1	-1,8	0,9	1,8	-4	0,1	1,5	0,85
11	0	1	0,8	-1	-2	1	1	2	2	2	1	-2	0,5	1	0,6
12	0,8	1	0,8	-1	-2	1	1	2	2	2	1	-2	0,45	0,5	0,6
13	0,7	0,5	0,6	-2	-1	-1	2	1	3	1	-2	-2	0,2	0,8	0,7
14	0	0,8	0,8	-3	3	-1	1	2	2	2	-2	-3	0,25	1	0,9
15	0	2	1	2	1	-1	1	-2	2	-2	4	3	0,8	1	1
16	1,2	1,5	0,6	-3	-1	4	2	1	-2	-2	1	3	0,7	1,2	0,75
17	0	3	2	-1	-2	-2	1	2	3	-1	-2	-3	0,3	1	0,9
18	0,1	1,8	0,8	-2	-2	-2	1	-2	3	-1	-2	-3	0,6	1,1	0,9
19	0,1	1,8	0,8	-2	-2	-2	1	-2	3	-1	-2	-3	0,5	1,2	0,9
20	0,1	1,8	0,8	-2	-1,2	-1	1	-2	0,5	2	-2	-3	0,5	1,2	1,2
21	0,1	1,8	0,8	-2	-1,2	-1	1	-2	0,5	2	-2	-3	0,5	1,3	1,3
22	0,1	1,8	0,8	-2,1	-1,2	-1	1	-2	0,45	2	-2	-3,5	0,4	1,3	1,3
23	0,1	1,8	0,8	-3	1	4	1	1	-2	1	2	-4	0,6	1,3	1,3
24	0,1	1,8	0,8	-2	-2	-2	1	-2	3	-1	-2	-3	0,35	1,1	1,2
25	0	1,8	0,8	-3	-2	-2	1	-2	3	-1	-2	3	0,7	0,8	1

Метод зворотного розповсюдження похибки (Error Back Propagation) за своєю суттю – це метод градієнтного спуску, котрий застосовують для настроювання вагових коефіцієнтів w_{kj} так, щоб мінімізувати функцію похибки δ_j . Цей метод відноситься до методу навчання з вчителем і потребує функції активації, яка повинна бути безперервно диференціюємою (наприклад логістичною).

Запропонований порядок проведення навчання методом зворотного розповсюдження похибки наступний:

1. Задаємося значеннями ваги вхідних сигналів x_1, x_2 , порогом x_0 бажаним значенням вихідного сигналу $y_6 = \varphi(netOpt)$, сигмоподібною логарифмічною функцією активації (логістичного типу) $\varphi(net) = \frac{1}{1 + e^{-au}}$ та нормою навчання η згідно таблиці варіантів (таблиця 2.1).

2. Розрахунок виходу мережі в прямому напрямку. Для цього необхідне розрахувати лінійну комбінацію вхідних сигналів кожного нейрона скритого шару з:

$$u_k = x_0 + \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (2.1)$$

де w_{kj} – ваговий коефіцієнт синоптичного зв'язку, що з'єднує k -й нейрон шару n з j -м нейроном шару $n-1$;

x_j - значеннями ваги вхідного сигналу j -го нейрону.

3. Розрахуємо значення функції активації на виході кожного k -го нейтрона скритого шару згідно:

$$\varphi(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-au_k}} \quad (2.2)$$

4. Розрахуємо лінійну комбінацію вхідних сигналів вихідного нейрону згідно:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (2.3)$$

5. Розрахуємо значення функції активації на виході вихідного нейрону згідно

$$\varphi(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-au_k}} \quad (2.4)$$

6. Переходимо до визначення похибки в зворотному напрямку.

7. Розрахуємо похибку для вихідного нейрону від бажаного значення:
 $y_6 = (\varphi(net_{Opt}))$ з:

$$\delta_6 = (\varphi(net_{Opt}) - \varphi(net_6)) \cdot \frac{\partial(\varphi(net_k))}{\partial u_k} \quad (2.5)$$

Оскільки похідна від функції активації логістичного типу дорівнює:

$$\frac{\partial(\varphi(net_k))}{\partial u_k} = a\varphi(net_j) \cdot (1 - \varphi(net_j))$$

то маємо

$$\delta_6 = a(\varphi(net_{Opt}) - \varphi(net_6)) \cdot \varphi(net_6) \cdot (1 - \varphi(net_6)) \quad (2.6)$$

8. Розрахуємо похибку для нейронів скритого шару від бажаного значення з:

$$\delta_j = a \cdot \delta_k \cdot w_{kj} \cdot \varphi(net_j) \cdot (1 - \varphi(net_j)) \quad (2.7)$$

де δ_j - похибка нейрону з індексом j шару $n-1$;

k - індекс, який відповідає шару n , що посиляє похибку «назад»;

$\varphi(net_j)$ - функції активації нейрона шару $n-1$.

w_{kj} - ваговий коефіцієнт синоптичного зв'язку між нейронами.

9. Розрахуємо значення зміни вагових коефіцієнтів Δw_{jk} для вхідного шару нейронів мережі згідно:

$$\Delta w_{jk} = -\eta \delta_k x_j \quad (2.8)$$

де η - норма навчання;

x_j - вага вхідного сигналу нейрона з індексом j ;

δ_k - похибка нейрону шару n , що посиляє похибку «назад»

10. Розрахуємо значення зміни вагових коефіцієнтів Δw_{jk} для скритого шару нейронів мережі згідно:

$$\Delta w_{jk} = -\eta \delta_k \varphi(net_j) \quad (2.9)$$

де $\varphi(net_j)$ - функція активації нейрону попереднього шару;

δ_k - похибка нейрону шару n , що посиляє похибку «назад»

11. Коригуємо усі вагові коефіцієнти синоптичних зв'язків у штучній нейронній мережі згідно:

$$w_{jk}(t) = w_{jk}(t-1) + \Delta w_{jk}(t) \quad (2.10),$$

де індекс $(t-1)$ відноситься до попереднього значення коефіцієнту синоптичного зв'язку, а індекс (t) відноситься до нового значення коефіцієнту синоптичного зв'язку.

12. На цьому один прямий та один зворотній прохід навчання здійснено.
13. Далі повторюють ще один прохід, починаючи з п.2 з новими значеннями вагових коефіцієнтів синоптичних зв'язків w_{kj} .
14. Для того щоб пройти повний курс навчання, необхідне змінити вхідні данні x_0 та x_1 , та повторити процес навчання з новими значеннями вагових коефіцієнтів синоптичних зв'язків багато разів повторюючи кроки 1-11 доки не отримуємо задовільного результату. При цьому алгоритм навчання залишається тим же, але дані набору навчання постійно змінюються.

Результати виконання практичного завдання оформити у письмовому вигляді чорнилами, акуратно та розбірливе. Архітектуру нейронної мережі необхідно виконувати, використовуючи креслярські інструменти. Можливе виконання завдання на комп'ютері.

Для заданого варіанту тришарової нейронної мережі порядок розрахунку буде наступний:

Крок 1. Ініціалізація вхідних значень (x_1, x_2) , вагових коефіцієнтів $(w_{13}, w_{14}, w_{15}, w_{23}, w_{24}, w_{25}, w_{36}, w_{46}, w_{56})$, зміщення (x_0) , бажаного результату (y_{opt}) , норми навчання (η) та сигмоподібною логарифмічною функцією активації (логістичного типу) $\varphi(net) = \frac{1}{1 + e^{-au}}$ (значення a) згідно таблиці варіантів.

Крок 2. Розрахунок виходу u_k мережі в прямому напрямку:

1. Розрахунок лінійної комбінації вхідних сигналів кожного нейрона скритого шару з

$$u_k = x_0 + \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j :$$

$$u_3 = x_0 + x_1 \cdot w_{13} + x_2 \cdot w_{23}$$

$$u_4 = x_1 \cdot w_{14} + x_2 \cdot w_{24}$$

$$u_5 = x_1 \cdot w_{15} + x_2 \cdot w_{25}$$

2. Розрахунок функції активації виходу кожного нейрона скритого шару з

$$\varphi(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-au_k}} :$$

$$\varphi_3 = \frac{1}{1 + e^{-a \cdot u_3}}$$

$$\varphi_4 = \frac{1}{1 + e^{-a \cdot u_4}}$$

$$\varphi_5 = \frac{1}{1 + e^{-a \cdot u_5}}$$

3. Розрахунок лінійної комбінації вхідних сигналів нейрона вихідного шару з

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j :$$

$$u_6 = \varphi_3 \cdot w_{36} + \varphi_4 \cdot w_{46} + \varphi_5 \cdot w_{56}$$

4. Розрахунок функції активації вихідного нейрону $\varphi(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-au_k}} :$

$$\varphi_6 = \frac{1}{1 + e^{-a \cdot u_6}}$$

Крок 3. Розрахунок $\delta^{(N)}$ для вихідного шару і похибки за вектором входу і відповідним йому вектором бажаного виходу для інших шарів:

1. Розрахуємо спочатку похибку для вихідного нейрону від бажаного значення:

$$y_6 = (\varphi(net_{Opt})) \text{ з:}$$

$$\delta_6 = a(y_{opt} - \varphi_6) \cdot \varphi_6 \cdot (1 - \varphi_6)$$

2. Розрахуємо похибку для нейронів скритого шару від бажаного значення з

$$\delta_j = a \cdot \delta_k \cdot w_{kj} \cdot \varphi(net_j) \cdot (1 - \varphi(net_j)) :$$

$$\delta_3 = a \cdot \delta_6 \cdot w_{36} \cdot \varphi_3 \cdot (1 - \varphi_3)$$

$$\delta_4 = a \cdot \delta_6 \cdot w_{46} \cdot \varphi_4 \cdot (1 - \varphi_4)$$

$$\delta_5 = a \cdot \delta_6 \cdot w_{56} \cdot \varphi_5 \cdot (1 - \varphi_5)$$

Крок 4. Розрахунок зміни ваг $\Delta w^{(N)}$ для вихідного шару з $\Delta w_{jk} = -\eta \delta_k \varphi(net_j) :$

$$\Delta w_{36} = -\eta \cdot \delta_6 \cdot \varphi_5$$

$$\Delta w_{46} = -\eta \cdot \delta_6 \cdot \varphi_4$$

$$\Delta w_{56} = -\eta \cdot \delta_6 \cdot \varphi_5$$

Крок 5. Розрахунок за $\Delta w_{jk} = -\eta \delta_k \varphi(net_j)$ зміни ваг $\Delta w^{(n)}$ для всіх інших шарів.

1. Для вхідного шару:

$$\Delta w_{13} = -\eta \cdot \delta_3 \cdot x_1$$

$$\Delta w_{14} = -\eta \cdot \delta_4 \cdot x_1$$

$$\Delta w_{15} = -\eta \cdot \delta_5 \cdot x_1$$

2. Для скритого шару:

$$\Delta w_{23} = -\eta \cdot \delta_3 \cdot x_2$$

$$\Delta w_{24} = -\eta \cdot \delta_4 \cdot x_2$$

$$\Delta w_{25} = -\eta \cdot \delta_5 \cdot x_2$$

Крок 6. Коригування всіх ваг у штучній нейронній мережі згідно

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t) :$$

1. Вхідного шару:

$$w_{13}(\text{new}) = w_{13} + \Delta w_{13}$$

$$w_{14}(\text{new}) = w_{14} + \Delta w_{14}$$

$$w_{15}(\text{new}) = w_{15} + \Delta w_{15}$$

2. Схованого шару:

$$w_{23}(\text{new}) = w_{23} + \Delta w_{23}$$

$$w_{24}(\text{new}) = w_{24} + \Delta w_{24}$$

$$w_{25}(\text{new}) = w_{25} + \Delta w_{25}$$

2. Вихідного шару:

$$w_{36}(\text{new}) = w_{36} + \Delta w_{36}$$

$$w_{46}(\text{new}) = w_{46} + \Delta w_{46}$$

$$w_{56}(\text{new}) = w_{56} + \Delta w_{56}$$

Перший прохід завершено

Крок 7. Повторюємо **Крок 2...Крок 6** з новими ваговими коефіцієнтами – другий прохід

Крок 8. Повторюємо **Крок 2...Крок 6** з новими ваговими коефіцієнтами – третій прохід

Після виконання 3-х проходів необхідно зробити висновок о здатності даної мережі до навчання, виходячи з наступних міркувань.

Початкові ваги зв'язків. Початкові ваги зв'язків є невеликими випадковими числами, що забезпечують для заданого вхідного вектору x_k таке значення $\varphi(\text{net}_k)$, при якому використовується лінійна ділянка сигмоподібної

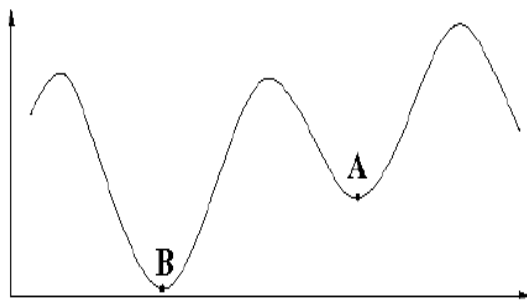


Рисунок 2.2 До проблеми локальних мінімумів

функції активації. Зазвичай це досягається, якщо значення u_{kj} лежать в

діапазоні $\left[-\frac{3}{\sqrt{m}}, +\frac{3}{\sqrt{m}}\right]$, де m – число

входів відповідного нейрона.

Неправильний вибір початкових ваг зв'язків може приводити до рішень, відповідних локальних мінімумів похибки персептрона, або до "попадання" на ділянку "плато" (рисунок 2.2).

Припустимо, що початкові значення похибки дорівнюють, або дуже близькі до точки А. Тоді малі зміни вагових коефіцієнтів викличуть підвищення похибки поблизу точки А, та будуть відхиленні, тобто найменше значення похибки, яке локалізується в точці В, не буде ніколи знайдено. З іншої сторони, великі зміни вагових коефіцієнтів можуть викликати таку різку зміну похибки, що не буде знайдений ні локальний мінімум в точці А, ні кінцевий мінімум в точці В.

Крім того в процесі навчання може виникнути ситуація, коли великі позитивні або негативні значення вагових коефіцієнтів змістять робочу точку

на сигмоїдальній функції багатьох нейронів в область насичення. Малі величини похідної від активаційної функції приведуть до зупинки навчання нейронної мережі (ефект "плато").

Коефіцієнт навчання. Коефіцієнт навчання η чинить значний вплив на швидкість навчання багатошарового персептрона і збіжність рішення. Вибір η зазвичай здійснюють експериментально.

Відносно великі значення η забезпечують швидке навчання, але при цьому існує небезпека отримати невірне рішення. Малі значення η затягують процес навчання. Діапазон можливих значень η від 10^{-3} до 10. Окрім цього, конкретні значення η , вибрані на початку процесу навчання, можуть виявитися не зовсім відповідними у кінці навчання. Тому у ряді випадків η змінюють в ході навчання. Один із способів управління значенням η полягає в контролі помилки δ_k . Якщо корекція ваг зв'язків при виконаних за алгоритмом зворотного розповсюдження похибки призводить до збільшення помилки, то необхідно η зменшити. І навпаки, якщо помилка монотонно зменшується, то необхідно збільшити η . Існує правило управління коефіцієнтом навчання:

$$\Delta\eta = \begin{cases} +a, & \text{якщо } \Delta\delta < 0, \\ -b\eta, & \text{якщо } \Delta\delta > 0, \\ 0, & \text{якщо } \Delta\delta = 0, \end{cases}$$

де a і b - позитивні константи.

Додавання моменту інерції. Оскільки алгоритм зворотного поширення похибки базується на використанні методу градієнта, то при великих значеннях параметра η по мірі наближення до мінімуму похибки, можливі осциляції. Для того щоб виключити осциляції, в правило оновлення ваг зв'язків вводять момент інерції.

Припустимо, що зміна ваги Δw_{ij}^n на поточному кроці відповідала $\Delta w_{ij}^n(t)$. Для наступного моменту часу зміна ваги $\Delta w_{ij}^n(t+1)$ має бути пропорційне градієнту $-\eta \frac{\partial \delta}{\partial w_{ij}^k(t)}$. Додавання моменту інерції дозволяє на кожному кроці

частково зберігати попередній напрям зміни ваг зв'язків.

Перенавчання. У процесі навчання безліч прикладів, які містять в собі набір вхідних та бажаних даних розбивається на дві підмножини X_1 і X_2 . Для навчання використовуються тільки елементи підмножини X_1 , яка дозволяє сформувати повчальну послідовність. Сукупність елементів з X_2 утворює перевірочну послідовність.

На рисунку 2.3 показаний якісний характер залежності помилки нейронної мережі на етапі навчання і на етапі перевірки від кількості циклів навчання. Спочатку обидві помилки зменшуються. Це означає, що мережа коректно навчається на структури даних, які властиві простору вхідних сигналів. Проте якщо мережа є надмірно гнучкою (тобто має велику кількість ступенів свободи, ніж необхідне), то помилка перевірки після деякого числа

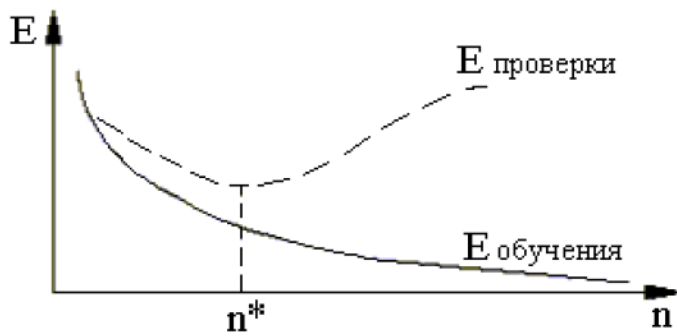


Рисунок 2.3 Залежність нейронної мережі від кількості циклів навчання

циклів навчання починає зростати. Це означає, що при навчанні мережа швидше враховує особливості властиві конкретних наборів даних X_1 , а не особливостей структурних даних, що представляють вхідні образи. Наприклад, дані з X_1 може бути зашумлені, і мережа в цьому випадку узагальнює властивості шуму. Тоді говорять, що мережа "перенавчалася". В зв'язку з цим виникає питання про правильність

вибору структури нейронної мережі.

Якщо помилка перевірки зростає, то необхідно скоротити число нейронів прихованих шарів ШНМ. В той же час, якщо обидві помилки зменшуються, але залишаються відносно великими до кінця процесу навчання, то необхідно збільшити число нейронів прихованих шарів.

Рекомендована література

1. Моніторинг процесів та штучний інтелект. Навчальний посібник для підготовки магістрів спеціальності 271 «Річковий та морський транспорт», спеціалізації 271.03 «Експлуатація суднового електрообладнання і засобів автоматики». Одеса: Одеський національний морський університет, 2023 – 133 с.
2. Моніторинг процесів та штучний інтелект: методичні вказівки до самостійної роботи / Укл. С.М. Дранчук – Одеса: ОНМУ, 2022. – 23 с. – Електронний варіант
3. Методи та системи штучного інтелекту: навч. посіб. / Уклад.: А.С.Савченко, О.О.Синельников. – К.: НАУ, 2017. – 190 с.
4. Субботін С.О. Нейронні мережі: теорія та практика: навч. посібн. / С.О. Субботін.- Житомир: Вид. О.О.Євенок, 2020. – 184 с.
5. Вовк О.Б., Шаховська Н.Б., Камінський Р.М. Системи штучного інтелекту. – Львів: Львівська політехніка, 2018. – 392 с.
6. Булгакова О.С., Зосімов В.В., Поздєєв В.О. Методи та системи штучного інтелекту: теорія та практика. – Херсон: Олді-плюс, 2020. – 356 с.
7. Апостолук В. О. Інтелектуальні системи керування: конспект лекцій / В. О. Апостолук, О. С. Апостолук. – К.: НТУУ «КПІ», 2008. – 88 с.
8. Завадський В.А. Електронні засоби і системи охорони судна: навч. посібн. / В.А.Завадський, С.М.Дранчук.- Одеса: ОНМА, 2012. – 164 с.
9. Система моніторингу енергетичного обладнання судна : <http://www.fleeteco.com/about.php>
10. Система дистанційного контролю параметрів роботи суднового дизельного енергетичного обладнання з WEB-доступом "ShipMonitoring": <http://www.shipmonitoring.org>

- 11.Завальнюк О.П. Автоматичний моніторинг технічного стану корпусу судна в процесі його експлуатації /Восточно-Европейский журнал передовых технологий: ISSN 1729-3774, № 5/7 (77) 2015, с.36-39.
- 12.Харченко Р.Ю. Гібридні інтелектуальні мережі для судових систем мікроклімату. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису. Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук (доктора філософії) за спеціальністю 05.22.20 – Експлуатація та ремонт засобів транспорту. – Національний університет «Одеська морська академія», Одеса, 2018.- 261 с.
- 13.Phelps B., Morris, B. Review of Hull Structural Monitoring Systems for Navy Ships/ Technical rept. № ADA588962: Australia, 2013. – 152 p.