Self-organizing map (SOM) - это специальный тип нейронной сети с обучением без учителя, выполняющий задачу визуализации и кластеризации. Алгоритм по сути сжимает информацию, сохраняя при этом наиболее важные топологические и метрические взаимосвязи исходных данных.

**Архитектура сети:**

Сеть состоит из двух слоев: входного и выходного (карты признаков).

Сначала выбирается количество нейронов и их координаты, а затем каждому нейрону назначается вектор весов с той же размерностью, что и входное пространство. При этом, в отличие от других типов нейронных сетей, в SOM нейроны не имеют функции активации, т.е. веса напрямую передаются на выходной слой. Также в SOM используется конкурентное обучение для корректировки весов в нейронах, вместо метода обратного распространения ошибки.

**Входные данные:**

d — размерность признакового пространства

n — количество элементов в наборе данных

X(n·d) — матрица с входными данными

**Передаваемые гиперпараметры:**

m — количество нейронов

T — количество эпох

— скорость обучения (монотонно сходится к 0 по количеству эпох t)

— коэффициент кооперации (монотонно убывает по t)

— коэффициент затухания скорости обучения

— коэффициент затухания кооперации

**Алгоритм:**

1. Инициализируются веса W

2. Каждая эпоха состоит из следующих шагов:

• В случайном порядке перебираются элементы исходного датасета

• Для каждого выбранного элемента ищутся расстояния от него до векторов весов

всех нейронов и определяется ближайший нейрон - best matching unit(BMU) - в заданной метрике расстояния (например, евклидово или косинусное расстояние)

• Определяются коэффициенты близости всех нейронов к

• Обновляются веса нейронов по формуле:

• Обновляются скорость обучения и коэффициент кооперации по формулам: и

• Вычисляется ошибка карты (например как

**Вариации алгоритма**

• Коэффициент соседства h может задаваться разными способами. Чаще всего для этого используется гауссовская функция:

, где 𝑟𝑖 - координаты нейрона 𝑀𝑖

Mi. Альтернативным вариантом является распределение Коши, при использовании которого больше нейронов будут изменяться на этапе кооперации.

• Затухания и также чаще всего бывают экспоненциальными, однако можно использовать сигмоиду или гауссиану, которые увеличивают количество эпох до затухания.

• Взаимное расположение нейронов можно подстраивать под данные.

• SOM поддерживает обучение подвыборками

• Можно прекращать итерации, если значения W не будут меняться на протяжении нескольких эпох или ошибка карты будет незначительной.

**Существующие реализации**

Наиболее популярные библиотеки с реализацией данного алгоритма: sklearn-som и som-learn.

**Источники литературы**

[1]Википедия: Самоорганизующаяся карта Кохонена

<https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%B0%D0%BC%D0%BE%D0%BE%D1%80%D0%B3%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D0%B7%D1%83%D1%8E%D1%89%D0%B0%D1%8F%D1%81%D1%8F_%D0%BA%D0%B0%D1%80%D1%82%D0%B0_%D0%9A%D0%BE%D1%85%D0%BE%D0%BD%D0%B5%D0%BD%D0%B0>

[2]The self-organizing map

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/58325>

[3]Нестандартная кластеризация 4: Self-Organizing Maps, тонкости, улучшения, сравнение с t-SNE

<https://habr.com/ru/post/338868/>

[4]The Self-Organizing Maps: Background, Theories, Extensions and Applications

<https://www.researchgate.net/publication/227313166_The_Self-Organizing_Maps_Background_Theories_Extensions_and_Applications>

[5]An Introduction to Self-Organizing Maps

<https://www.researchgate.net/publication/263084866_An_Introduction_to_Self-Organizing_Maps>