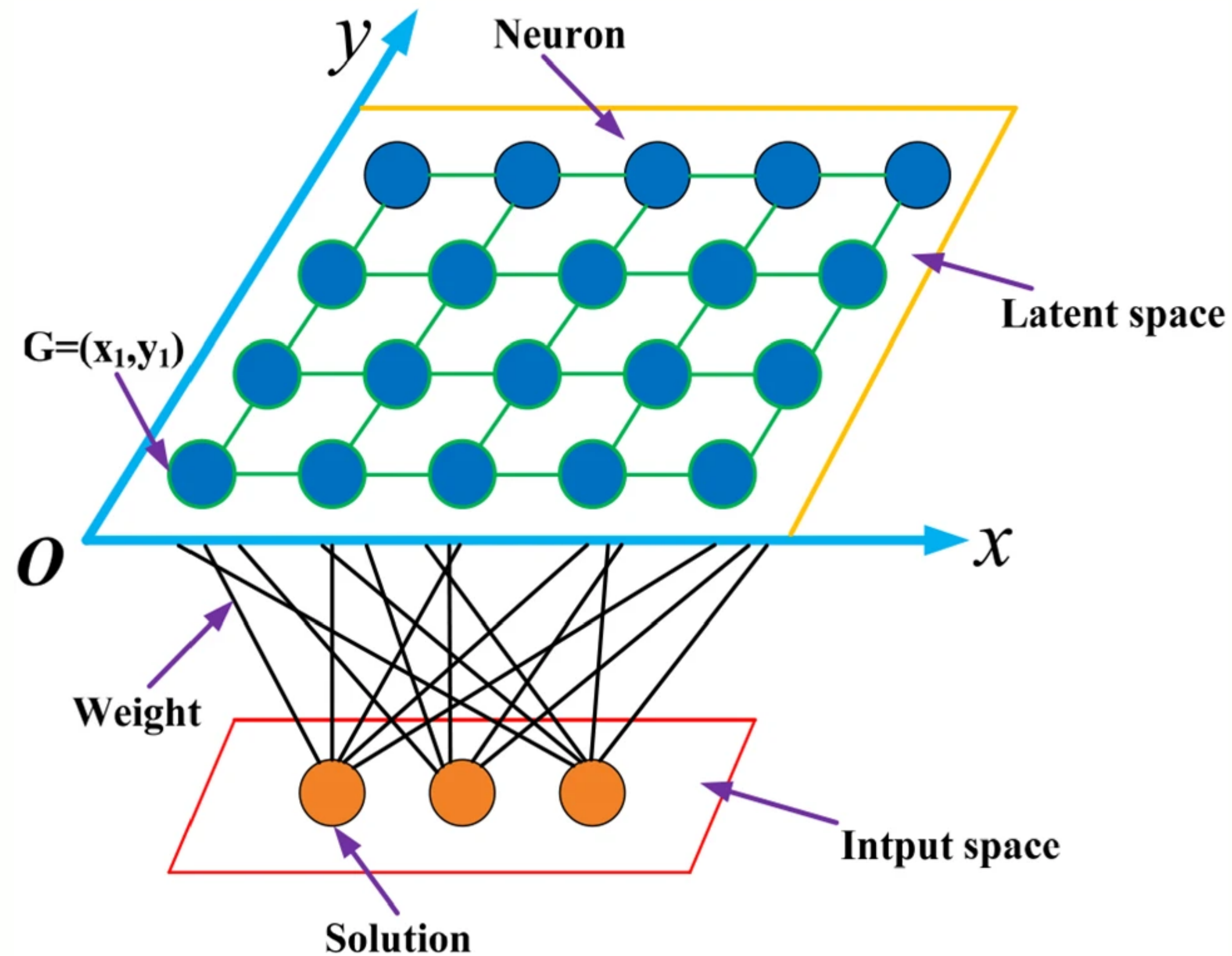


Факультет прикладної математики та інформатики

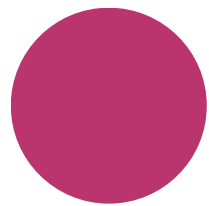
КАРТА КОХОНЕНА

Кравець Ольга ПМО-41

Поняття мережі Кохонена

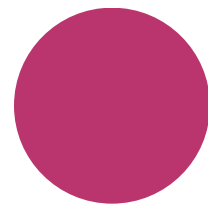


Основні процедури процесу навчання мережі Кохонена



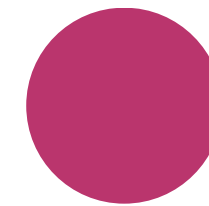
Конкуренція (competition)

Вихідні нейрони конкурують між собою за те, щоб вектори їх ваг виявились як можна ближче до вектора ознак об'єкта. Вихідний нейрон, вектор ваг якого має найменшу відстань до вектора ознак об'єкта, оголошується переможцем.



Об'єднання (cooperation)

Нейрон-переможець стає центром деякої групи сусідніх нейронів. У мережі Кохонена усі нейрони такого сусідства називають нагородженими правом підстроювання ваг. Тобто, не дивлячись на те, що нейрони у вихідному шарі не з'єднуються безпосередньо, вони мають схожі набори ваг завдяки сусідству з нейроном-переможцем.



Підстроювання ваг (adaptation)

Нейрони, що є сусідами нейрона-переможця, беруть участь у підстроюванні ваг, тобто у навчанні.

Розглянемо набір з m значень полів n -ого запису початкової вибірки, який є входним вектором

$$\mathbf{X}_n = (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nm})^T$$

і поточний вектор ваг j -го вихідного нейрону

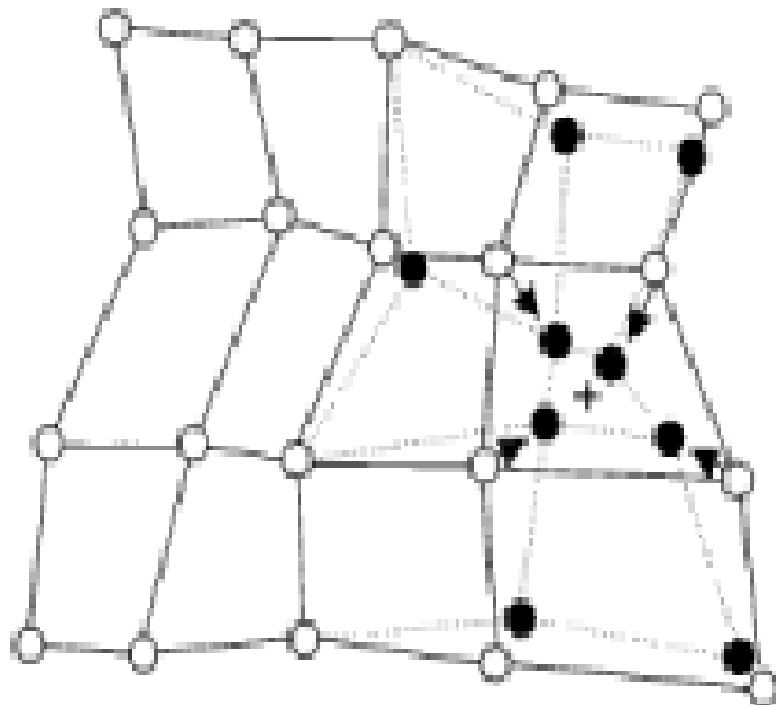
$$\mathbf{W}_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{mj})^T$$

У навчанні по Кохонену нейрони, які є сусідами нейрону-переможця підстроюють свої ваги, використовуючи комбінацію входних векторів і поточних векторів ваг:

$$w_{ij}^{\text{нове}} = w_{ij}^{\text{поточне}} + \eta (x_{ni} - w_{ij}^{\text{поточне}})$$

де $0 < \eta \leq 1$ - коефіцієнт швидкості навчання

Алгоритм навчання мережі Кохонена



1

Ініціалізація. Для нейронів мережі встановлюються початкові ваги, а також задаються початкові швидкість навчання η і радіус навчання R .

2

Збудження. На вхідний шар подається вектор впливу X_n , що містить значення вхідних полів запису навчальної вибірки.

3

Конкуренція. Для кожного вихідного нейрону обчислюється відстань $D(W_j, X_n)$ між векторами ваг усіх нейронів вихідного шару і вектором вхідного впливу. Наприклад, для евклідової відстані отримаємо:

$$D(W_j, X_n) = \sqrt{\sum_i (w_{ji} - x_{ni})^2}$$

Переможцем стає нейрон j , для якого така відстань виявиться найменшою.

4

Об'єднання. Визначаються усі нейрони, розташовані в межах радіусу навчання відносно нейрона-переможця

5

Підстроювання. Здійснюється підстроювання ваг нейронів в межах радіуса навчання відповідно до формули

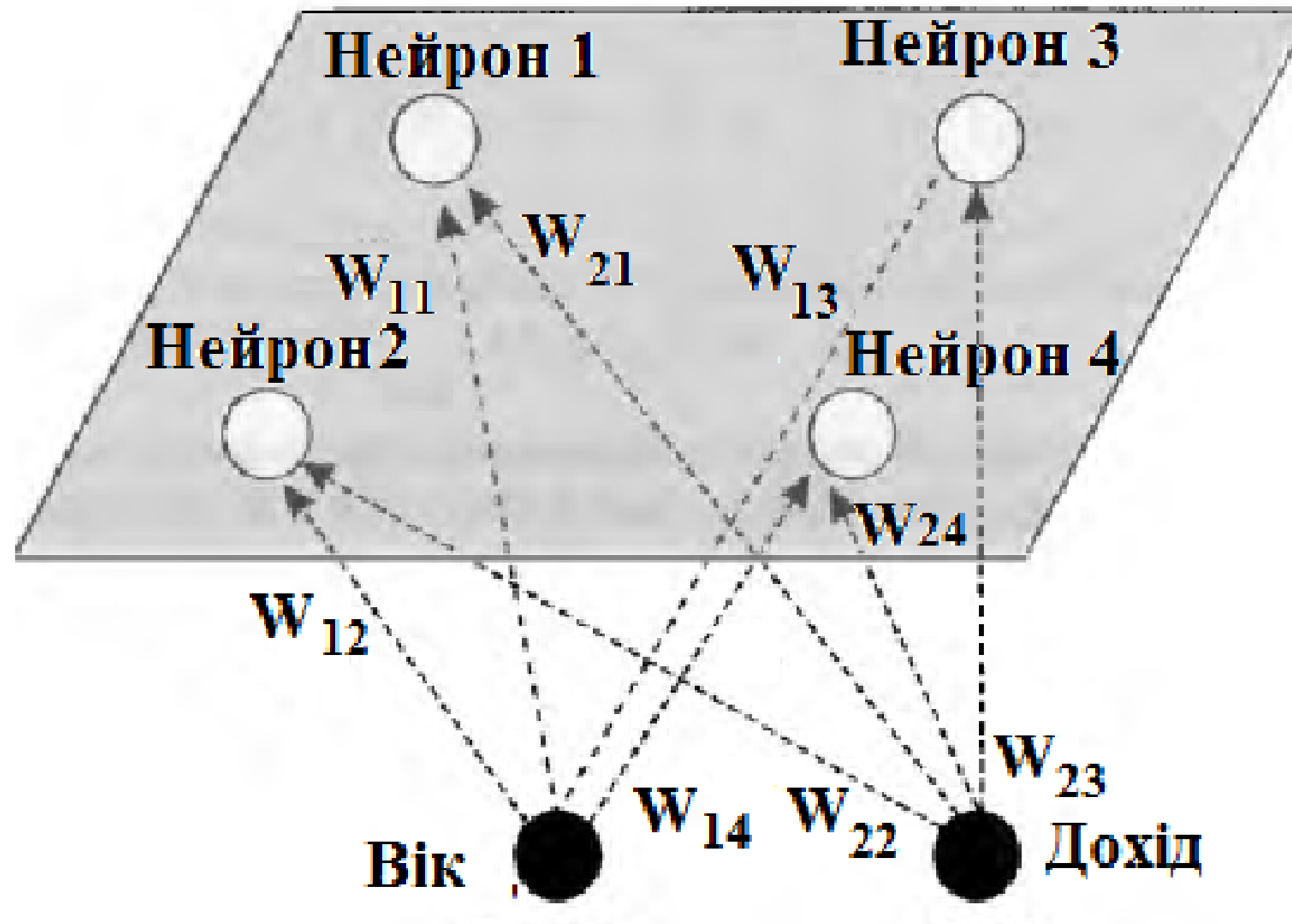
$$W_{ij}^{\text{нове}} = W_{ij}^{\text{поточне}} + (\eta \cdot (X_{ni} - W_{ij}^{\text{поточне}}))$$

6

Корекція. Змінюється радіус і параметр швидкості навчання відповідно із заданим законом.

Приклад роботи мережі Кохонена

Розглянемо приклад роботи мережі Кохонена, що містить 2 x 2 нейрона у вихідному шарі, а множина даних представлена атрибутами Вік і Дохід з попередньо нормалізованими даними.



У зв'язку з малим розміром мережі встановимо радіус навчання $R=0$, тобто можливість підстроювати ваги буде надаватися лише нейрону-переможцю. Коефіцієнт швидкості навчання встановимо $\eta=0,5$.

Випадковим чином виберемо початкові значення ваг нейронів:

w_{11}	w_{21}	w_{12}	w_{22}	w_{13}	w_{23}	w_{14}	w_{24}
0,9	0,8	0,9	0,2	0,1	0,8	0,1	0,2

Сформуємо набір записів вхідної вибірки:

№	x_{i1}	x_{i2}	Опис
1	$x_{11}=0,8$	$x_{12}=0,8$	Літня людина з високим доходом
2	$x_{21}=0,8$	$x_{22}=0,1$	Літня людина з низьким доходом
3	$x_{31}=0,2$	$x_{32}=0,8$	Молода людина з високим доходом
4	$x_{41}=0,1$	$x_{42}=0,2$	Молода людина з низьким доходом

Конкуренція. Обчислимо евклідову відстань між вхідним вектором X_1 і векторами ваг усіх чотирьох нейронів вихідного шару.

Нейрон 1: $D(\mathbf{W}_1, \mathbf{X}_1) = \sqrt{(w_{11} - x_{11})^2 + (w_{21} - x_{12})^2} = \sqrt{(0,9 - 0,8)^2 + (0,8 - 0,8)^2} = 0,1.$

Нейрон 2: $D(\mathbf{W}_2, \mathbf{X}_1) = \sqrt{(w_{12} - x_{11})^2 + (w_{22} - x_{12})^2} = \sqrt{(0,9 - 0,8)^2 + (0,2 - 0,8)^2} = 0,61.$

Нейрон 3: $D(\mathbf{W}_3, \mathbf{X}_1) = \sqrt{(w_{13} - x_{11})^2 + (w_{23} - x_{12})^2} = \sqrt{(0,1 - 0,8)^2 + (0,8 - 0,8)^2} = 0,7.$

Нейрон 4: $D(\mathbf{W}_4, \mathbf{X}_1) = \sqrt{(w_{14} - x_{11})^2 + (w_{24} - x_{12})^2} = \sqrt{(0,1 - 0,8)^2 + (0,2 - 0,8)^2} = 0,92.$

Переміг нейрон 1, який формує кластер для захоплення літніх людей з високим доходом

Об'єднання. Оскільки радіус навчання дорівнює нулю, тільки нейрон-переможець буде нагороджений можливістю підстроювання свого вектора ваг.

Підстроювання. Для першого нейрона отримуємо формулу:

для Віку: $w_{11}^{\text{нове}} = w_{11}^{\text{поточне}} + \eta(x_{11} - w_{11}^{\text{поточне}}) = 0,9 + 0,5 \times (0,8 - 0,9) = 0,85.$

для Доходу: $w_{21}^{\text{нове}} = w_{21}^{\text{поточне}} + \eta(x_{12} - w_{21}^{\text{поточне}}) = 0,8 + 0,5 \times (0,8 - 0,8) = 0,8.$

Дане налагоджування дозволить нейрону 1 у подальшому більш успішно захоплювати записи з інформацією про літніх людей з високим доходом.

Початкові значення ваг нейронів:

w_{11}	w_{21}	w_{12}	w_{22}	w_{13}	w_{23}	w_{14}	w_{24}
0,9	0,8	0,9	0,2	0,1	0,8	0,1	0,2

Набір записів вхідної вибірки:

№	x_{1j}	x_{2j}	Опис
1	$x_{11}=0,8$	$x_{12}=0,8$	Літня людина з високим доходом
2	$x_{21}=0,8$	$x_{22}=0,1$	Літня людина з низьким доходом
3	$x_{31}=0,2$	$x_{32}=0,8$	Молода людина з високим доходом
4	$x_{41}=0,1$	$x_{42}=0,2$	Молода людина з низьким доходом

Виконавши операції конкуренції та підстроювання для другого вхідного вектору $X_2=(0,8;0,1)$ отримуємо:

$D(W_1, X_2)$	$D(W_2, X_2)$	$D(W_3, X_2)$	$D(W_4, X_2)$	$w_{12} \text{ нове}$	$w_{22} \text{ нове}$
0,71	0,14	0,99	0,71	0,85	0,15

Переміг нейрон 2. Він відкриває кластер для захоплення літніх людей з малим доходом.

Для третього і четвертого нейронів, відповідно, отримаємо такі нові значення ваг

$w_{13} \text{ нове}$	$w_{23} \text{ нове}$	$w_{14} \text{ нове}$	$w_{24} \text{ нове}$
0,15	0,85	0,1	0,15

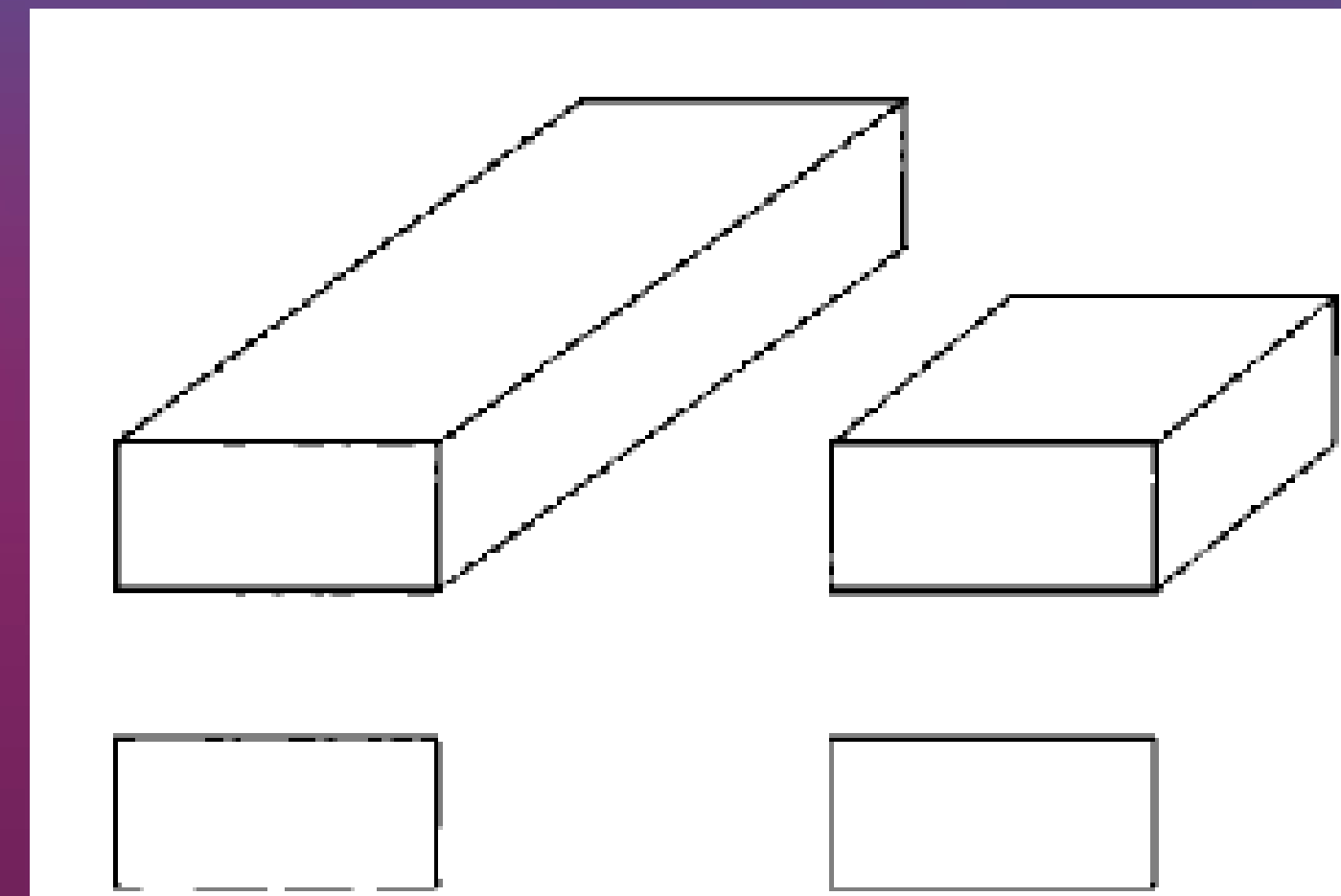
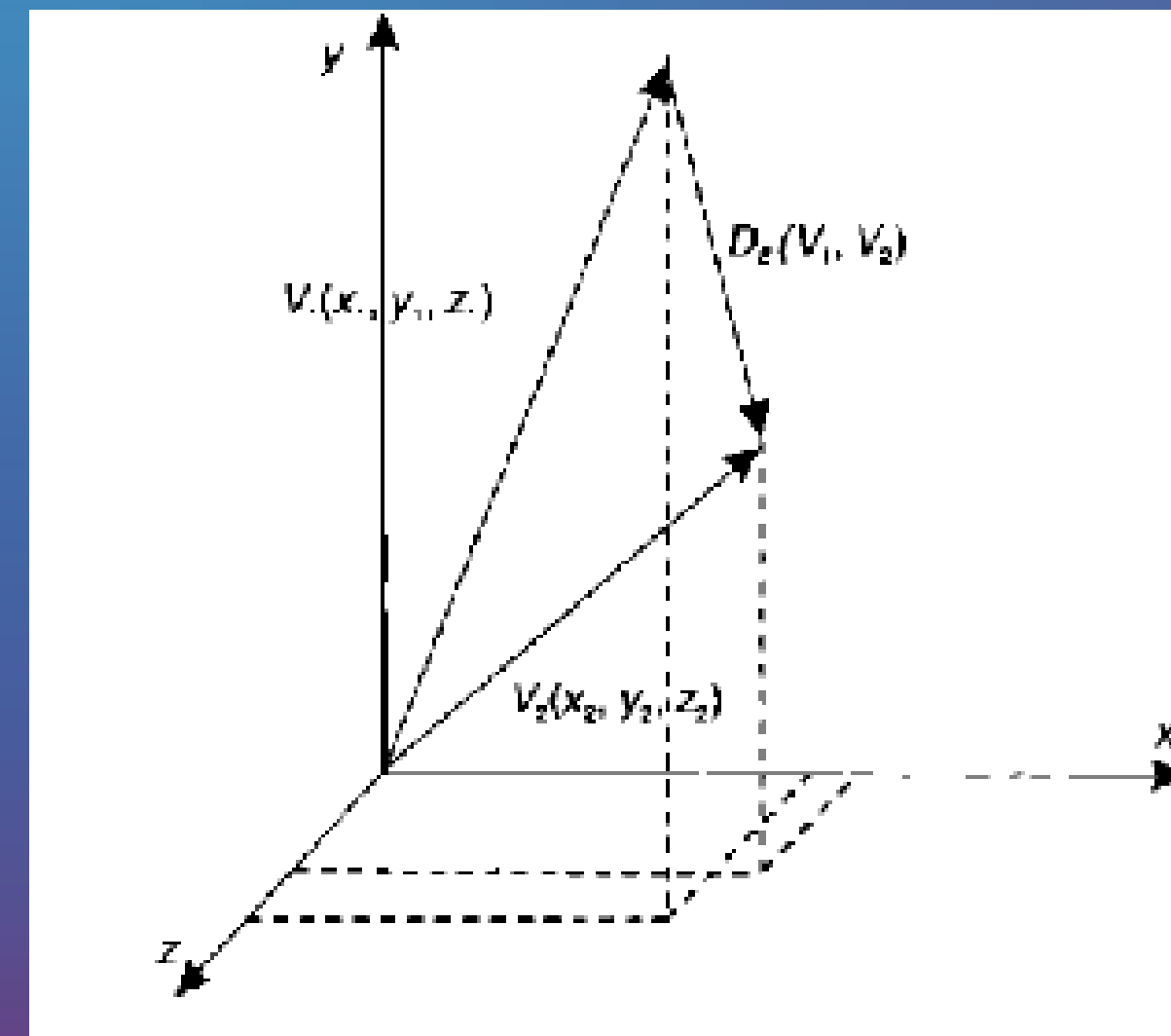
які будуть відповідати кластерам для молодих людей з високим доходом і молодих людей з низьким доходом.

Таким чином 4 вихідні нейрони представляють 4 різних кластера. Кількість вихідних нейронів мережі Кохонена має відповідати кількості кластерів, які треба побудувати.

Поняття карти Кохонена

Карты Кохонена або Самоорганізаційні Карты Кохонена (Self-organizing map – SOM)

будуються на основі нейронних мереж Кохонена і призначені для візуалізації багатовимірних об'єктів на двохвимірній карті, де відстані між об'єктами відповідають відстаням між їх векторами у багатовимірному просторі, а самі значення ознак відображаються різними кольорами і відтінками.



Методика побудови карти Кохонена

SOM складається з комірок прямокутної або, частіше, шестикутної форми, де відстані між центрами суміжних комірок є однаковими.

Кожній комірці відповідає нейрон мережі Кохонена. Навчання нейронів карти здійснюється так само, як і навчання нейронів мережі Кохонена. Об'єкти, вектори ознак яких близькі між собою, потрапляють в одну комірку карти або в комірки, розташовані поруч.

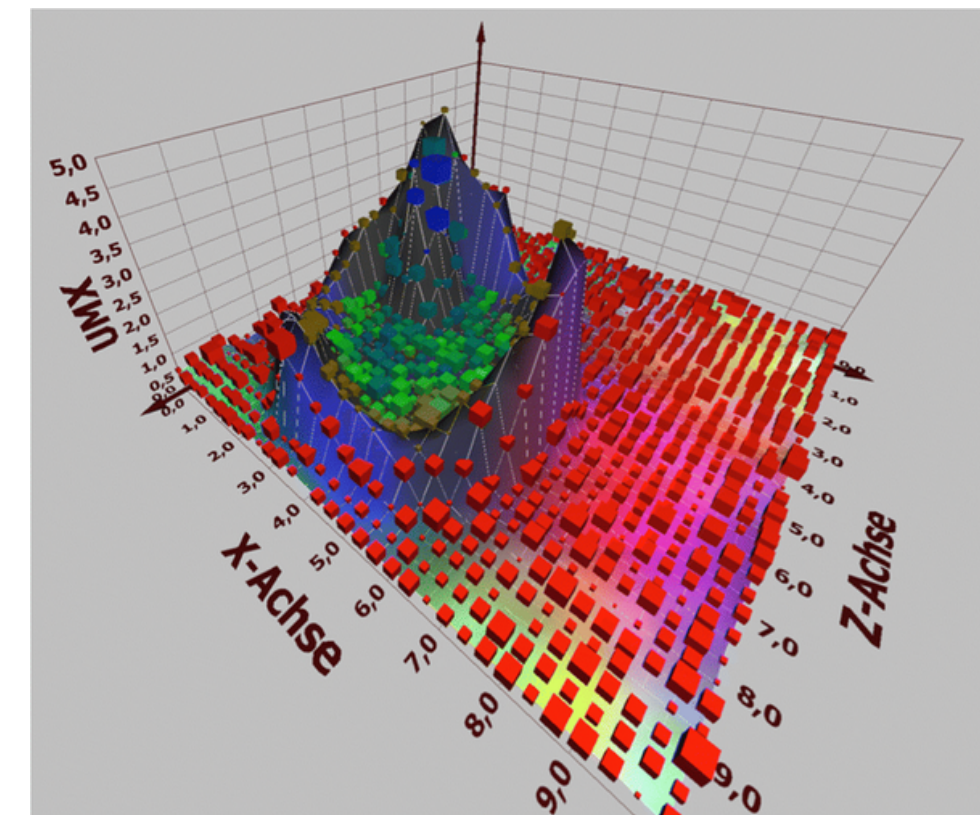
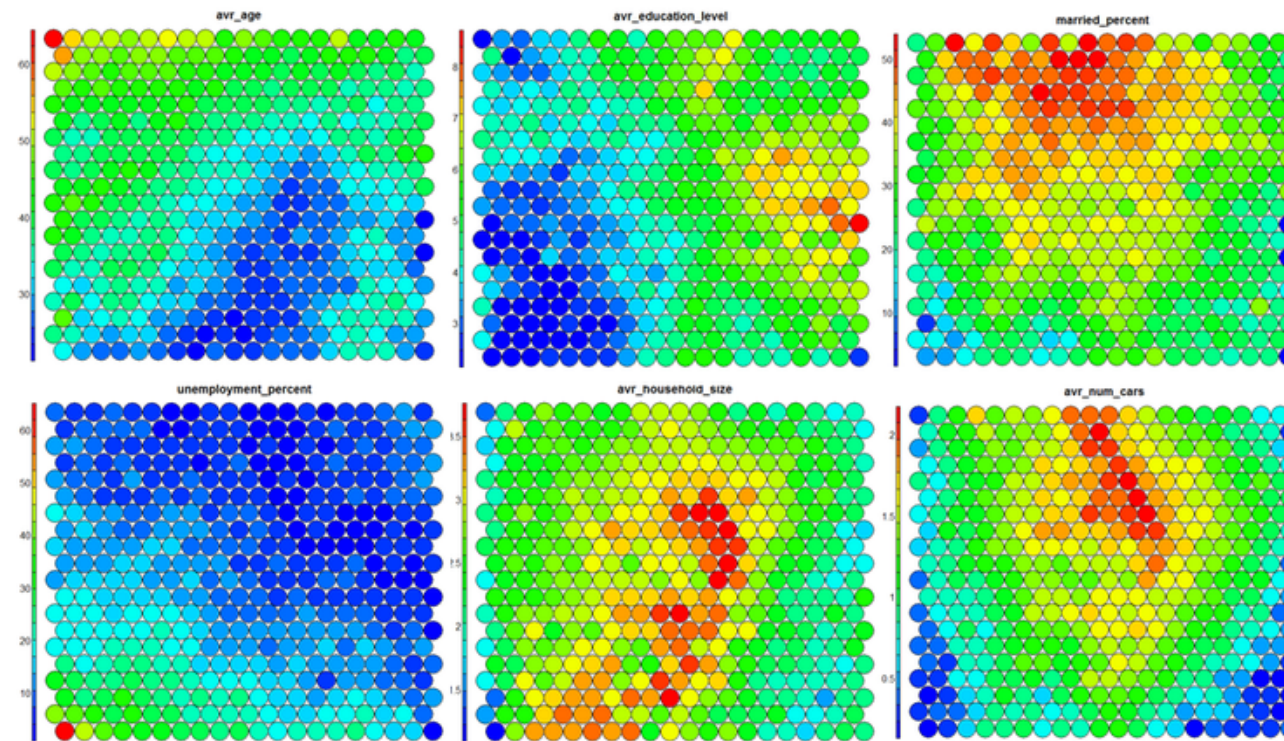
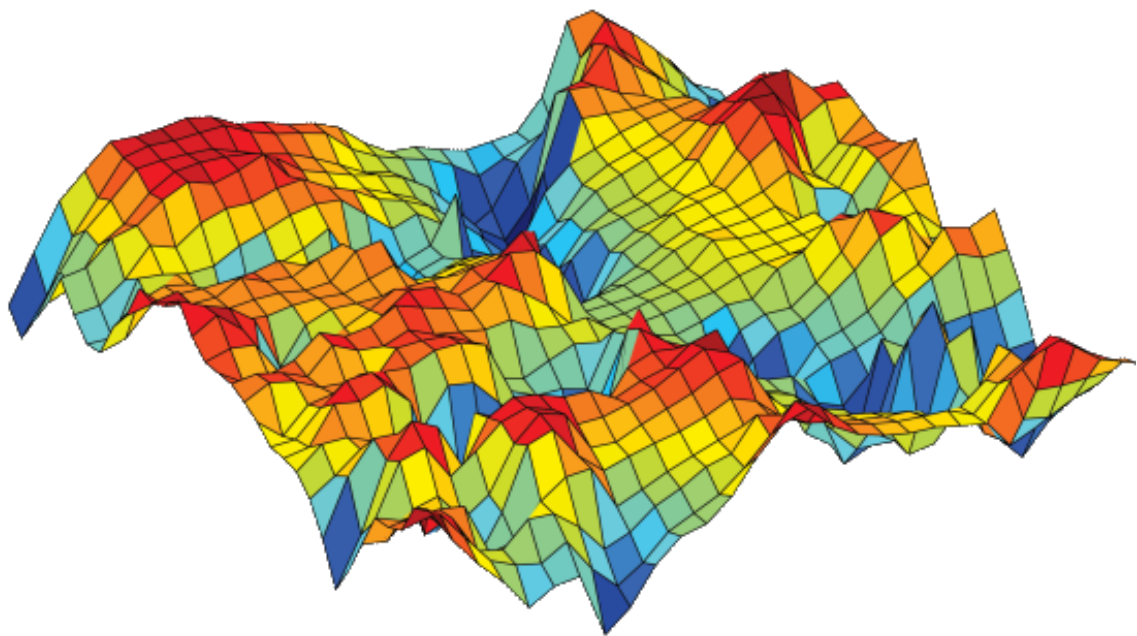
Хоча відстань між об'єктами надає уяву про ступень їх подібності або відмінності, але важливою є інформація і про те, у чому саме проявляється ця подібність або відмінність, за якими ознаками об'єкти розрізняються більше, а за якими менше і т. ін. Відповідь на ці питання і надає спеціальна розмальовка, яка виконує функцію третього виміру.

Але на одній карті можна використати розмальовку лише за однією ознакою. Отож, для візуалізації кількох ознак треба будувати окремі карти.

Методика побудови карти Кохонена

Наприклад, для об'єктів з двома ознаками (Вік і Дохід), для отримання інформації щодо значень цих ознак, треба будувати дві карти.

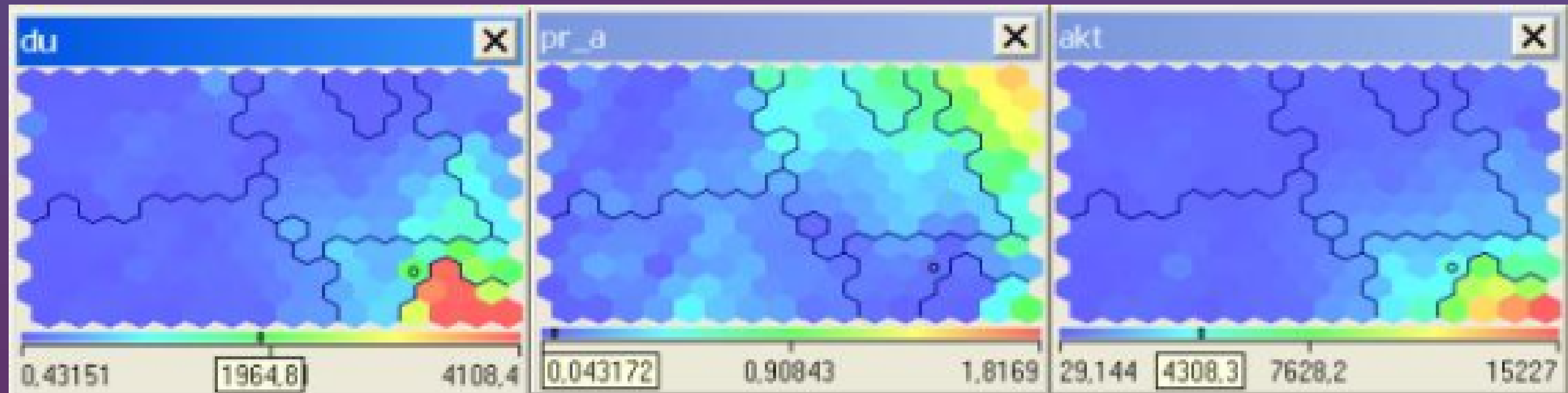
Отримавши усю сукупність карт для кожної з ознак, можна наочно порівняти значення кожної ознаки даного кластера зі значеннями кожної з ознак інших кластерів. У кожному комірку в загальному випадку потрапляє кілька об'єктів. Тому обчислюється або середнє значення параметра об'єктів кожної комірки або мінімальне чи максимальне значення. Якщо в комірку не потрапив жоден об'єкт (комірці відповідає мертвий нейрон), то за значення комірки береться вага нейрона, відповідного даному параметру.



Види карт Кохонена

Карта входів нейронів:

ваги нейронів підлаштовуються під значення вхідних змінних і відображають їх внутрішню структуру. Для кожного входу формується своя карта, розфарбована у відповідності зі значенням конкретної ваги нейрона.



Види карт Кохонена

Карта виходів нейронів:

відображає взаємне розташування досліджуваних вхідних даних. Нейрони з однаковими значеннями виходів утворюють кластери - замкнуті області на карті.

Спеціальні карти:

карта кластерів, матриця відстаней, матриця щільності попадання і інші карти, які характеризують кластери, отримані в результаті навчання мережі Кохонена.

Переваги і недоліки карт Кохонена

Переваги

- Розвідувальний аналіз даних
- Виявлення нових явищ

Недоліки

- Необхідність перевірки гіпотез
- Евристичний характер методу
- Проблема "мертвих" нейроні



Загальні проблеми кластеризації

Причини відсутності універсального алгоритму:

- Невизначеність у виборі критерію якості кластеризації
- Труднощі вибору міри близькості
- Різні необхідні машинні ресурси
- Вибір кількості кластерів



Правила для коректного застосування кластеризації:



Правило 1. Перед кластеризацією чітко окреслити цілі її проведення: спрощення подальшого аналізу, стиснення даних і т.п.

Правило 2. Переконатися, що обраний алгоритм коректно працює з наявними даними. Якщо алгоритм не вміє працювати зі змішаними наборами даних треба зробити набір однорідним, відмовившись від категоріальних або числових ознак.

Правило 3. Обов'язково здійснити змістовну інтерпретацію кожного отриманого кластера: намагатися зрозуміти, чому об'єкти були сгруповані у певний кластер, що їх об'єднує. Для цього можна використовувати візуальний аналіз, графіки, кластерограми, статистичні характеристики кластерів, карти. Корисно кожному кластеру дати осмислену назву з декількох слів.

Перейдемо до програмної реалізації карти Кохонена

