

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДВНЗ "Ужгородський національний університет"
Факультет інформаційних технологій
Кафедра інформаційних управляючих систем та технологій

В. М. Коцовський

Нейронні системи

Конспект лекцій

Ужгород – 2013

ЗМІСТ

1. Загальна характеристика конекціоністського підходу та його місце в теорії інтелектуальних систем	2
2. Модель штучного нейрона	5
2.1. Функція активації	6
2.2. Формальна модель нейрона Маккаллока-Пітса	10
3. Архітектура штучних нейронних мереж	11
3.1. Поняття штучної нейромережі	11
3.2. ШНМ прямого поширення	12
3.3. ШНМ зворотного поширення	13
3.4. Повнозв'язні ШНМ	14
4. Навчання ШНМ	16
4.1. Поняття про навчання ШНМ	16
4.2. Правило навчання Гебба (корелятивне, співвідносне навчання)	17
4.3. Дельта-правило	18
4.4. Градієнтні методи навчання	18
5. Одношаровий перцептрон	20
5.1. Будова перцептрона	20
5.2. Навчання перцептрона	21
ЛІТЕРАТУРА	24

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 Піттс 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'єднаний, спочатку, групі ідеальних нейронів самоорганізовуватись в "обчислювальний пристрій", здатний вирішувати довільну задачу розпізнання. 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 електромеханічних 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.

Мінським 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 припинився.

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 [2-5]. Мінський говорив, 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 [6, 10].

2. МОДЕЛЬ ШТУЧНОГО НЕЙРОНА

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



Рис. 1. Структура штучного нейрона

Вхідний оператор $f_{\text{вх}}$ перетворює зважені входи й подає їх на оператор активації f_a . Вихідний сигнал нейрона y 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:

$$y = f_{\text{вих}}(f_a(f_{\text{вх}}(\mathbf{x}, \mathbf{w}))) \quad (1)$$

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

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

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

— максимальне значення зважених входів

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

— мінімальне значення зважених входів

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

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 «а». Найбільш простими активаційними функціями є

— лінійна

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

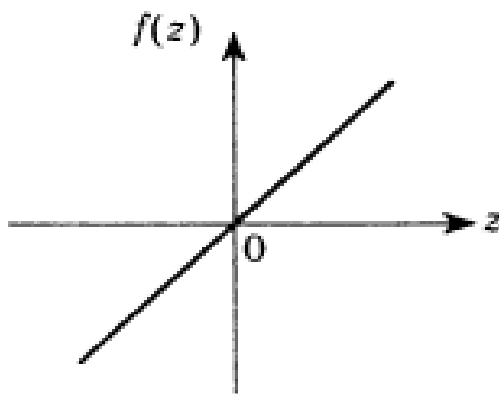


Рис. 2. Лінійна функція

— лінійна біполярна з насиченням

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

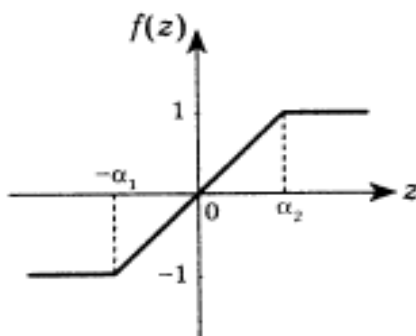


Рис. 3. Лінійна біполярна функція з насиченням

— лінійна уніполярна з насиченням

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

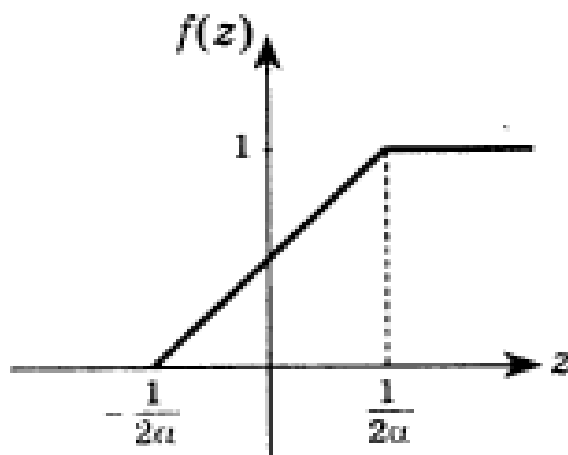


Рис. 4. Лінійна уніполярна функція з насиченням

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 багатшарова лінійна мережа може бути замінена еквівалентною одношаровою. Хоча, використання лінійних активаційних функцій не є зайвим у багатшарових 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 гранична функція вигляду

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

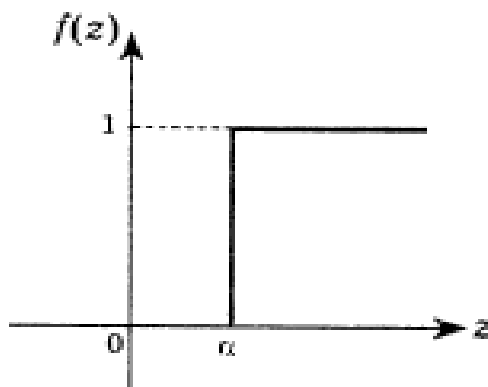


Рис. 5. Уніполярна порогова функція

Різновидом даної функції є біполярна порогова функція

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

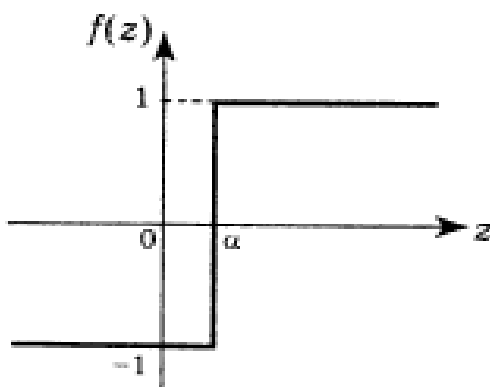


Рис. 6. Біполярна порогова функція

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)

$$f_{log}(z) = \frac{1}{1+e^{-\alpha z}}; \quad (2)$$

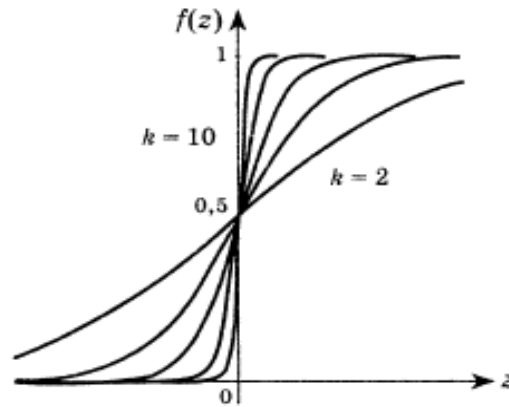


Рис. 7. Логістична функція

— гіперболічного тангенса (біполярна)

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

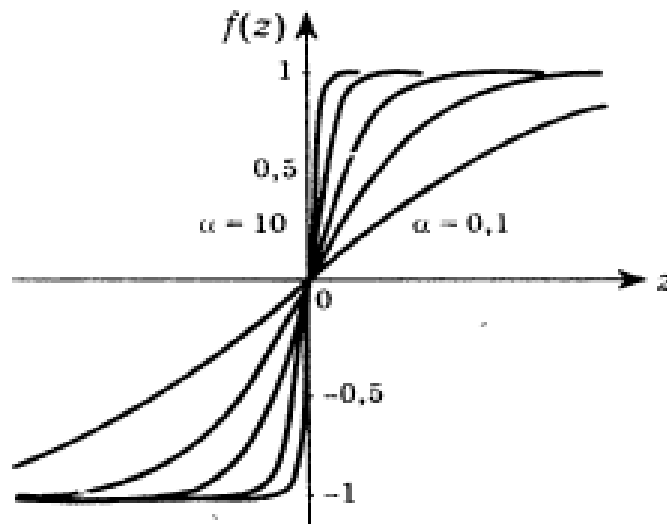


Рис. 8. Функція гіперболічного тангенса

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

2.2. Формальна модель нейрона Маккаллока-Пітца

Формальний штучний нейрон (його називають також нейроном Мак-Каллока-Пітца) [11] може бути поданий як нелінійний перетворювач із ваговими коефіцієнтами w_{ji} , які також називаються синаптичними вагами або підсилювачами. Клітина тіла (сома) описується нелінійною обмежувальною або пороговою функцією $f(u_j)$. Найпростіша модель штучного нейрона додає N зважених входів і здійснює нелінійне перетворення (див. рис. 1)

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ji}x_i + \theta_j\right), \quad (3)$$

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 (3) можна переписати у вигляді

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

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

3. АРХІТЕКТУРА ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

3.1. Поняття штучної нейромережі

З'єднані між собою нейрони утворюють ШНМ. Таким чином, ШНМ — пара (M, V) , де M — множина нейронів; V — множина зв'язків. Структура мережі задається у вигляді графа, у якому вершини є нейронами, а ребра являють собою зв'язки (з'єднання).

Кожен нейрон мережі має вхідні ланцюги, причому їхня кількість є довільною для кожного нейрона.

У загальному випадку ШНМ складається з декількох шарів, серед яких обов'язково є вхідний, що отримує зовнішні сигнали, вихідний, що відбиває реакцію нейронів на комбінації вхідних сигналів, і в багатошарових ШНМ — приховані шари (рис. 10). Така пошарова організація є аналогом шаруватих структур певних відділів мозку.

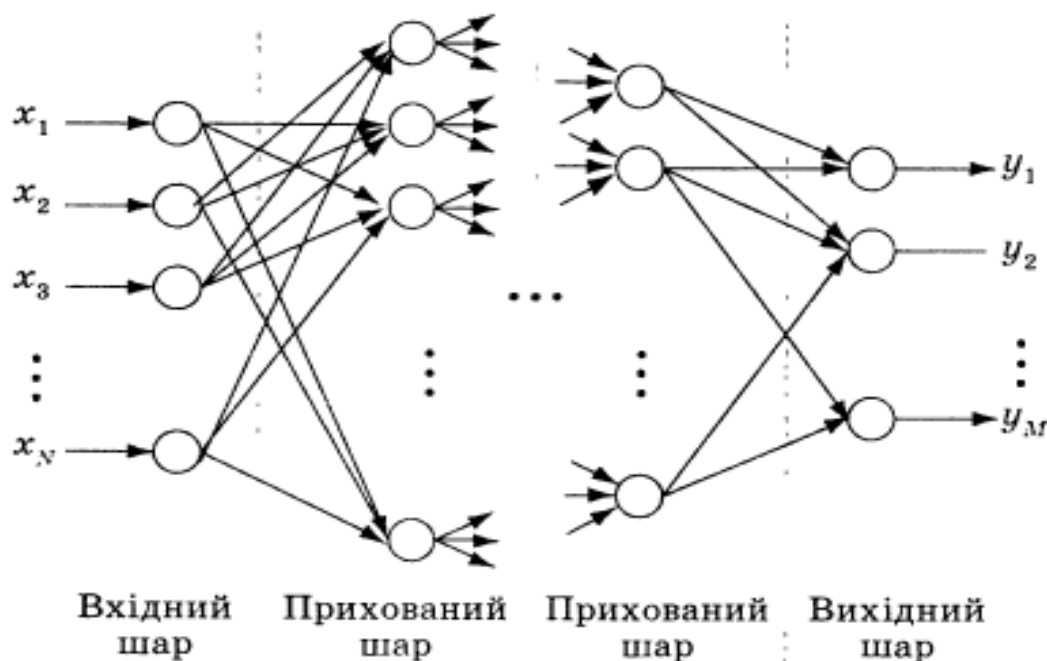


Рис. 10. Структура ШНМ

Зв'язки між нейронами задаються у вигляді векторів і матриць. Ваги зручно подавати елементами матриці $W = [w_{ij}]$ розмірності $N \times M$, де N — кількість входів; M — кількість нейронів. Елемент w_{ij} відбиває зв'язок між i -м й j -м нейронами. При цьому, якщо

$w_{ij} = 0$ — зв'язок між i -м й j -м нейронами відсутній;

$w_{ij} < 0$ — гальмуючий сигнал зв'язок;

$w_{ij} > 0$ — прискорювальний сигнал (збуджувальний) зв'язок.

Залежно від того, чи містять ШНМ зворотні зв'язки, чи ні, розрізняють такі їхні топології:

ШНМ без зворотних зв'язків (прямого поширення, Feed forward)

ШНМ зі зворотними зв'язками (зворотного поширення, рекурентні, Feedback)

- з прямими зворотними зв'язками (direct feedback);
- з непрямыми зворотними зв'язками (indirect feedback);
- з латеральними зв'язками (lateral feedback);
- повнозв'язні[1].

3.2. ШНМ прямого поширення

ШНМ прямого поширення припускає наявність декількох шарів зі зв'язками між нейронами різних шарів. У мережах першого порядку існують тільки зв'язки між двома сусідніми шарами, тобто між i -м й $(i+1)$ -м шарами. У цьому випадку говорять, що зв'язки ШНМ пошарові. Приклад такої мережі зображено на рис. 10. Якщо в мережі цього типу кожен нейрон шару i пов'язаний з кожним нейроном $(i+1)$ -го шару, мережа називається повнозв'язною прямого поширення.

У мережах другого порядку поряд із зв'язками між нейронами сусідніх i -го й $(i+1)$ -го шарів присутні зв'язки між нейронами шарів i -го й $(i+l)$ -го, де $l > 1$. Такий зв'язок називається «**shortcut**». Приклад такої ШНМ наведено на рис. 11.

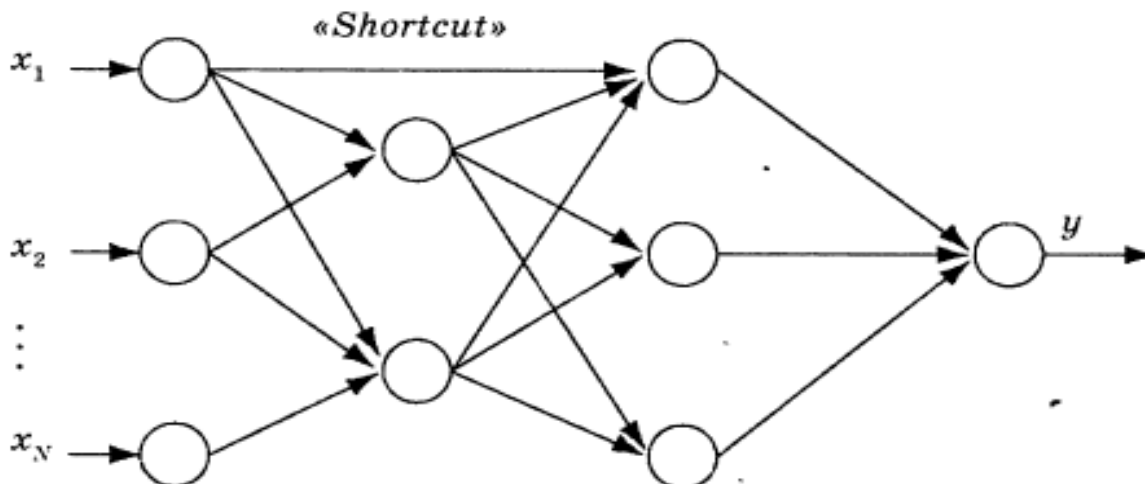


Рис. 11. ШНМ прямого поширення другого порядку

Зазначимо, що для мереж прямого поширення матриця зв'язків W є верхньою трикутною матрицею.

3.3. ШНМ зворотного поширення

Мережі цього типу припускають наявність зворотних зв'язків як між нейронами різних шарів, так і між нейронами одного шару. Використання мереж зі зворотними зв'язками необхідне у процесі вивчення складних динамічних об'єктів, наприклад об'єктів, що змінюють свій стан при надходженні нових вхідних сигналів. Такі ШНМ можуть мати властивості, подібні до короткочасної людської пам'яті.

У ШНМ із прямими зворотними зв'язками (рис. 12) на вхід нейрона деякого i -го шару подається його вихідний сигнал, тобто даний нейрон підсилює або послаблює сигнал, перетворений його активаційною функцією, завдяки чому досягається його граничний активаційний стан.

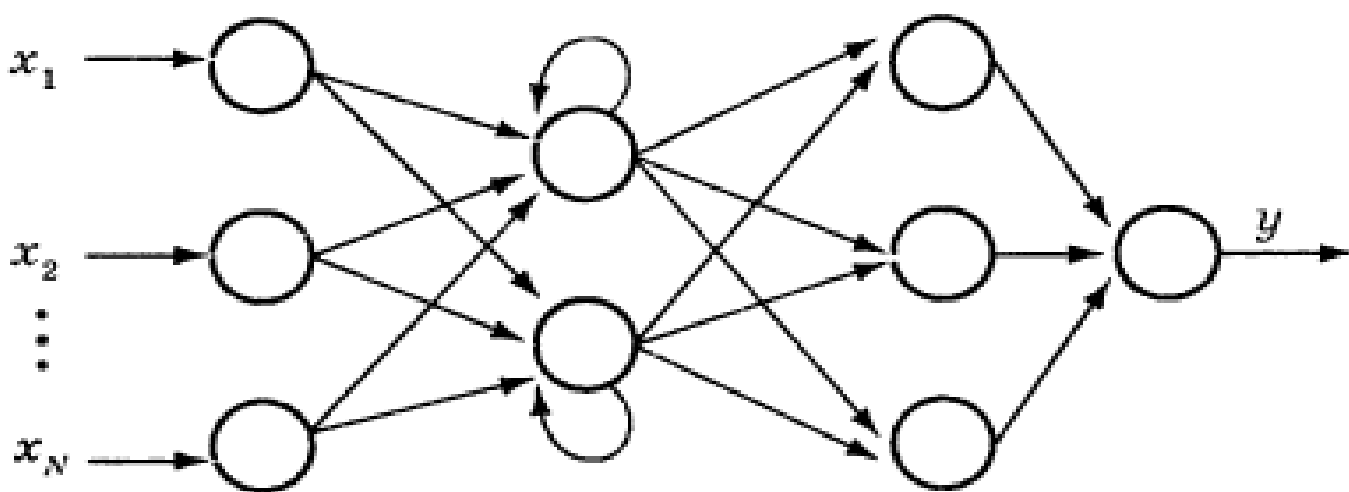


Рис. 12. ШНМ із прямими зворотними зв'язками

У ШНМ із непрямими зворотними зв'язками існують зв'язки нейрона i -го шару з нейронами $(i-k)$ -го шару $k > 0$. При цьому одночасно можуть бути прямі зв'язки цього ж нейрона з нейроном $(i+l)$ -го шару $(l > 0)$. Введення таких зворотних зв'язків необхідно, щоб виділити певну особливо важливу для даної ШНМ область вхідних сигналів (рис. 13).

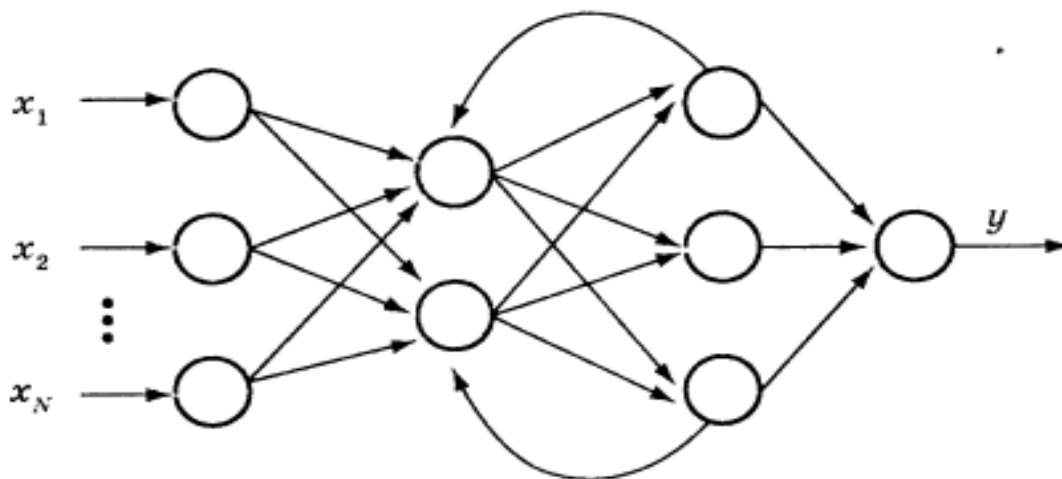


Рис. 13. ШНМ із непрямими зворотними зв'язками

ШНМ із латеральними зв'язками має зв'язки між нейронами одного шару (рис. 14). Такий тип зворотних зв'язків використовується у тому випадку, якщо тільки один нейрон з даної групи нейронів має бути активним. У цьому випадку на вхід кожного нейрона надходять гальмуючий (послаблюючий, інгібіторний) сигнал від інших нейронів і звичайно збуджувальний (посилюючий, ексгібіторний) сигнал власного зворотного зв'язку. Нейрон із найбільшою активністю (переможець) придушує інші нейрони. Тому цю топологію називають також топологією мережі «переможець отримує все» (WTA–Net).

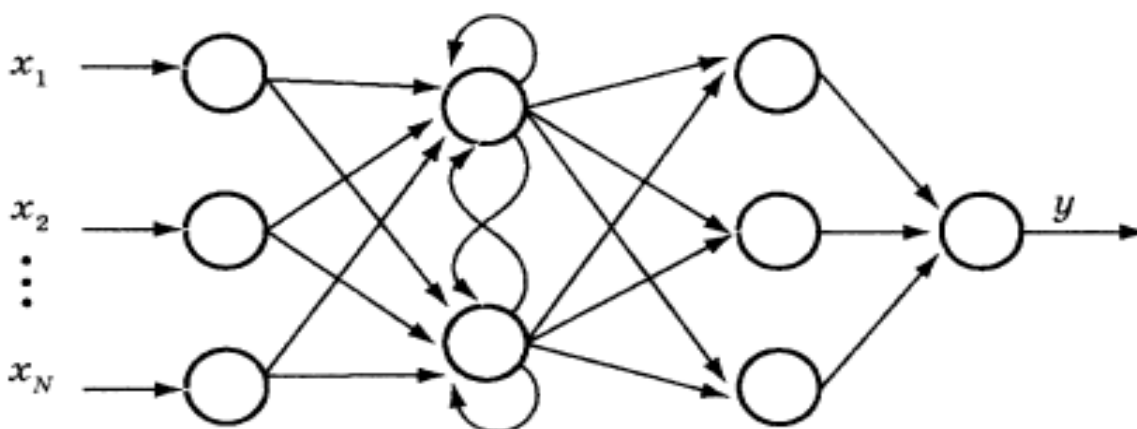


Рис. 14. ШНМ із латеральними зв'язками

3.4. Повнозв'язні ШНМ

Повнозв'язні ШНМ характеризуються наявністю зв'язків між усіма нейронами мережі

(рис. 15). Цей вид топології відомий також як мережа Хопфілда.

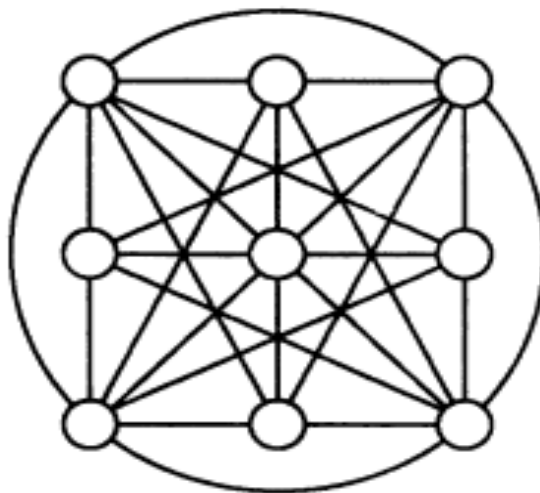


Рис. 15. Повнозв'язна ШНМ

Особливістю даної топології є те, що матриця зв'язків W має бути симетричною з нульовими діагональними елементами.

4. НАВЧАННЯ ШНМ

4.1. Поняття про навчання ШНМ

Характерною властивістю ШНМ є її здатність до навчання, що полягає у виробленні правильної реакції на подані їй різні вхідні сигнали. Існують такі можливості навчання ШНМ:

- зміна конфігурації мережі шляхом утворення нових або виключення деяких існуючих зв'язків між нейронами;
- зміна елементів матриці зв'язку (ваг);
- зміна характеристик нейронів (виду й параметрів активаційної функції й т. д.).

Найбільшого поширення сьогодні отримав підхід, при якому структура мережі задається апріорно, а мережа навчається шляхом настроювання матриці зв'язків (вагових коефіцієнтів) W . Від того, наскільки вдало побудована ця матриця, залежить ефективність даної мережі. У цьому випадку навчання полягає у зміні за певною процедурою елементів матриці W при послідовному поданні мережі деяких векторів, що навчають.

У зв'язку з цим штучний нейрон може бути представлений у такий спосіб (рис. 16).



Рис. 16. Модель штучного нейрона

У процесі навчання ваги стають такими, що під час надходження вхідних сигналів мережа виробляє відповідні необхідні вихідні сигнали. Розрізняють навчання з учителем і без учителя. Перший тип навчання припускає, що є «учитель», що задає пари, які навчають — для кожного вхідного вектора, що навчає, необхідний вихід мережі. Для кожного вхідного вектора, що навчає, обчислюється вихід мережі, порівнюється з

відповідно необхідним, визначається помилка виходу, на основі якої й коректуються ваги. Пари, що навчають, подаються мережі послідовно й ваги уточнюються доти, поки помилка за такими парами не досягне необхідного рівня.

Цей вид навчання неправдоподібний з біологічної точки зору. Дійсно, важко уявити зовнішнього «учителя» мозку, що порівнює реальні й необхідні реакції того, кого навчають, і коригує його поведінку за допомогою негативного зворотного зв'язку. Більш природним є навчання без учителя, коли мережі подаються тільки вектори вхідних сигналів, і мережа сама, використовуючи деякий алгоритм навчання, підстроювала б ваги так, щоб при поданні їй досить близьких вхідних векторів вихідні сигнали були б однаковими. У цьому випадку в процесі навчання виділяються статистичні властивості множини вхідних векторів, що навчають, і відбувається об'єднання близьких (подібних) векторів у класи. Подання мережі вектора з даного класу викликає її певну реакцію, яка до навчання є непередбаченою. Тому в процесі навчання виходи мережі мають трансформуватися в деяку зрозумілу форму. Це не є серйозним обмеженням, оскільки зазвичай нескладно ідентифікувати зв'язок між вхідними векторами й відповідною реакцією мережі.

Існує ще один вид навчання — з підкріпленням (reinforcement learning), при якому також передбачається наявність учителя, що не підказує, однак, мережі правильної відповіді. Учитель тільки повідомляє, правильно чи неправильно відпрацювала мережа поданий образ. На основі цього мережа корегує свої параметри, збільшуючи значення ваг зв'язків, що правильно реагують на вхідний сигнал, і зменшуючи значення інших ваг.

Сьогодні існує велика кількість алгоритмів навчання. Деякі з них розглядатимуться пізніше, тут же коротко зупинимося на найбільш відомих.

4.2. Правило навчання Гебба (корелятивне, співвідносне навчання)

Більшість сучасних алгоритмів навчання виросло із правила Гебба. Наприкінці 40-х років ХХ ст. років Д. О. Гебб теоретично встановив, що асоціативна пам'ять у біологічних системах викликається процесами, що змінюють зв'язки між нервовими клітинами. Відповідно до установленого їм правила, що називається «правилом Гебба», при одночасній активації (порушенні) двох нейронів синаптична сила (вага їхнього зв'язку) зростає. Таким чином, часто використовувані зв'язки в мережі підсилюються, що пояснює феномен звички й навчання повторенням.

У ШНМ зростання синаптичної сили еквівалентне збільшенню ваги зв'язку між нейронами i та j на величину

$$\Delta w_{ij} = \gamma x_i y_j,$$

де x_i — вихід i -го та вхід j -го нейронів; y_j — вихід i -го нейрона; γ — коефіцієнт, що впливає на швидкість навчання.

Правило Гебба використовується у зв'язках асоціативної пам'яті, а також у деяких інших, заснованих на навчанні без учителя (без підкріплення). У мережах асоціативної пам'яті приймають $y = x$. У гетероасоціативних мережах x й y в загальному випадку різняться.

4.3. Дельта-правило

Це важливе правило навчання було запропоновано Б. Уїдроу й М. Е. Гоффом і найбільше відповідає одношаровим ШНМ прямого поширення. Ідея його полягає в тому, що якщо під час навчання мережі можна встановити розбіжність між її бажаною й наявною реакціями, ця розбіжність може бути усунута або зменшена шляхом зміни певним чином вагових коефіцієнтів зв'язку. Для цього й використовується дельта-правило, відповідно до якого зміна ваги зв'язку між i -м й j -м нейронами визначається у такий спосіб:

$$\Delta w_{ij} = \gamma x_i (y_j^* - y_j),$$

де x_i — вихід попереднього i -го нейрона; y_j^* , y_j — бажана й реальна реакції j -го нейрона відповідно; γ — коефіцієнт, що впливає на швидкість навчання.

Якщо різниця $(y_j^* - y_j)$ мала, тобто реакція j -го нейрона незначною мірою відрізняється від бажаної, зміна ваги зв'язку між цими нейронами також буде незначною.

4.4. Градієнтні методи навчання

Багато методів навчання засновано на мінімізації деякої цільової (вартісної, енергетичної й т. д.) функції I , що являє собою звичайно деяку опуклу функцію. Якщо використовуватися функції активації $f(\cdot)$ диференційовані, зручно застосовувати градієнтні методи мінімізації. У цьому випадку корекція ваг зв'язку між i -м й j -м нейронами відбувається за правилом

$$\Delta w_{ij} = -\gamma \nabla_w I(\mathbf{w}),$$

де γ — коефіцієнт, що впливає на швидкість навчання;

$$\nabla_w I(\mathbf{w}) = \frac{\partial I(\mathbf{w})}{\partial w_{ij}}.$$

Ці методи найчастіше використовуються при контрольованому навчанні, коли відома необхідна реакція нейронів \mathbf{y}^* .

Більшість градієнтних методів засновано на мінімізації квадратичного функціонала

$$I(\mathbf{w}) = 0,5e^2(\mathbf{k}) = 0,5(\mathbf{y}^*(\mathbf{k}) - \mathbf{w}^T(\mathbf{k})\mathbf{x}(\mathbf{k}))^2.$$

У цьому випадку

$$\nabla_w I(\mathbf{w}) = -e(\mathbf{k})\mathbf{x}(\mathbf{k}).$$

Таким чином приходимо до алгоритму методу найменших квадратів (МНК)

$$\mathbf{w}(\mathbf{k} + 1) = \mathbf{w}(\mathbf{k}) + \gamma e(\mathbf{k})\mathbf{x}(\mathbf{k}).$$

Існують різні рекомендації з вибору γ . Так, у теорії стохастичної апроксимації, що вивчає особливості роботи алгоритмів такого типу за наявності завад вимірів, цей коефіцієнт вибирається змінним і таким, що задовольняє умовам Дворецького

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \gamma(k) = 0, \sum_{k=1}^{\infty} \gamma(k) = \infty, \sum_{k=1}^{\infty} \gamma^2(k) < \infty,$$

зміст яких полягає в тому, що для забезпечення збіжності послідовності у деяку точку \mathbf{w}^* довжина кроку $\gamma(k)$ має з одного боку спадати досить повільно (для забезпечення власне збіжності), а з іншого — досить швидко (з метою придушення завад). Таким умовам відповідає, наприклад, гармонійний ряд $\gamma(k) = \gamma_0 k^{-\alpha}$, де γ_0 — деяка константа, $0,5 < \alpha \leq 1$. У теорії стохастичної апроксимації немає рекомендацій з вибору константи γ_0 , крім її позитивності. Теорія оптимальної фільтрації, тісно пов'язана з теорією стохастичної апроксимації, дозволяє вибрати цю константу, що виявляється залежною від статистичних характеристик сигналів і завад.

5. ОДНОШАРОВИЙ ПЕРЦЕПТРОН

5.1. Будова перцептрона

Значний інтерес до перцептронів викликаний роботою Ф. Розенблатта, у якій він досліджував нейромережеву модель сітківки (RETINA) — фотоперцептрон. Згодом такий підхід широко використовувався для моделювання обробки оптичних сигналів. Фотоперцептрон зображений на рис. 17 і складається, відповідно до концепції Розенблатта, із трьох шарів, що послідовно здійснюють попередню обробку (розбивання) образу, оцінку його характеристик і розпізнавання:

- сітківка (RETINA);
- асоціативний шар;
- вихідний шар.

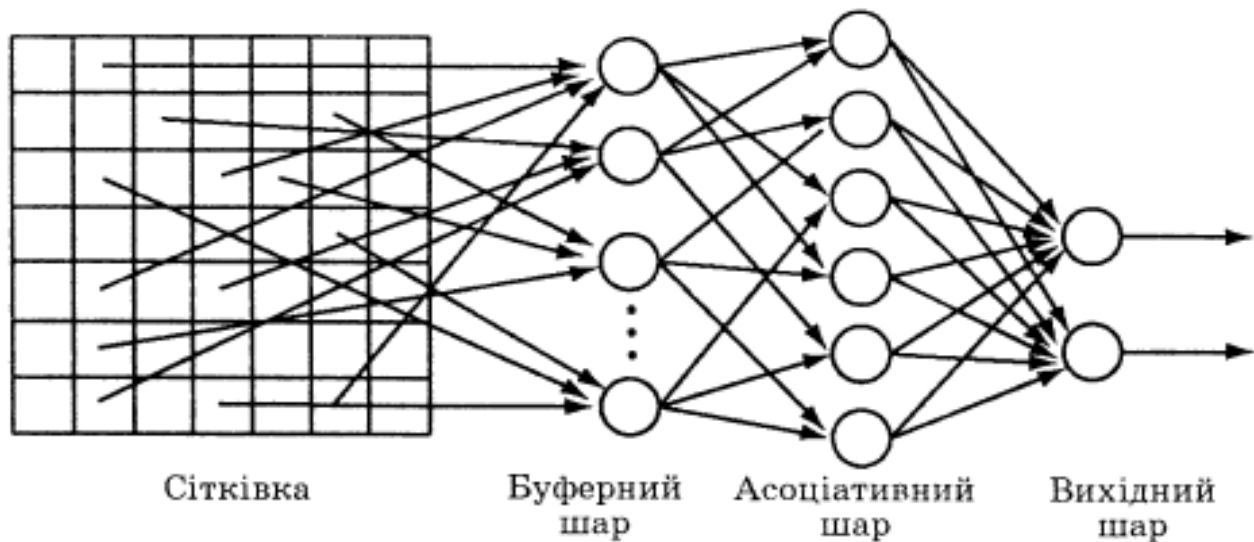


Рис. 17. Перцептрон Розенблатта

Попередня обробка образу не залежить від його виду. Однак результат цієї обробки має забезпечити можливість розпізнавання образів на основі аналізу їхніх характеристик. Нарешті, вихідний шар (класифікатор) аналізує характеристики знову пропонованого образу й установлює його відповідність одному з раніше поданих.

Сигнали першого шару, сітківки, подані у двійковій формі, надходять на асоціативний шар, причому в загальному випадку не всі нейрони першого шару пов'язані з усіма нейронами другого шару. При встановленні цих зв'язків виникає можливість структуризації вхідних даних, тобто виділення й об'єднання в так звані рецептивні поля

найбільш важливих ознак (областей).

У зв'язку з цим під рецептивним полем розуміють множину всіх нейронів вхідного шару, пов'язаних з одним нейроном асоціативного шару. Зв'язки між нейронами асоціативного й вихідного шарів варіабельні й можуть модифікуватися шляхом зміни вагових коефіцієнтів.

Нейрони асоціативного шару мають лінійні активаційні функції, тому під час надходження із сітківки вхідних (дратівних) сигналів вони посилають імпульси на вихідний шар, де й відбувається додавання зважених імпульсів. У вихідному шарі використовуються уні- або біполярна активаційні функції. Якщо сума зважених імпульсів перевищує деяке задане порогове значення, виробляється одиничний вихідний сигнал, якщо не перевищує — нульовий (для уніполярної) або -1 (для біполярної функції активації). У зв'язку з цим перцептрон може розглядатися як двошарова ШНМ прямого поширення.

5.2. Навчання перцептрона

Існують різні шляхи реалізації процесу навчання перцептрона, однак у їхній основі лежить таке правило: вагові коефіцієнти перцептрона змінюються тільки тоді, коли виникає розбіжність між його фактичною й бажаною реакціями.

Схему навчання перцептрона наведено на рис. 18.

Передбачається, що активаційна функція є пороговою. Процес навчання полягає в послідовному поданні множини пар, що навчають (x_p, y_p^*) , $p = \overline{1, P}$, де x_p, y_p^* — $(N \times 1)$ — вхідний вектор і бажаний вихідний сигнал p -ї пари, що навчає, відповідно, за допомогою яких визначається необхідний вектор вагових коефіцієнтів w^* такий, що

$$y_p = \text{sgn}(w^{*T} x_p) = y_p^*, p = \overline{1, P}.$$

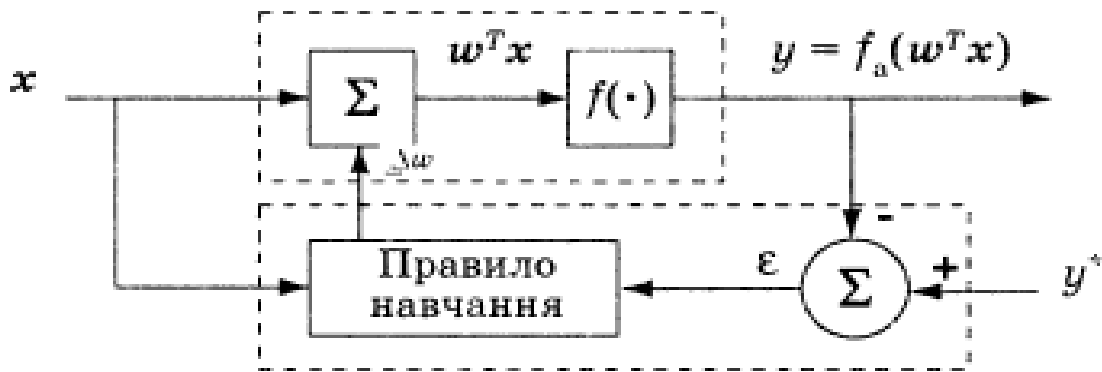


Рис. 18. Схема навчання перцептрона

У цьому випадку вектор \mathbf{w}^* забезпечить правильну класифікацію перцептроном усіх пар, що навчають, із поданої множини (завершується цикл навчання).

Гіперплощина $\mathbf{w}^{*T} \mathbf{x}_p = 0$ ділить вхідний простір на два підпростори. Для $\mathbf{y}_p^* = 1$ має виконуватися умова $\mathbf{w}^{*T} \mathbf{x}_p > 0$, а для $\mathbf{y}_p^* = -1$ — умова $\mathbf{w}^{*T} \mathbf{x}_p < 0$.

Алгоритм навчання може бути записаний у такий спосіб:

$$\mathbf{w}_{p+1} = \mathbf{w}_p + \gamma \mathbf{e}_p \mathbf{x}_p,$$

де $\mathbf{e}_p = \mathbf{y}_p^* - \mathbf{y}_p$ — помилка класифікації; γ — параметр, що впливає на швидкість збіжності алгоритму (тривалість процесу навчання). Корекція ваг відповідно може відбуватися в режимах online й offline.

У режимі online корекція відбувається при поданні кожної навчальної пари $(\mathbf{x}_p, \mathbf{y}_p^*)$, $p = \overline{1, P}$.

У режимі offline у M -му циклі (епосі) навчання подаються всі пари $(\mathbf{x}_p, \mathbf{y}_p^*)$ й обчислюється середнє значення помилки класифікації

$$\bar{\mathbf{e}}_m = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (\mathbf{y}_{P,M}^* - \mathbf{y}_{P,M}),$$

що й використовується в алгоритмі навчання. Тут $\mathbf{y}_{P,M}^*$, $\mathbf{y}_{P,M}$ — бажані й реальні вихідні сигнали при пред'явленні p -ї пари, що навчає, в M -му циклі навчання відповідно.

Алгоритм навчання в M -му циклі приймає вигляд

$$\mathbf{w}_{M+1} = \mathbf{w}_M + \gamma \bar{\mathbf{e}}_M \mathbf{x}_p.$$

Реалізація даного навчання пов'язана з необхідністю попереднього обчислення

значень вихідних змінних для всіх пар, що навчають.

Теорема збіжності для перцептрона, доведена Розенблаттом, стверджує, що перцептрон може навчитися правильно класифікувати подані йому образи на скінченному числі навчальних пар.

ЛІТЕРАТУРА

1. Глибовець М.М., Олецький О.В. Системи штучного інтелекту. — К.: КМ Академія, 2002. — 366 с.
2. Рассел С., Норвіг П. Искусственный интеллект. Современный поход. — М.: Вильямс, 2006. — 1408 с.
3. Люгер Дж. Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем. — М.: Вильямс, 2003. — 864 с.
4. Смолин Д.В. Введение в искусственный интеллект: конспект лекций. — М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. — 208 с.
5. Братко И. Алгоритмы искусственного интеллекта на языке Пролог. — М.: Вильямс, 2004. — 640 с.
6. Девятков В.В. Системы искусственного интеллекта. — М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2001. — 352 с.
7. Субботін С.О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень. Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. — 341 с.
8. Представление и использование знаний / Под ред. Уэно Х., Исидзука М. — М.: Мир, 1989. — 220 с.
9. Искусственный интеллект: Справочник: В 3-х т. — М.: Радио и связь, 1990.
10. Нильсон Н. Принципы искусственного интеллекта. — М.: Радио и связь, 1985. — 376 с.
11. Руденко О. Г., Бодянський Є. В. Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник. — Харків: ТОВ "Компанія СМІТ", 2006. — 404 с.