5.3. Навчання без вчителя. Розглянутий алгоритм навчання нейронної мережі за допомогою процедури зворотного розповсюдження має на увазі наявність якоїсь зовнішньої ланки, надаючи мережі окрім вхідних також і цільові вихідні образи. Алгоритми, що користуються подібною концепцією, називаються *алгоритмами навчання з вчителем.* Для їх успішного функціонування необхідна наявність експертів, що створюють на попередньому етапі для кожного вхідного образу еталонний вихідний. Оскільки створення штучного інтелекту рухається по шляху копіювання природних прообразів, учені не припиняють суперечку на тему, чи можна рахувати алгоритми навчання з вчителем натуральными або ж вони повністю штучні. Наприклад, навчання людського мозку, на перший погляд, відбувається без вчителя: на зорові, слухові, тактильні і інші рецептори поступає інформація ззовні, і усередині нервової системи відбувається самоорганізація. Проте не можна заперечувати і того, що в житті людини не мало вчителів – і в прямому, і в переносному значеннях – які координують зовнішні дії. Разом з тим, чим би не закінчилася суперечка прихильників цих двох концепцій навчання – з вчителем і без вчителя, вони обидві мають право на існування.

Головне, що робить навчання без вчителя привабливим – це його «самостійність». Процес навчання, як і у разі навчання з вчителем, полягає в підстроюванні вагів мережі. Деякі алгоритми, правда, змінюють і структуру мережі, тобто кількість нейронів і їх взаємозв'язок, але такі перетворення правильніше назвати більш широким терміном – самоорганізації, але тут вони розглядатися не будуть.

Очевидно, що підстроювання вагів може проводитися тільки на підставі інформації, доступної у нейроні, тобто його стану і вже наявних вагових коефіцієнтів. Виходячи з цього міркування, по аналогії з відомими принципами самоорганізації нервових клітин, побудовані *алгоритми навчання Хебба.*

Сигнальний метод навчання Хебба полягає в зміні вагів за наступним правилом:

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta o_j^{(q-1)} o_i^{(q)}, \tag{5.28}$$

де: $o_j^{(q-1)}$ – вихідне значення j-го нейрона шару *(q-1),*

$o_j^{(q)}$ – вихідне значення i-го нейрона шару q;

w_{ij} – ваговий коефіцієнт синапсу, що сполучає ці нейрони,

η – коефіцієнт швидкості навчання.

Надалі, для спільності, під q мається на увазі довільний шар мережі. При навчанні по даному методу посилюються зв'язки між збудженими нейронами.

Повний алгоритм навчання із застосуванням вищенаведеної формули виглядатиме так:

1. На стадії ініціалізації всім ваговим коефіцієнтам присвоюються невеликі випадкові значення.

2. На входи мережі подається вхідний образ, і сигнали збудження розповсюджуються по всіх шарах згідно принципам класичних мереж прямого

розповсюдження (*feedforward*), тобто для кожного нейрона розраховується зважена сума його входів, до якої потім застосовується активаційна (передавальна) функція нейрона, внаслідок чого встановлюється його вихідне значення.

3. На підставі набутих вихідних значень нейронів по приведеній формулі проводиться зміна вагових коефіцієнтів.

1.Цикл з кроку 2, поки вихідні значення мережі не зафіксуються із заданою точністю.

2.Вживання цього нового способу визначення завершення навчання, відмінного від використованого для мережі зворотного розповсюдження, це обумовлено тим, що підстроювані значення синапсів фактично не обмежені.

На другому кроці циклу поперемінно пред'являються всі образи з вхідного набору.

Слід зазначити, що вид відгуків на кожний клас вхідних образів невідомий наперед і буде довільне поєднанням станів нейронів вихідного шару, обумовленим випадковим розподілом вагів на стадії ініціалізації. Разом з тим, мережа здатна узагальнювати схожі образи, відносячи їх до одному класу. Тестування навченої мережі дозволяє визначити топологію класів у вихідному шарі. Для приведення відгуків навченої мережі до зручного уявлення можна доповнити мережу одним шаром, який, наприклад, по алгоритму навчання одношарового персептрона необхідно примусити відображати вихідні реакції мережі в необхідні образи.

Інший алгоритм навчання без вчителя – алгоритм Кохонена (Kohonen) – передбачає самонавчання за правилом «переможець забирає все». Структура мережі, що реалізовує дане правило, представлена на рисунку 5.3.

Критерій підстроювання вагів мережі (всі вектори вагів повинні бути нормалізовані, тобто мати одиничну довжину: $||w_i||=1,\ i=1,2,...,m$) виглядає таким чином:

$$\|x - w_r\| = \min_{i=1,2,...,m} \|x - w_i\|, \qquad (5.29)$$

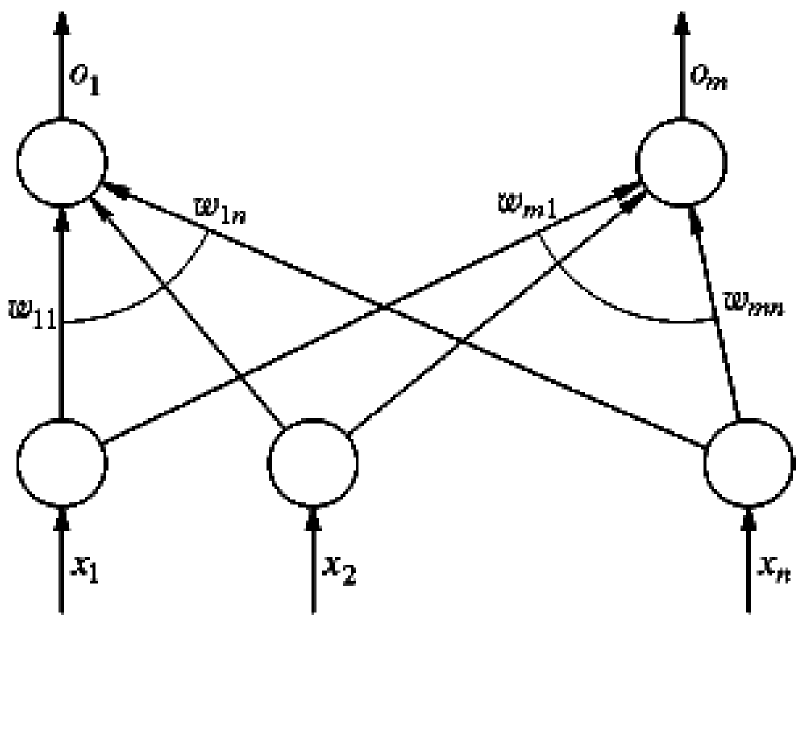

Рис. 5.3. Структура мережі Кохонена

де індекс r позначає нейрон-переможець, відповідний вектору вагів w_r, який ближче всіх розташований до (поточному) вхідного вектору x.

Оскільки (з урахуванням того, що $w_i^T w_i = \|w\|^2 = 1$):

$$\|x - w_i\|^2 = (x - w_i)^T (x - w_i) = x^T x - 2w_i^T x + w_i^T w_i = x^T x - 2w_i^T x + 1, \quad (5.30)$$

процедура знаходження w_r еквівалентна рішення оптимізаційної задачі:

$$w_r^T x = \max_{i=1,2,\dots,m} w_i^T x, \quad (5.31)$$

можна дати певну геометричну інтерпретацію (рис. 5.4).

Оскільки скалярний добуток w_i^T з урахуванням $||w_i||=1$ представляє собою просто проекцію вектора x на напрям вектора w_i, тоді нейрон-переможець визначається по тому вектору вагів, чий напрям ближче до напряму x (на рис. 5.4 таким є вектор w_2).

Після виявлення нейрона-переможця його вихід встановлюється рівним одиниці (у решти нейронів встановлюються нульові виходи), а вага коректується так, щоб зменшити квадрат величини розузгодження $||x-w_r||^2$. При використанні градієнтного підходу це приводить до наступного математичного формулювання:

$$w_r = w_r - \eta \frac{d\|x - w_r\|^2}{dw_r}, \quad (5.32)$$

де: η - константа, яка визначає швидкість навчання.

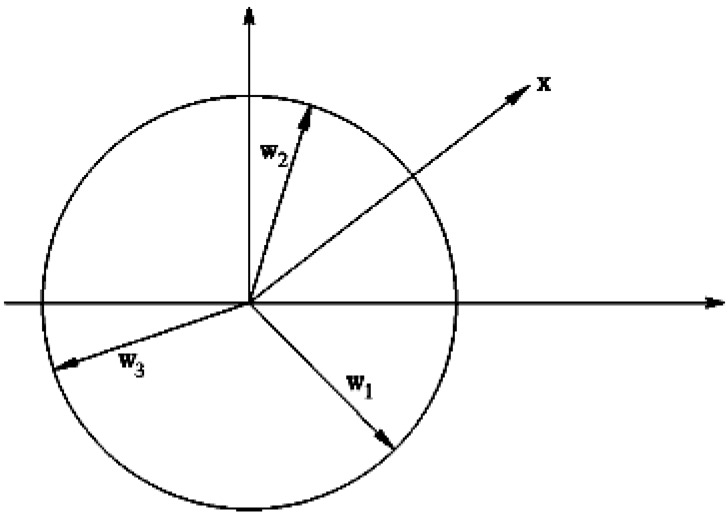

Рис. 5.4. Ілюстрація до алгоритму самонавчання Кохонена

Знайдемо похідну в правій частині останнього виразу:

$$\frac{d\|x-w_r\|^2}{dw_r}=\frac{d((x-w_r))^T(x-w_r))}{dw_r}=\frac{d(x^Tx-2w_r^Tx+w_r^Tw_r)}{dw_r}=-2(x-w_r).\quad(5.33)$$

При цьому:

$$w_r := w_r + \eta(x-w_r). \quad (5.34)$$

Слід зазначити, що корекції вагів у інших нейронів не проводяться.

Алгоритм навчання (без вчителя) Кохонена може бути тепер описаний таким чином.

1. Задаються випадкові нормалізовані по довжині вектори w_i.
2. Початок циклу навчання; введення чергового вектора входів x.
3. Визначення нейрона-переможця, коректування вектора його вагів і задання одиничного виходу:

$$w_r := w_r + \eta(x-w_r), o_r = 1. \quad (5.35)$$

4. Нормалізація знайденого вектора:

$$w_r := \frac{w_r}{\|w_r\|}. \quad (5.36)$$

5. Задання значень для решти нейронів:

$$w_i := w_i, \quad o_i = 0 \quad i \neq r. \quad (5.37)$$

6. Перевірка виконання правила зупинки (у якості такого правила можна прийняти, наприклад, стабілізацію векторів вагів на якихось значеннях); якщо воно не виконано – продовження циклу навчання (переходом до кроку 2), в протилежному випадку – перехід до кроку 7.
7. Кінець процедури навчання.

Очевидно, що вираз для корекції вектора вагових коефіцієнтів нейрона-переможця може бути представлений у формі:

$$w_r := w_r + \eta(x-w_r) = (1-\eta)w_r + \eta x, \quad (5.38)$$

тобто нове (скоректоване) значення даного вектора являється зваженою сумою старого значення (до корекції) і пред’явленого вектора входів (рис. 5.5).

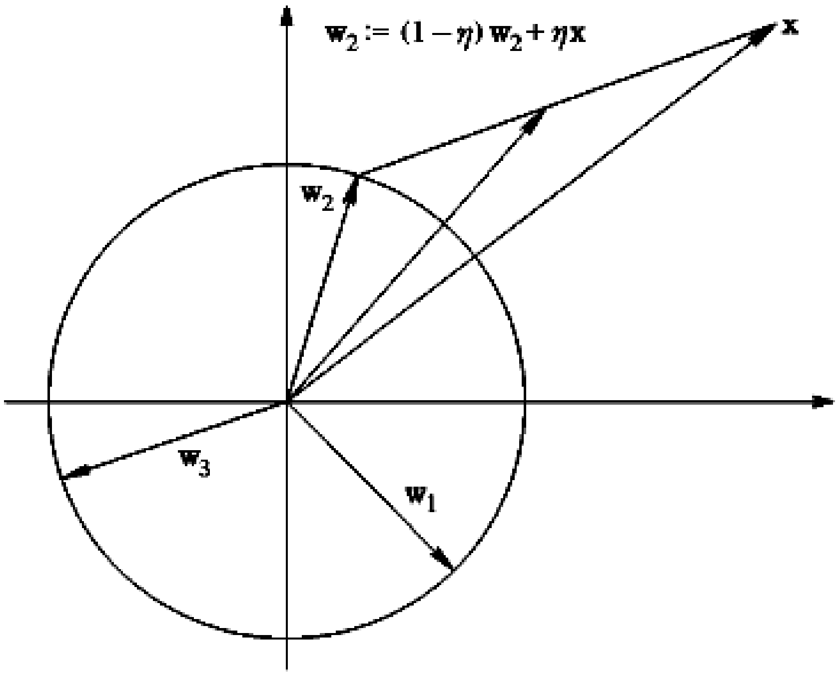

Рис. 5.5. Ілюстрація до процедури корекції вектора вагів нейрона-переможця

Неважко показати, що підсумковим результатом подібних корекцій (в умовах даного прикладу для двовимірного випадку) є вектори вагів, що показують на центри кластерів (центри групування) вхідних образів (рис. 5.6).

Інакше кажучи, алгоритм навчання Кохонена забезпечує рішення задачі автоматичної класифікації, тобто віднесення вектора входів, до одного з класів (на рис. 5.6 таких класів 3).

Правда, така класифікація можлива тільки у разі, коли кластери є лінійно роздільними (гіперплощинами) щодо початку координат в просторі входів НМ.

Відзначимо, що число нейронів НМ для успішного вирішення вказаної задачі повинне бути не менше ніж число кластерів; оскільки точне число кластерів може бути наперед невідоме, кількість нейронів задають з певним запасом.

«Зайві» нейрони, у яких в процесі навчання мережі ваги змінюються хаотично після закінчення даного процесу можуть бути видалені.

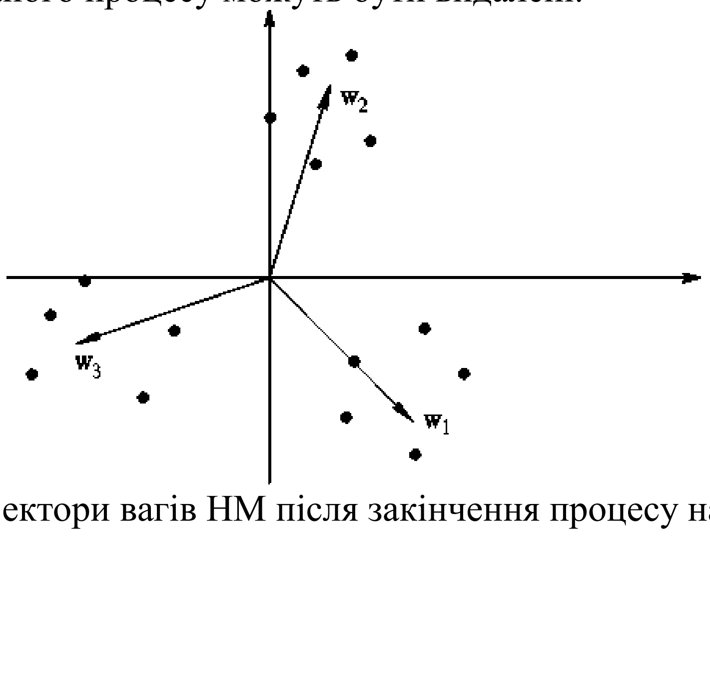

Рис. 5.6. Вектори вагів НМ після закінчення процесу навчання