ЛЕКЦІЯ 5-1

ІІС, ЩО ЗАСНОВАНІ НА ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖАХ

Кафедра інформаційних систем Корабльов М.М.

Штучна нейронна мережа (ШНМ) - це спрощена модель біологічного мозку, точніше нервової тканини. Природна нервова клітина (нейрон) складається з тіла (соми), що містить ядро, і відростків - дендритів, за якими в нейрон надходять вхідні сигнали. Один з відростків, розгалужених на кінці, служить для передачі вихідних сигналів даного нейрона іншим нервовим клітинам. Він називається аксоном. З'єднання аксона з дендритом іншого нейрона називається синапсом.

ШНМ являє собою сукупність простих обчислювальних елементів - штучних нейронів, кожен з яких володіє певною кількістю входів (дендритів) і єдиним виходом (аксоном).

На входи нейрона надходить інформація ззовні або від інших нейронів. Кожен нейрон характеризується функцією перетворення вхідних сигналів у вихідний (функція збудження нейрона). Нейрони в мережі можуть мати однакові або різні функції збудження.

Сигнали, що надходять на вхід нейрона, нерівнозначні в тому сенсі, що інформація з одного джерела може бути більш важливою, ніж з іншого. Пріоритети входів задаються за допомогою вектора вагових коефіцієнтів, моделюючих синаптичну силу біологічних нейронів.

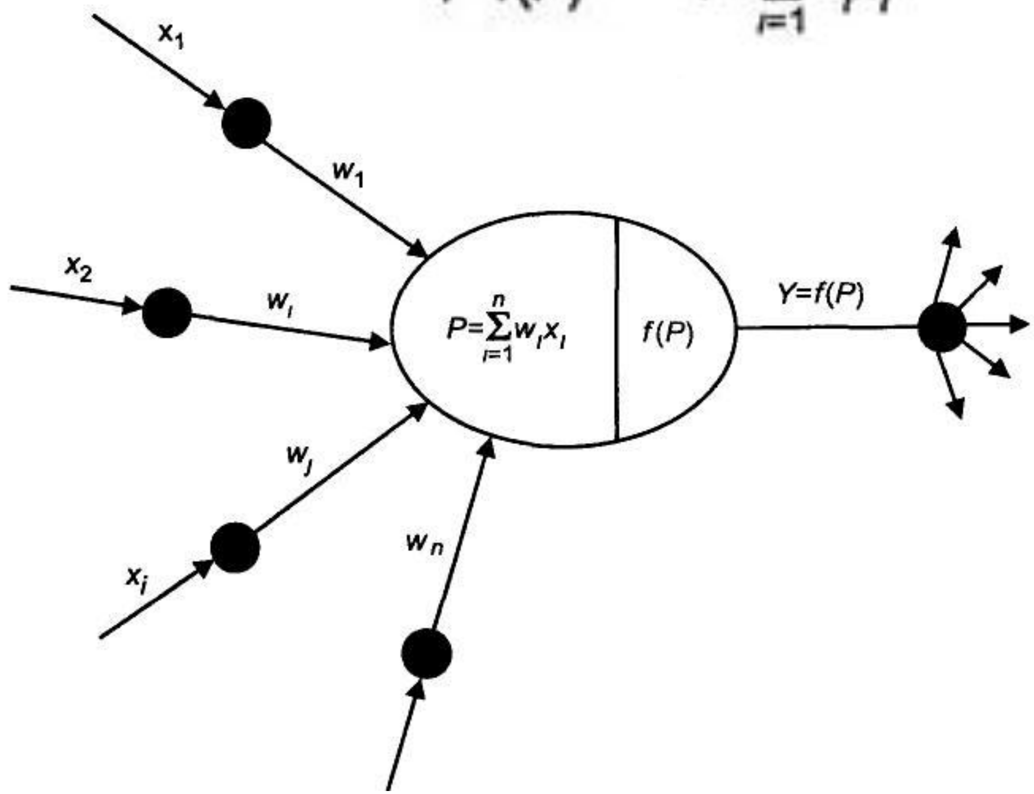
Основні застосування ШНМ

1. Розпізнавання образів і класифікація.
2. Прийняття рішень і управління.
3. Кластеризація.
4. Прогнозування.
5. Апроксимація.
6. Стиснення даних і асоціативна пам’ять.
7. Аналіз даних.
8. Оптимізація.
9. Інші.

Модель штучного нейрона

Модель штучного нейрона являє собою дискретно-безперервний перетворювач інформації. Інформація, що надходить на вхід нейрона, підсумовується з урахуванням вагових коефіцієнт w_i, сигналів x_i, $i = 1$, .., n, де n - розмірність простору вхідних сигналів. Потенціал нейрона визначається за формулою

$$Y=f(P) \qquad P=\sum_{i=1}^{n} w_i x_i$$



Модель штучного нейрона

Вид передавальної (активаційної) функції f є найважливішою характеристикою нейрона. У загальному випадку ця функція може бути ступеневою (пороговою), лінійною або нелінійною.

Порогова функція не забезпечує достатньої гнучкості ШНМ при навчанні. Якщо значення обчисленого потенціалу не досягає заданого порогу, то вихідний сигнал не формується, і нейрон «не спрацьовує». Це призводить до зниження інтенсивності вихідного сигналу нейрона і, як наслідок, до формування невисокого значення потенціалу зважених входів в наступному шарі нейронів.

Лінійна функція диференціюється і легко обчислюється, що в ряді випадків дозволяє зменшити помилки вихідних сигналів в мережі, так як передавальна функція мережі також є лінійною. Однак вона не універсальна і не забезпечує вирішення багатьох завдань.

Певним компромісом між лінійної і ступінчастою функціями є сигмоїдальна функція перенесення $Y = 1 / (1 + e^{-kp})$,
яка вдало моделює передавальний характеристику біологічного нейрона. Коефіцієнт k визначає крутизну нелінійної функції: чим більше k, тим ближче сигмоїдальна функція до порогової; чим менше k, тим вона ближче до лінійної.

Види активаційних функцій

Название	Функция	Область значений
линейная	$f(s)= ks$	$(-\infty,+\infty)$
полулинейная	$f(s)= ks$, $s > 0$ $f(s)= 0$, $s <= 0$	$(0,\infty)$
логистическая (сигмоидальная)	$f(s)= 1/(1+e^{-as})$	$(0,1)$
гиперболический тангенс (сигмоидальная)	$f(s)= (e^{as}-e^{-as}) / (e^{as}+e^{-as})$	$(-1,1)$
Экспоненциальная	$f(s) = e^{-as}$	$(0,\infty)$
Синусоидальная	$f(s) = \sin(s)$	$(-1,1)$
Сигмоидальная (рациональная)	$f(s) = s / (a+\|s\|)$	$(-1,1)$
Шаговая (линейная с насыщением)	$f(s) = -1$, $s <= -1$ $f(s) = 0$, $-1 < s < 1$ $f(s) = 1$, $s >= 1$	$(-1,1)$
Пороговая	$f(s) = 0$, $s < 0$ $f(s) = 1$, $s >= 0$	$(0,1)$

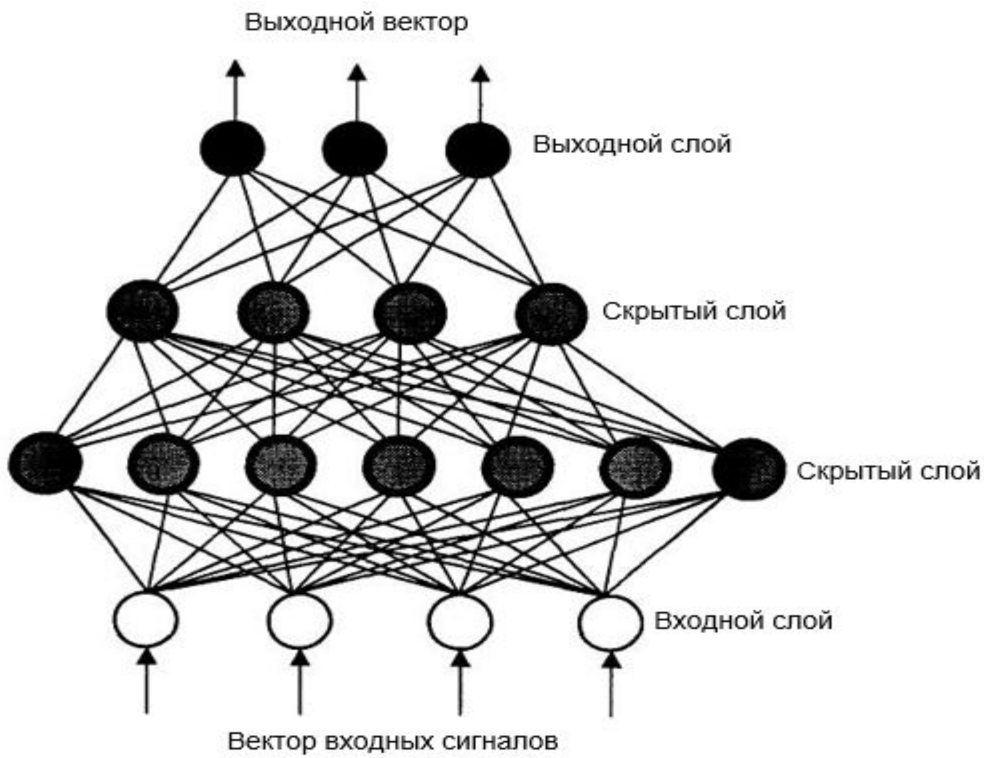
Види активаційних функцій

Название	функция	Область значений
Модульная	f(s) = |s|	(0,∞)
Знаковая (сигнатурная)	f(s) = sgn(s), s!=0 f(s) = -1, s = 0	(-1,1)
Квадратичная	$f(s) = s^2$	(-1,1)
Радиально-базисная	[illegible]	(-∞,∞)

Моделі нейронних мереж

Перцептрон

Американський нейрофізіолог Ф. Розенблат запропонував модель нейронної мережі и продемонстрував створений на її основі електронний пристрій, названий перцептроном. Він ввів можливість модифікації міжнейронних зв’язків, що зробило ШНМ навчаємою.



Перцептрон

Алгоритм навчання перцептрона включає наступні кроки.

1. Системі пред'являється еталонний образ.
2. Якщо результат розпізнавання збігається з заданим, вагові коефіцієнти зв'язків не змінюються.
3. Якщо ШНМ неправильно розпізнає результат, то ваговим ко-коефіцієнтам дається приріст в сторону підвищення якості распізнавання.

Алгоритми навчання НМ діляться на:

1) навчання “з вчителем навчання";
2) навчання “без вчителя".

Схема навчання НМ з вчителем

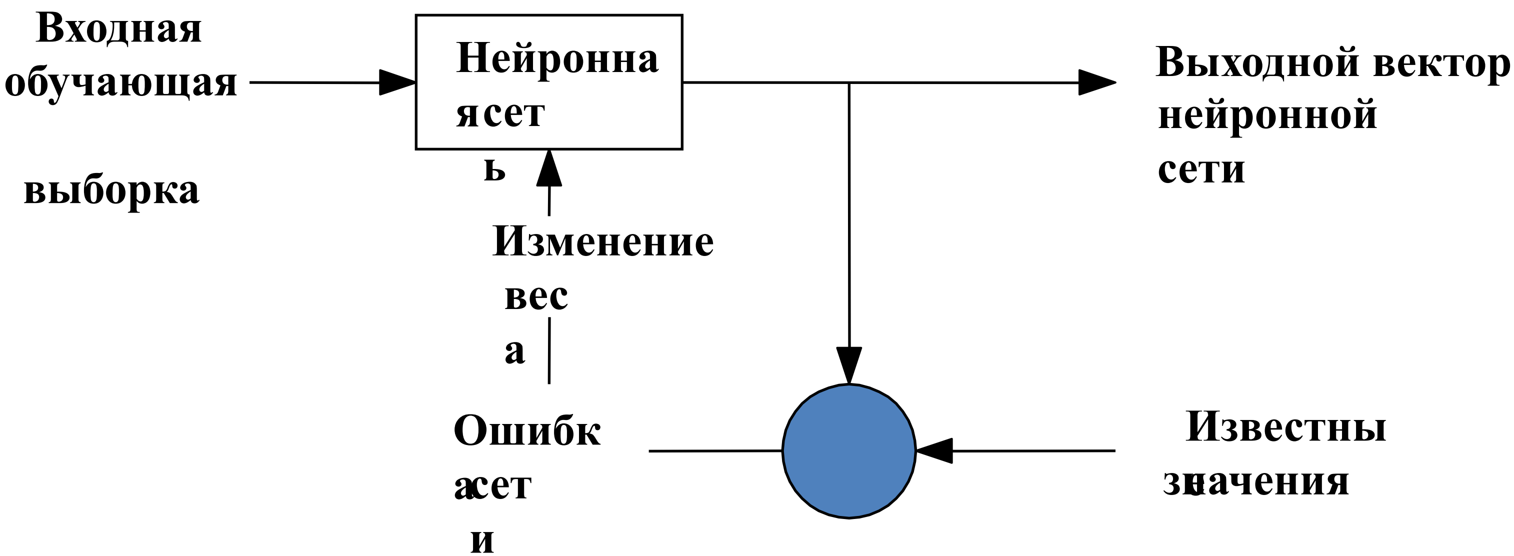


Схема навчання НМ без вчителя

АЛГОРИТМЫ ОБУЧЕНИЯ НС

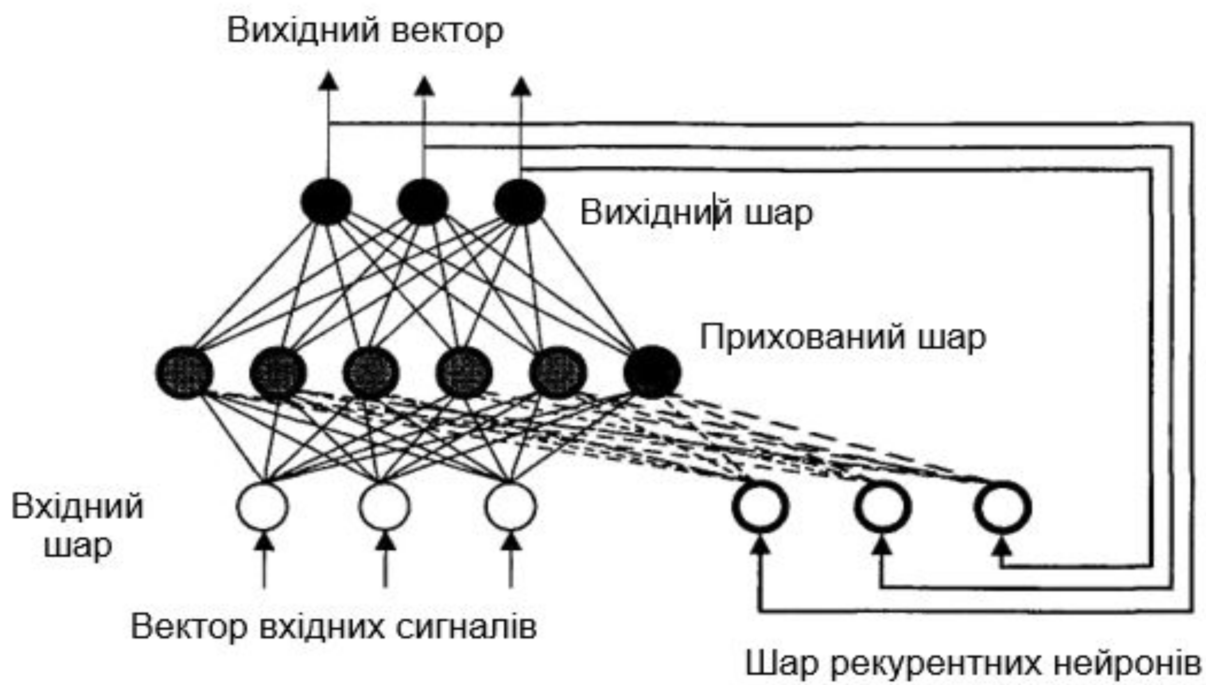
Пара-дигма	Правило обучения	Архитектура	Алгоритм обучения	Решаемая задача
С учите-лем	Коррекция ошибки	Однослойный и многослойный перцептрон	Алгоритмы обучения перцептрона Обратное распространение Adaline и Madaline	Классификация Распознавание образов Аппроксимация функций Прогнозирование Управление
	Больцмана	Рекуррентная	Алгоритм обучения Больцмана	Классификация Распознавание образов
	Хебба	Многослойная прямого распространения	Линейный дискриминантный анализ	Анализ данных Классификация Распознавание образов
	Соревнование	Соревнование	Векторное квантование	Категоризация в середине класса Сжатие данных
		Сеть ART	ARTMap	Классификация Распознавание образов

Парадигма	Правило обучения	Архитектура	Алгоритм обучения	Решаемая задача
Без учителя	Коррекция ошибки	Многослойная прямого распространения	Проекция Саммона	Категоризация в середине класса Анализ данных
	Хебба	прямого распространения или соревнование	Анализ главных компонентов	Анализ данных Сжатие данных
		Сеть Хопфилда	Обучение ассоциативной памяти	Ассоциативная память
	Соревнование	Соревнование	Векторное квантование	Категоризация Сжатие данных
		SOM Кохонена	SOM Кохонена	Категоризация Анализ данных
		Сеть ART	ART1, ART2	Категоризация
Смешанная	Коррекция ошибки и соревнование	Сеть RBF	Алгоритм обучения RBF	Классификация Распознавание образов Аппроксимация функций Прогнозирование

Рекурентні нейронні мережі

Вони містять зворотні зв'язки, завдяки котрим стає можливим отримання відмінних значень виходів при одних і тих же вхідних даних. Наявність зворотних нейронів дозволяє ШНМ накопичувати знання в процесі навчання.

Була сформульована математична модель асоціативної пам'яті на нейронної мережі (***модель Хопфілда****).*



Побудова нейронної мережі

При побудові моделі ШНМ перш за все необхідно точно визначити завдання, які будуть вирішуватися з її допомогою.

Першим етапом побудови нейромережевої моделі є ретельний відбір вхідних даних, що впливають на очікуваний результат. Слід мати достатню кількість прикладів для навчання ШНМ.

На ***другому етапі*** здійснюється перетворення вихідних даних з урахуванням характеру і типу проблеми, яка відображається нейромережевою моделлю, і вибираються способи подання інформації.

Третій етап полягає в конструюванні ШНМ, тобто в проектуванні її архітектури. Структура ШНМ формується до початку навчання, тому успішне вирішення цієї проблеми визначається досвідом аналітика.

Четвертий етап пов'язаний з навчанням мережі, яке може проводитися на основі конструктивного або деструктивного підходу.

Відповідно до першого підходу навчання ШНМ починається на мережі невеликого розміру, який поступово збільшується до досягнення необхідної точності. Деструктивний підхід базується на принципі «проріджування дерева», відповідно до якого з мережі поступово видаляють «зайві» нейрони.

На ***п'ятому етапі*** проводиться тестування отриманої моделі ІНС на незалежній вибірці прикладів.

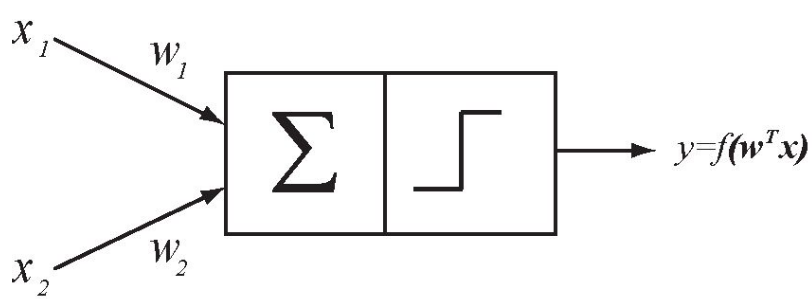
Побудова нейронної мережі

Приклад 1

Визначити умови реалізації та реалізувати на персептроні функцію «І», заданої таблицею істинності. Візьмемо персептрон у вигляді, який реалізує функцію:

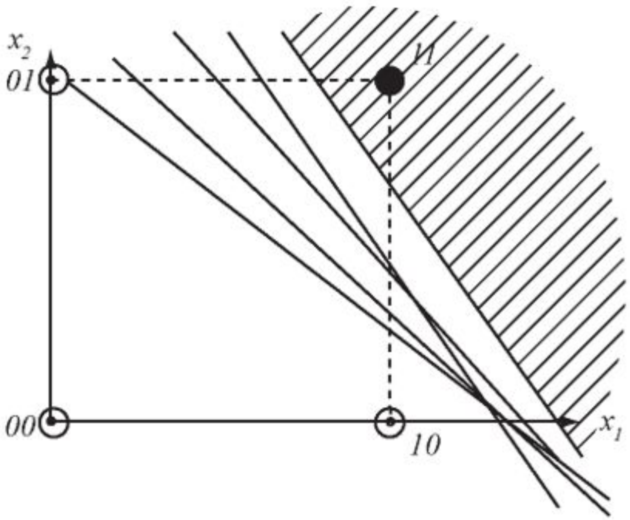
$$y = f(w_1 x_1 + w_2 x_2) = \begin{cases} 1, \text{якщо } y \geq \Theta, \\ 0, \text{якщо } y < \Theta. \end{cases}$$

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1



Побудова нейронної мережі

Приклад 1



Для реалізації функції «І» необхідно виконання наступних нерівностей, де Ө – поріг функції *f* :

$$
\begin{array}{ll}
x_1=0,\ x_2=0, & w_1x_1+w_2x_2=0<\theta, \\
x_1=0,\ x_2=1, & w_1x_1+w_2x_2=w_2<\theta, \\
x_1=1,\ x_2=0, & w_1x_1+w_2x_2=w_1<\theta, \\
x_1=1,\ x_2=1, & w_1x_1+w_2x_2=w_1+w_2\geq\theta.
\end{array}
$$

Як видно з наведених співвідношень, існує нескінченна множина значень w_1 і w_2, для яких дані нерівності виконуються, наприклад, Ө = 0,5 ; w_1 = 0,4 ; w_2 = 0,3 .

Таким чином, функція «І» може бути лінійно розділена.

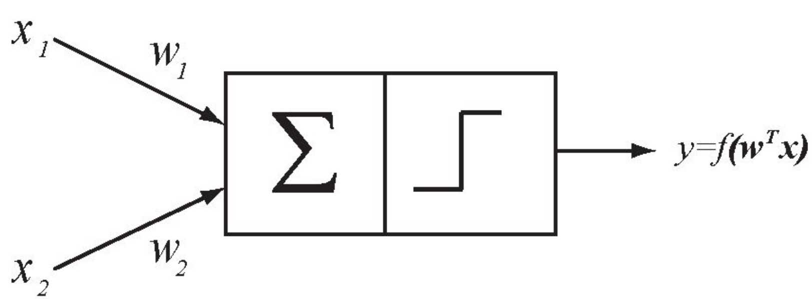
Побудова нейронної мережі

Приклад 2

Визначити умови реалізації та реалізувати на персептроні функцію «XOR – яке виключає АБО», заданої таблицею істинності. Візьмемо персептрон у вигляді, який реалізує функцію:

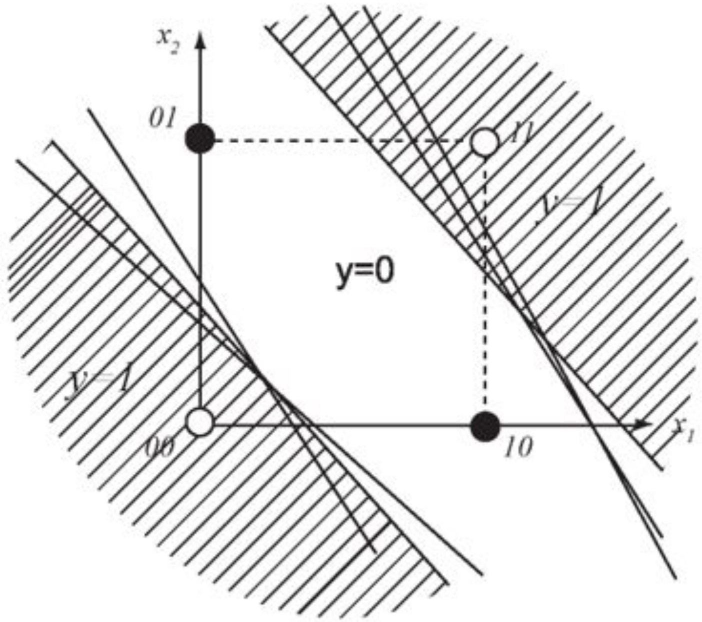
$$y = f(w_1 x_1 + w_2 x_2) = \begin{cases} 1, \text{якщо } y \geq \Theta, \\ 0, \text{якщо } y < \Theta. \end{cases}$$

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



Побудова нейронної мережі

Приклад 2



Для реалізації функції «XOR» необхідно виконання наступних нерівностей, де ϴ – поріг функції *f* :

$x_1=0,\ x_2=0, \qquad w_1x_1+w_2x_2=0<\theta,$

$x_1=0,\ x_2=1, \qquad w_1x_1+w_2x_2=w_2\geq\theta,$

$x_1=1,\ x_2=0, \qquad w_1x_1+w_2x_2=w_1\geq\theta,$

$x_1=1,\ x_2=1, \qquad w_1x_1+w_2x_2=w_1+w_2<\theta.$

З перших трьох нерівностей слідує, що необхідно задати $\theta>0$. Але в такому випадку отримуємо:

$$w_1+w_2\geq 2\theta>\theta,$$

Таким чином, остання умова не виконується. Отже, на простому персептроні реалізувати функцію «XOR» неможливо, тобто ця функція не може бути лінійно розділеною, а тільки нелінійно.