

КОГНИТИВНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

122 «Комп'ютерні науки»

КНМ-20

2020 / 2021 навчальний рік

РЕКУРЕНТНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

Самоорганізуючі карти

Мережа Кохонена

Самоорганізуючі карти

1. Самоорганізуючі карти як модель кори головного мозку
2. Карти Кохонена.
3. Функціонування SOM. Конкуренція, кооперація, адаптація.
4. Основні математичні залежності.
5. Алгоритм побудови SOM.

Самоорганизирующие карты

**Класс искусственных нейронных сетей -
самоорганизующиеся карты
– self – organized maps (SOM)**

**В некотором смысле аналог коры
головного мозга –**

*нейроны, работающие с близко
расположенными областями информации
также расположены близко друг к другу,
взаимодействуя между собой посредством
коротких синаптических связей.*

*Пространственное расположение выходных
нейронов в карте соответствует
конкретной области признаков входных
данных, выделенных из входного
пространства.*

Архитектуры нейронных сетей

Одношаровий перцептрон

Богатошаровий перцептрон

Не рекурентні

Нейронні мережі

Рекурентні

Мережі
змагання

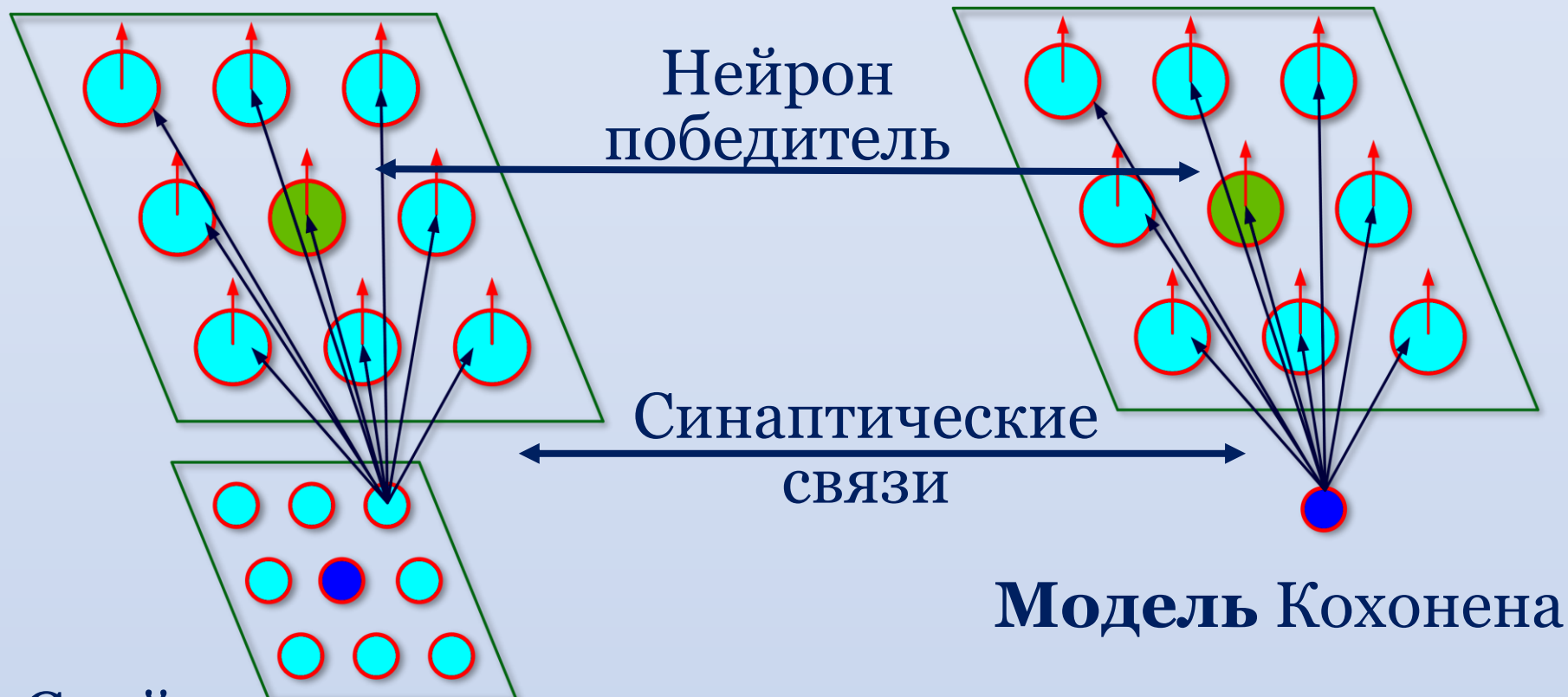
Мережі
Кохена

Мережі
Холфіда

Мережі ART

Самоорганізуючі карти

Двумерный массив постсинаптических нейронов

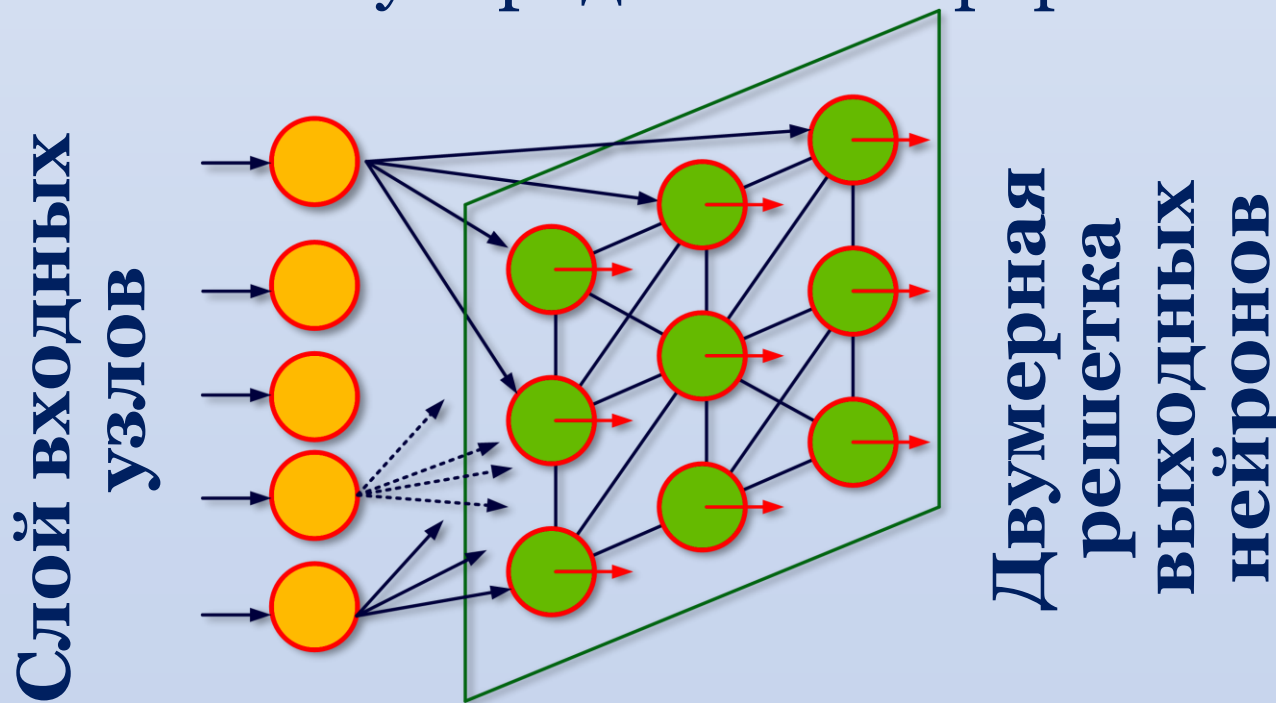


Слой предсинаптических
нейронов (visual cortex)

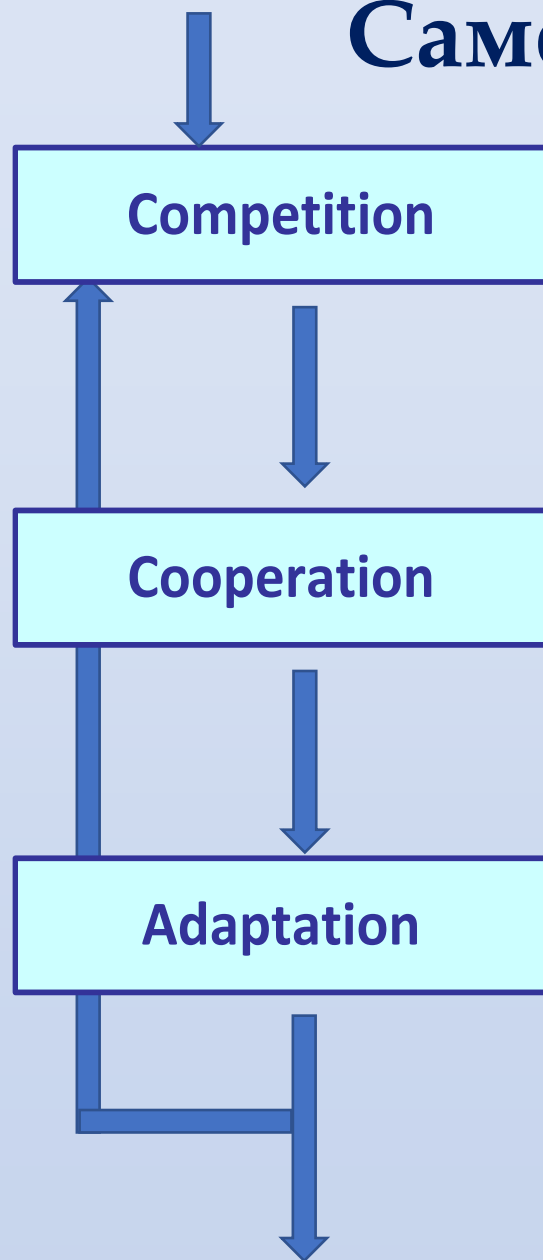
Модель Уилшоу-
ван дер Мальсбурга

Самоорганізуючі карти

Цель SOM – преобразование поступающих векторов (входных) **сигналов**, имеющих произвольную размерность в двумерную **дискретную карту выходных сигналов**. Преобразование выполняется адаптивно, в топологический упорядоченной форме.



Самоорганізуючі карти



Конкуренция (соревнование) – для каждого входного вектора вычисляется значение дискриминантной функции. Определяется победитель.

Кооперация – нейрон победитель определяют топологическую окрестность – близкие нейроны к победителю.

Синаптическая адаптация – корректировка синаптических весов – увеличение близкими нейронами собственные значения дискриминантной функции (усиление отклика)

Самоорганізуючі карти. Змагання

Competition

S - размерность входного пространства

Входной вектор $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_s]$ – выбирается из этого пространства случайным образом.

Сетка нейронов общим количеством **C**.

У каждого j –го нейрона синапсы с весами

$\mathbf{w}_j = [w_{j_1}, w_{j_2}, \dots, w_{j_i}, \dots, w_{j_s}]$, $j = 1, 2, \dots, C$, – номер нейрона.

Дискриминантная функция каждого нейрона – скалярное произведение $\langle \mathbf{w}_j, \mathbf{x} \rangle$.

Победитель - нейрон с максимальным скалярным произведением.

Самоорганізуючі карти. Змагання

Competition

Максимум скалярного произведения математически эквивалентен **минимуму** расстояния (Евклидова) между векторами w_j и x_m .
Победитель (winning, best matching unit, BMU) - нейрон с **индексом**

$$v(x) = \arg \min_j \|x - w_j\|.$$

Результат этапа соревнования – индекс победившего нейрона.

Самоорганізуючі карти. Кооперація

Cooperation

Определение топологической окрестности: возбужденный нейрон пытается возбудить пространственно близкие к нему нейроны (*литеральное взаимодействие*).

Топологическая окрестность $h_{j,v}$ - центр – победивший нейрон с индексом v , нейроны входящие в окрестность с индексом j . Расстояние между нейронами $d_{j,v}$.

Окрестность $h_{j,v}$

- Симметрична относительно точки максимума – расстояние $d_{j,v}=0$ (при $j=v$).
- Амплитуда взаимодействия нейронов в окрестности монотонно уменьшается с увеличением расстояния $d_{j,v}$ и достигает нуля при больших $d_{j,v}$.

Самоорганізуючі карти. Кооперація

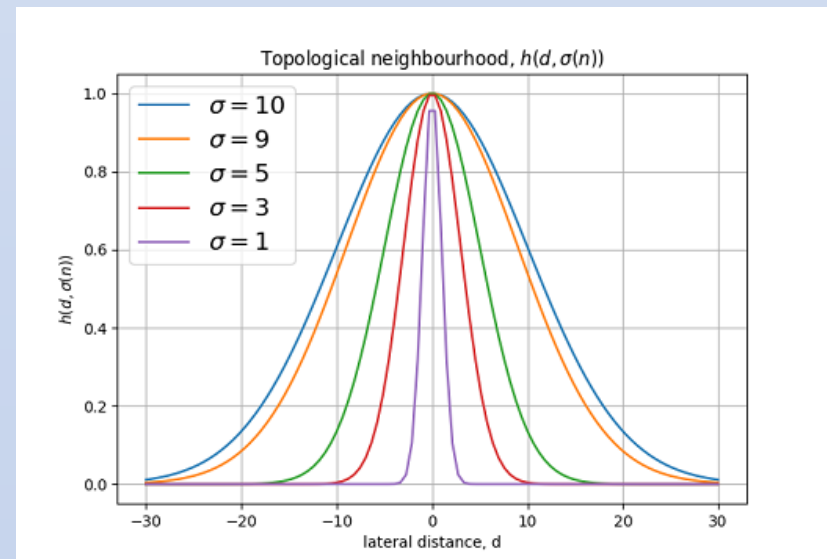
Cooperation

Типичная функция – функция Гаусса

$$h_{j,v}(x) = \exp\left(-\frac{d_{j,v}^2}{2\sigma^2}\right)$$

σ – эффективная ширина топологической окрестности

Функция окрестности. Одномерный случай: $d_{j,v} = |\mathbf{j}-\mathbf{v}|$.



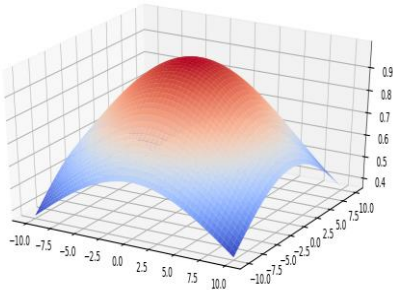
Самоорганізуючі карти. Кооперація

Cooperation

Функция окрестности. Двумерный случай (двумерная карта).

$$d_{j,v}^2 = \|r_j - r_v\|^2$$

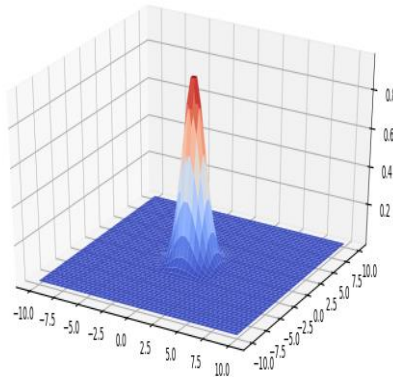
r_j, r_v - позиция нейрона в дискретном выходном пространстве.



$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right)$$

n – дискретное время (номер эпохи), $n = 0, 1, 2, \dots$

τ – временная константа.



Самоорганізуючі карти. Адаптація

Adaptation

Изменение вектора синаптических весов для каждого нейрона окрестности

Постулат Хэбба: вес синаптической связи увеличивается при одновременном возникновении предсинаптической и постсинаптической активности.

$$\Delta w_j = \eta h_{j,v(x)} (x - w_j)$$

η – параметр скорости обучения (*learning rate*).

$$w_j(n + 1) = w_j(n) + \eta(n) h_{j,v(x)}(n) (x - w_j(n))$$

n – дискретное время (номер эпохи, шаг самоорганизации).

$$\eta(n) = \eta_0 \exp(-n * \lambda)$$

λ – скорость затухания (*decay rate*).

Самоорганизирующие карты. Алгоритм

1. Инициализация. Для исходных векторов синаптических весов $w_j(0)$ выбираются случайные значения (для каждого j -го нейрона, $j=1,2,\dots,S$, в пределах от -1 до +1, !!! Разные, малая амплитуда вариаций).

2. Подвыборка. Выбирается вектор x из входного пространства с определенной вероятностью. Это и есть возбуждение. Размерность вектора S .

3. Поиск подобия. Находится нейрон – победитель.

$$v(x) = \arg \min_j \|x - w_j\|, j = 1, 2, \dots, S$$

Самоорганізуючі карти. Алгоритм

4. Коррекция. Изменяются веса

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n)h_{j,v(x)}(n)(x - w_j(n))$$

Рекомендации

$$\eta(0) \approx 0.1$$

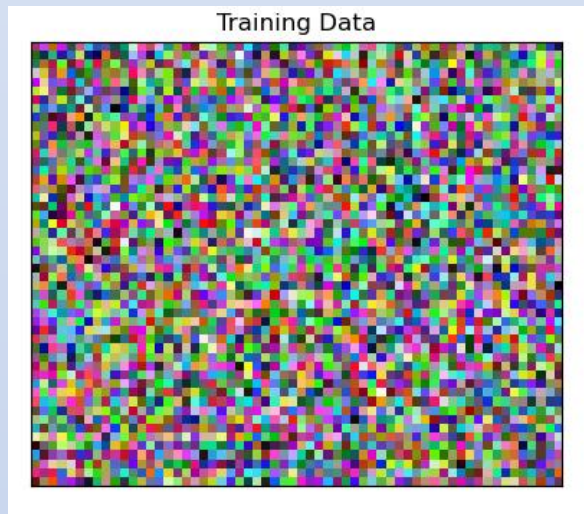
$\sigma_0 \approx$ радиус решетки

$$\lambda = \frac{\log \sigma_0}{1000}$$

5. Возврат к шагу 2, пока в карте не перестанут происходить заметные изменения

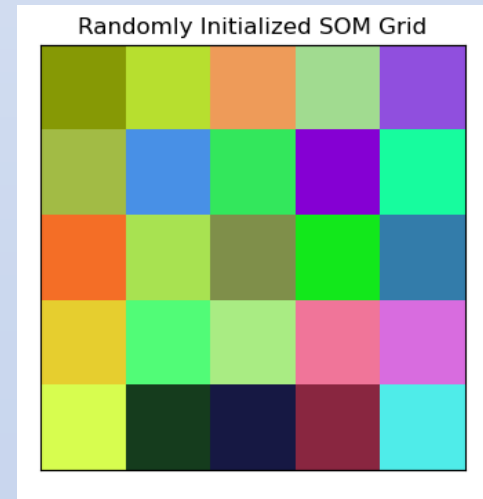
Самоорганізуючі карти. Приклад

Карты Кохонена используются:
для визуализации и первоначального
(«разведывательного») анализа данных. При этом
каждая точка данных отображается
соответствующим кодовым вектором из решётки.



3000 случайных векторов
три компоненты (R,G,B)

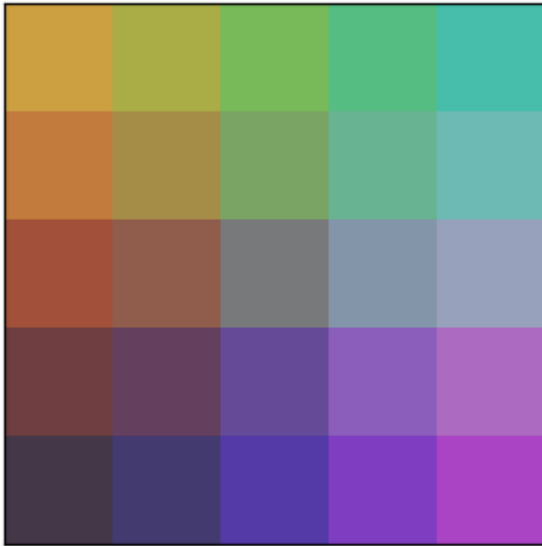
25 классов цветов



Случайные веса

Самоорганізуючі карти. Приклад

Epochs = 1



Epochs = 10

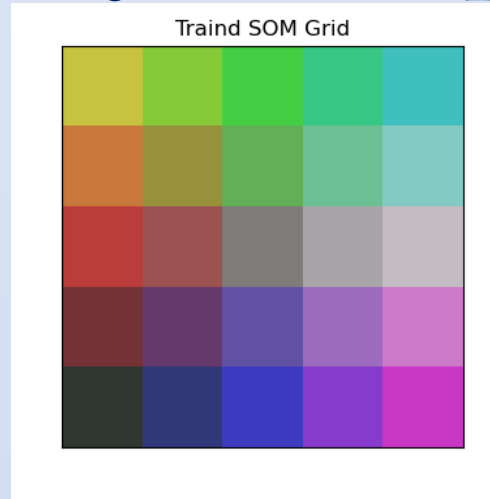


Epochs = 20

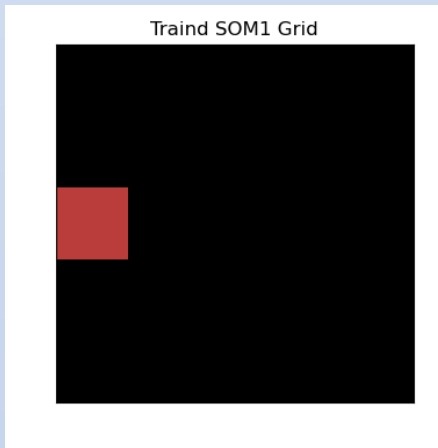


`learn_rate = .1`
`radius_sq = 1`
`lr_decay = .1`
`radius_decay = .1`

Самоорганізуючі карти. Приклад



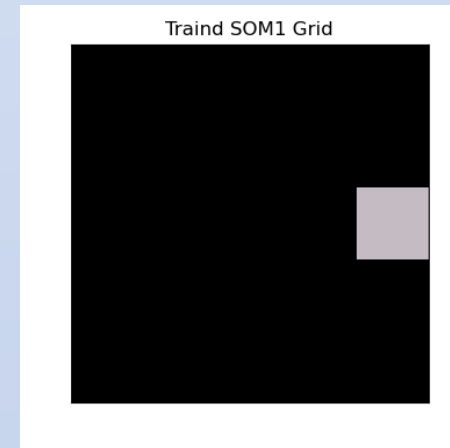
$X_{\text{test}} = [250, 20, 20]$



$X_{\text{test}} = [20, 250, 20]$



$X_{\text{test}} = [250, 250, 250]$

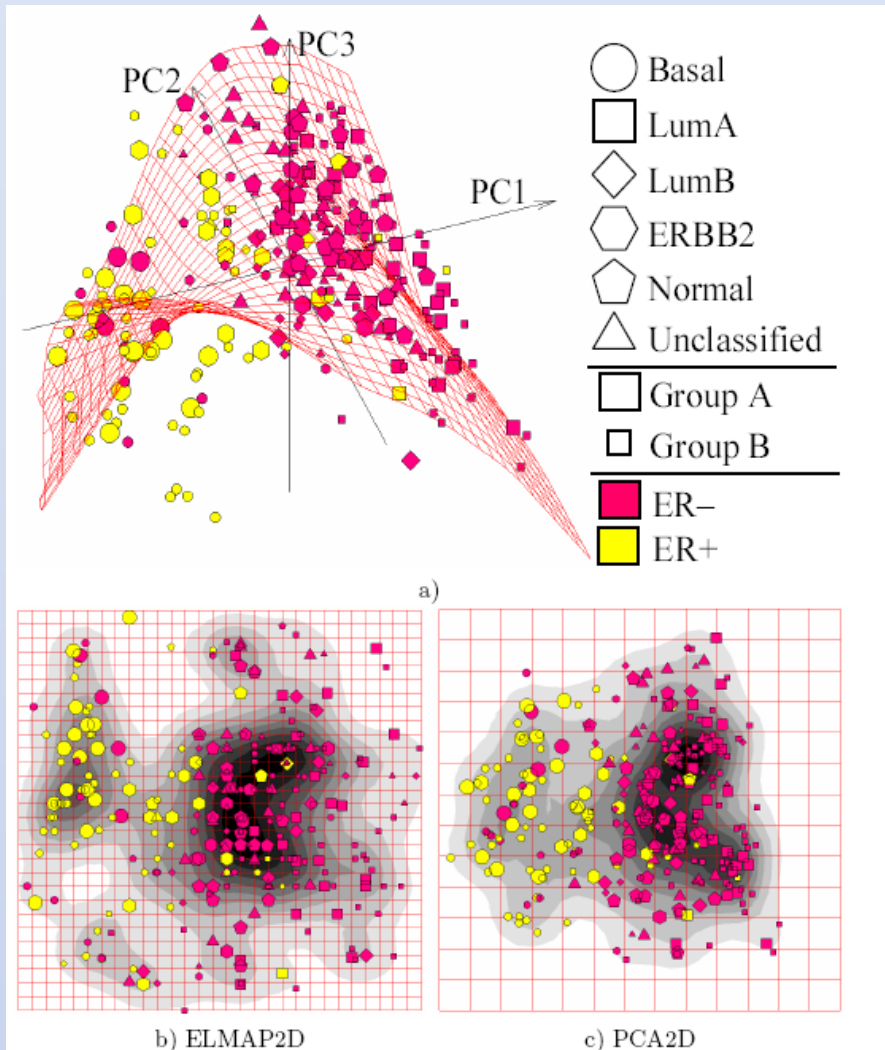


Самоорганізуючі карти. Приклад

Модификации карт Кохонена:

- сети векторного квантования сигналов (метод динамических ядер, k-means)
- сети векторного квантования, обучаемые с учителем (Learning Vector Quantization)
- упругие карты. используется в биоинформатике для анализа много мерных данных.

Самоорганізуючі карти. Приклад



Визуализация набора данных по экспрессии генов в раке молочной железы с использованием упругих карт. Классы точек показаны с использованием размера (ER - статус эстроген-рецептора), формы (GROUP - риск развития метастаз) и цвета (TYPE - молекулярный тип опухоли). На панели (a) показана конфигурация узлов двумерной упругой карты в проекции на первые три главные компоненты. Сравнивая (b) и (c), можно заметить, что базальный тип опухоли как кластер лучше отделен на нелинейной проекции (b).

<http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%9D%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0%D1%8F%D1%81%D0%B5%D1%82%D1%8C%D0%9A%D0%BE%D1%85%D0%BE%D0%BD%D0%B5%D0%BD%D0%B0>

Рекомендована ЛІТЕРАТУРА

- **Федоров Е.Е. Искусственные нейронные сети.** — Красноармейск, ДВНЗ «ДонНТУ», 2016. — 338 с.
- **Хакин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.** — М. : Издательский дом «Вильямс», 2016. — 1104 с.

Посилання

- <https://www.youtube.com/watch?v=2UXki95Ujqw>
- https://www.youtube.com/watch?v=TOr8_5o1MJk

Контрольні запитання

1. Надайте визначення та поясніть основне призначення SOM.
2. Визначте основні етапи функціонування SOM, найте основні математичні залежності.
3. Надайте алгоритм налаштування карт Кохонена.

The END
Mod 2. Lec 7.