

**МІНІСТЕРСТВО ВНУТРІШНІХ СПРАВ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ВНУТРІШНІХ СПРАВ
КРЕМЕНЧУЦЬКИЙ ЛЬОТНИЙ КОЛЕДЖ**

Циклова комісія технічного обслуговування авіаційної техніки

ТЕКСТ ЛЕКЦІЇ

**з навчальної дисципліни «Інформаційні системи контролю та діагностики газотурбінних двигунів»
обов'язкових компонент освітньо-професійної програми
першого (бакалаврського) рівня вищої освіти
Технічне обслуговування та ремонт повітряних суден і авіадвигунів**

за темою – Конекціоністські моделі та методи.

Харків 2022

ЗАТВЕРДЖЕНО

Науково-методичною радою
Харківського національного
університету внутрішніх справ
Протокол від 30.08.2022 № 8

СХВАЛЕНО

Методичною радою Кременчуцького
льотного коледжу Харківського наці-
онального університету внутрішніх
справ
Протокол від 22.08.2022 № 1

ПОГОДЖЕНО

Секцією Науково-методичної ради
ХНУВС з технічних дисциплін
Протокол від 29.08.2022 № 8

Розглянуто на засіданні циклової комісії технічного обслуговування авіаційної техніки, протокол від 10.08.2022 № 1

Розробник: старший викладач циклової комісії технічного обслуговування авіаційної техніки, к.т.н., спеціаліст вищої категорії, викладач-методист, Владов С.І.

Рецензенти:

1. Завідувач кафедри транспортних технологій Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського, доктор технічних наук, професор Мороз М.М.
2. Викладач циклової комісії аеронавігації Кременчуцького льотного коледжу Харківського національного університету внутрішніх справ, кандидат технічних наук, старший науковий співробітник Тягній В.Г.

План лекції

1. Загальна характеристика конекціоністського підходу та його місце в теорії інтелектуальних систем.
2. Модель штучного нейрона: Функція активації; Формальна модель нейрона Маккаллока-Пітса.

Рекомендована література:

Основна

1. Нечипоренко О. М. Основи надійності літальних апаратів : навчальний посібник. Київ : НТУУ «КПІ», 2010. 240 с.
2. Глибовець М. М., Олецький О. В. Системи штучного інтелекту. Київ : КМ Академія, 2002. 366 с.
3. Литвин В. В., Пасічник В. В., Яцишин Ю. В. Інтелектуальні системи : підручник. Львів: «Новий Світ – 2000», 2020. 406 с.

Допоміжна

4. Субботін С.О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень. Запоріжжя : ЗНТУ, 2008. 341 с.
5. Руденко О. Г., Бодянський Є. В. Штучні нейронні мережі : навчальний посібник. Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. 404 с.
6. Нестеренко О. В., Савенков О. І., Фаловський О. О. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень : навчальний посібник. Київ : Національна академія управління, 2016. 188 с.
7. Вахнюк С.В. Технологія створення програмних та інтелектуальних систем: навчальний посібник. Суми : УАБС НБУ, 2011. 254 с.
8. Шаров С. В., Лубко Д. В., Осадчий В. В. Інтелектуальні інформаційні системи : навчальний посібник. Мелітополь: Вид-во МДПУ ім. Б. Хмельницького, 2015. 144 с.

ТЕКСТ ЛЕКЦІЇ

6.1. Загальна характеристика конекціоністського підходу та його місце в теорії інтелектуальних систем

Конекціоністський підхід до побудови систем штучного інтелекту розвинувся на противагу символічному, що є характерним для сучасних моделей знань. В основі конекціоністського підходу лежить спроба безпосереднього моделювання розумової діяльності людського мозку. Відомо, що мозок людини складається з величезної кількості нервових клітин (нейронів), що взаємодіють між собою. Ці "обчислювальні елементи" мозку функціонують набагато повільніше, ніж обчислювальні елементи комп'ютерних систем. Але ефективність людського інтелекту досягається як за рахунок паралельної роботи нейронів, так і за рахунок того, що механізми їх взаємодії були вироблені шляхом тривалої еволюції.

Для багатьох цілей нейрон можна розглядати як елемент з певним критичним значенням. Це означає, що він або ж дає на виході деяку постійну величину, якщо сума його входів досягає певного значення, або ж залишається пасивним.

Мак-Каллок і Пітс довели, що будь-яку обчислювану функцію можна реалізувати за допомогою спеціально організованої мережі ідеальних нейронів, логічні властивості яких з високою достовірністю можна приписати реальному нейрону. Але ця мережа буде мати наступні вади. По-перше, проблема полягає в тому, чи можна знайти якийсь розумний принцип реорганізації мережі, який дозволяв би випадково об'єднаній, спочатку, групі ідеальних нейронів самоорганізовуватись в "обчислювальний пристрій", здатний вирішувати довільну задачу розпізнавання. По-друге, потрібно використовувати велику кількість нейронів. Так, модель мурашки потребує використання близько 20000 нейронів, людини — 100 млрд. нейронів, що на практиці неможливо.

Нейрологічна теорія стала також основою системи розпізнавання, яка дістала назву *перцептрон*. В цьому підході основна увага приділялась встановленню характеристик, приписаних фіксованій множині детекторів ознак. Альтернативний підхід розпізнавання зводиться до пошуку "*добрих*" ознак, на основі яких розпізнавання здійснюється найбільш чітко. Наприклад, перцептрон Розенблатта передавав повідомлення від "ока", яке реалізовувалось системою фотоелементів, в блоки електро-механічних комірок пам'яті, які оцінювали відносні величини електричних сигналів. Ці комірки з'єднувались між собою випадковим чином, створюючи мережу з прямими зв'язками. Зазначимо, що в ній були відсутні зворотні зв'язки між нейроподібними елементами. Перцептрон міг навчатись шляхом спроб і помилок, а також корекцією електричних імпульсів.

Мінські і Пейпертом було математично доведено, що перцептрони не в змозі виконувати багато приписуваних їм функцій, наприклад, розпізнавання частково затулених предметів. Після цього результату розвиток перцептронної теорії призупинився.

Один з сучасних напрямків створення розумних машин — це розробка *нейрокомп'ютерів*. *Нейрокомп'ютер* — це програмно-технічна система (спеціалізована ЕОМ), яка реалізує деяку формальну модель природної мережі нейронів.

В основу машин п'ятого покоління покладено ідею паралельної обробки інформації в нейроподібних системах. Не зважаючи на те, що електронний процесор працює в тисячі разів швидше, ніж його нейронний еквівалент у мозку, мережі нейронів

вирішують багато задач (особливо нечислових) в тисячі раз швидше, ніж електронний процесор.

Причини цього такі:

- 1) Характер взаємозв'язків між нейронами дозволяє розв'язувати багато задач на основі паралельної обробки;
- 2) У нейронній мережі пам'ять не локалізована в одному місці (як в послідовних машинах), а розподілена по всій структурі. В біологічних системах пам'ять реалізується підсиленням або послабленням зв'язків між нейронами, а не зберіганням двійкових символів;
- 3) Біологічні мережі реагують не на всі, а тільки на визначені зовнішні подразнення. Кожний нейрон виступає як елемент прийняття рішення і як елемент зберігання інформації. Перевага такої структури — "життєздатність" (вихід з ладу декількох нейронів не приводить до значної зміни даних, що зберігаються, або ж до руйнування всієї системи).
- 4) Можливість адресації за вмістом (асоціативної пам'яті) є ще однією важливою характеристикою систем з розподіленою пам'яттю (кожний елемент відшукується за його вмістом, а не зберігається в комірці пам'яті з визначеним номером).

В основу зв'язків в нейрокомп'ютерах покладено *принцип асоціацій*. Асоціативні зв'язки пронизують все мислення людини. Існує думка [1], що *процеси мислення є не що інше, як розповсюдження певного збудження, як деяка ланцюгова реакція*. Навіть найбільш примітивні процеси навчання принципово залежать від послідовності подій в часі. Це й закладено в природу нейронних систем. Тому їм притаманне реагування тільки на жорстко визначені зовнішні подразнення. Наприклад, домашні тварини "навчаються" ігнорувати повторні несуттєві зовнішні подразнення ("цокання" годинника), але посилюють сприйняття подразнень, які можуть мати серйозні наслідки (звук автомобільних гальм).

Багато дослідників вважає, що майбутнє належить комп'ютерам, які базуються на аналізі зв'язків, а не обробці символів [11]. Мінські вважав, що якщо комп'ютер повинен діяти подібно мозку, тоді й його конструкція повинна бути також подібна до мозку.

Моделі штучних нейронних мереж (ШНМ) і схеми з адресацією за вмістом мають і недоліки. Внаслідок нефіксованої організації вони можуть плутати різні об'єкти. Але це аналогічно звиканню, посиленню чуттєвості до асоціацій, які лежать в основі психічних особливостей людини. Іншими словами, будь-який комп'ютер, який претендує на "розумність" повинен мати такі особливості.

Штучні нейрони, що також називаються нейронними клітинами, вузлами, модулями, моделюють структуру й функції біологічних нейронів. Архітектура й особливості штучних нейронних мереж, утворених нейронами, залежать від конкретних завдань, які мають бути вирішені з їхньою допомогою [11].

6.2. Модель штучного нейрона

Структуру штучного нейрона, запропоновану у [11], зображено на рис. 6.1.

Вхідними сигналами штучного нейрона x_i ($i = \overline{1, N}$) є вихідні сигнали інших нейронів, кожний з яких узятий зі своєю вагою w_i ($i = \overline{1, N}$), аналогічною до синаптичної сили.

Вхідний оператор $f_{\text{вх}}$ перетворює зважені входи й подає їх на оператор активації f_a . Вихідний сигнал нейрона у являє собою перетворений вихідним оператором $f_{\text{вих}}$

вихідний сигнал оператора активації. Таким чином, нелінійний оператор перетворення вектора вхідних сигналів x у вихідний сигнал y може бути записаний у такий спосіб:

$$y = f_{\text{вих}}(f_a(f_{\text{вх}}(x, w))) \quad (6.1)$$

Як вже зазначено, вихідний сигнал даного нейрона є вхідним для наступного.



Рис. 6.1. Структура штучного нейрона

Вхідний оператор (вхідна функція) нейрона задає вигляд використовуваного в нейроні перетворення зважених входів. Відмінність гальмуючих входів від збуджувальних відбивається у знаках відповідних ваг. Звичайно використовуються такі вхідні функції:

— сума зважених входів

$$f(x, w) = \sum_{i=1} w_i x_i;$$

— максимальне значення зважених входів

$$f(x, w) = \max_i (w_i x_i);$$

— мінімальне значення зважених входів

$$f(x, w) = \min_i (w_i x_i).$$

6.2.1. Функція активації

Функція активації $f_a(\cdot)$ описує правило переходу нейрона, що перебуває в момент часу k у стані $z(k)$, у новий стан $z(k+1)$ при надходженні вхідних сигналів x

$$z(k+1) = f_a(z(k), f_{\text{вх}}(x, w)).$$

Надалі позначатимемо функцію активації без індексу «a». Найбільш простими активаційними функціями є

— лінійна

$$f(z) = Kz, K = \text{const};$$

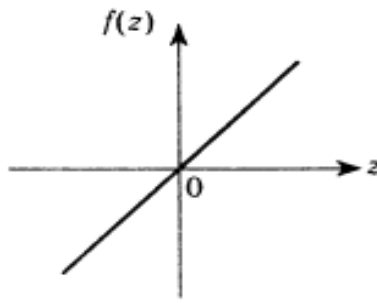


Рис. 6.2. Лінійна функція

— лінійна біполярна з насиченням

$$f(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z > \alpha_2; \\ Kz & \text{при } -\alpha_1 \leq z \leq \alpha_2; \\ -1 & \text{при } z < -\alpha_1; \end{cases}$$

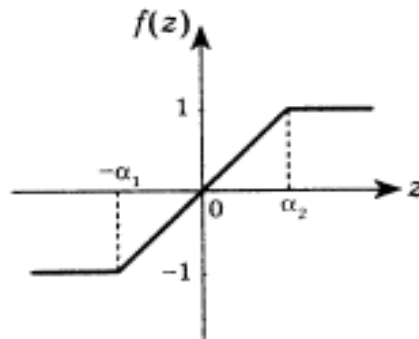


Рис. 6.3. Лінійна біполярна функція з насиченням

— лінійна уніполярна з насиченням

$$f(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z \geq \frac{1}{2\alpha}; \\ \alpha z + 0,5 & \text{при } |z| < \frac{1}{2\alpha}; \\ 0 & \text{при } z \leq -\frac{1}{2\alpha}. \end{cases}$$

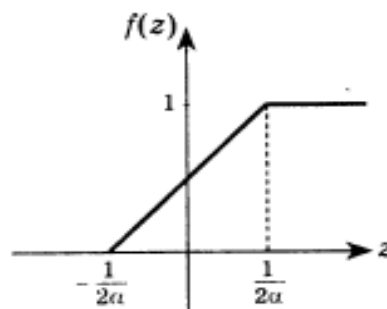


Рис. 6.4. Лінійна уніполярна функція з насиченням

Незважаючи на те, що лінійні функції є найбільш простими, їхнє застосування

обмежене, в основному, найпростішими ШНМ, які не мають у своєму складі прихованих шарів, у яких, крім того, існує лінійна залежність між вхідними й вихідними змінними. Такі мережі мають обмежені можливості. Двошарова лінійна мережа еквівалентна одношаровій з ваговою матрицею, що дорівнює добутку вагових матриць першого й другого шарів. Звідси випливає, що будь-яка багатошарова лінійна мережа може бути замінена еквівалентною одношаровою. Хоча, використання лінійних активаційних функцій не є зайвим у багатошарових ШНМ, для розширення ж можливостей мережі застосовують нелінійні функції активації.

У роботі У. Мак-Каллока і У. Піттса у якості активаційної використовувалася функція Хевісайда — уніполярна порогова гранична функція вигляду

$$f(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z \geq \alpha; \\ 0 & \text{при } z < \alpha. \end{cases}$$

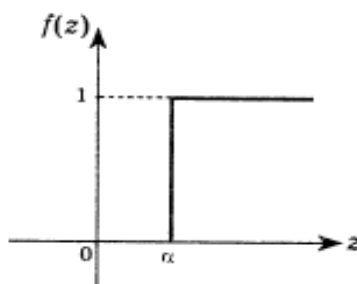


Рис. 6.5. Уніполярна порогова функція

Різновидом даної функції є біполярна порогова функція

$$f(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z \geq \alpha; \\ -1 & \text{при } z < \alpha. \end{cases}$$

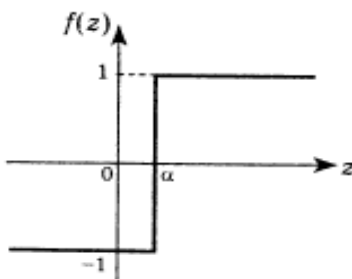


Рис. 6.6. Біполярна порогова функція

Ці функції активації застосовувалися в основному в класичних ШНМ. При побудові нових структур ШНМ найчастіше доводиться працювати як із самою активаційною функцією, так і з її першою похідною. У цих випадках необхідним є використання як активаційної монотонної диференційованої й обмеженої функції. Особливо важливу роль відіграють такі функції під час моделювання нелінійних залежностей між вхідними й вихідними змінними. Це так звані *логістичні*, або *сигмоїдальні* (S-подібні), функції.

Функція називається сигмоїдальною, якщо вона є монотонно зростаючою, диференційованою і задовольняє умові

$$\lim_{\lambda \rightarrow -\infty} f(\lambda) = k_1, \quad \lim_{\lambda \rightarrow +\infty} f(\lambda) = k_2, \quad k_1 < k_2.$$

До таких функцій належать:

— логістична (уніполярна)

$$f_{\log}(z) = \frac{1}{1+e^{-kz}}; \quad (6.2)$$

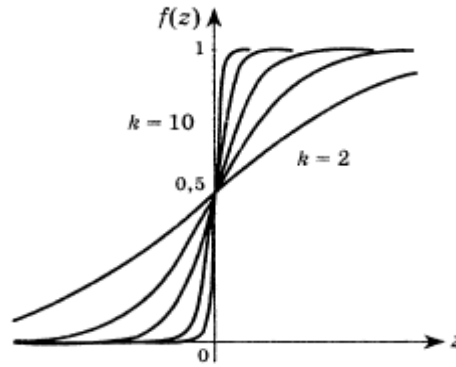


Рис. 6.6. Логістична функція

— гіперболічного тангенса (біполярна)

$$f_{\text{th}}(z) = \tanh(\alpha z) = \frac{e^{\alpha z} - e^{-\alpha z}}{e^{\alpha z} + e^{-\alpha z}};$$

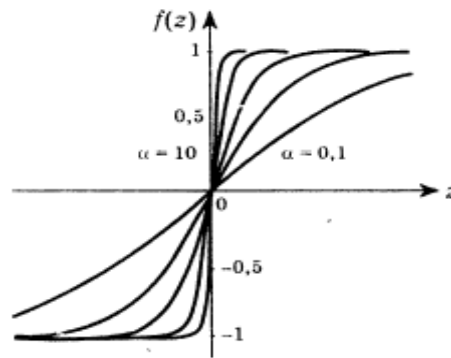


Рис. 6.8. Функція гіперболічного тангенса

Моделі штучних нейронів залежать від конкретних застосувань. Тому синтез моделі в кожному окремому випадку є нетривіальним завданням.

6.2.2. Формальна модель нейрона Маккаллока-Піттса

Формальний штучний нейрон (його називають також нейроном Мак-Каллока-Піттса) [11] може бути поданий як нелінійний перетворювач із ваговими коефіцієнтами w_{ji} , які також називаються синаптичними вагами або підсилювачами. Клітина тіла (сoma) описується нелінійною обмежувальною або пороговою функцією $f(u_j)$. Найпростіша модель штучного нейрона додає N зважених входів і здійснює нелінійне перетворення (див. рис. 6.1)

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ji}x_i + \theta_j\right), \quad (6.3)$$

де y_j — вихідний сигнал j -го нейрона; f — обмежувальна або порогова функція (активаційна); N — кількість входів; w_{ji} — синаптичні ваги; x_i — вхідні сигнали ($i = \overline{1, N}$); θ_j , ($\theta_j \in R$) — пороговий сигнал, що також називається зсувом.

Позначаючи $\theta_j = w_{j0}x_0$ (зазвичай $x_0 = 1$) формулу (6.3) можна переписати у вигляді

$$y_j = f\left(\sum_{i=0}^N w_{ji} x_i\right) = f(\mathbf{w}_j^T \mathbf{x}),$$

де $\mathbf{x} = (1, x_1, \dots, x_N)^T$; $\mathbf{w}_j = (w_{j0}, w_{j1}, \dots, w_{jN})^T$ — відповідні вектори входів і ваг розмірності $(N + 1) \times 1$.