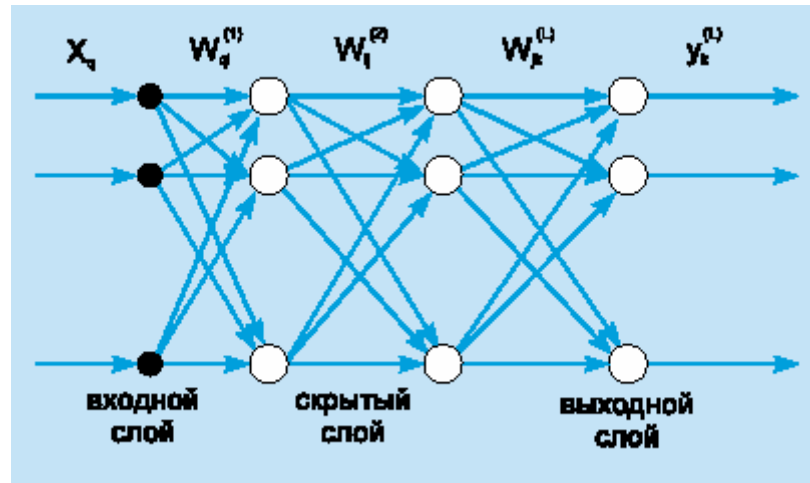


Интеллектуальные системы и технологии

Лекция 10.

Многослойные персептроны и обучение обратным распространением ошибки

Перцептроны

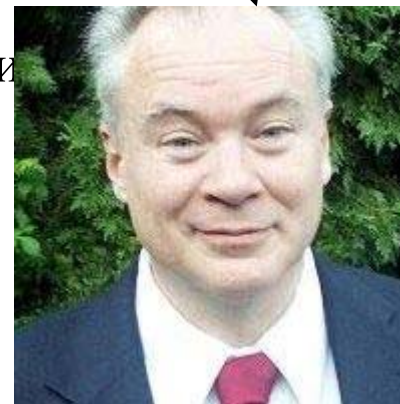
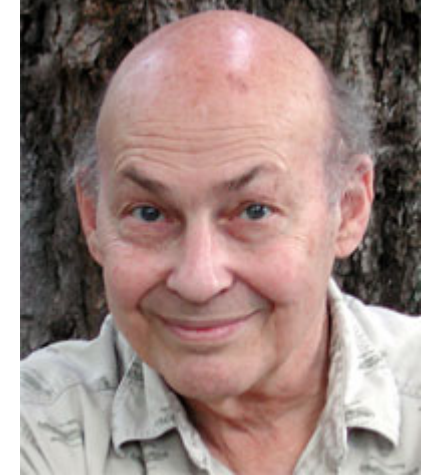
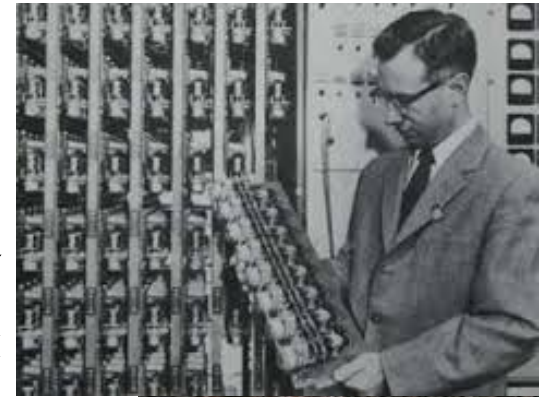


Все решаемые задачи сводятся к двум:

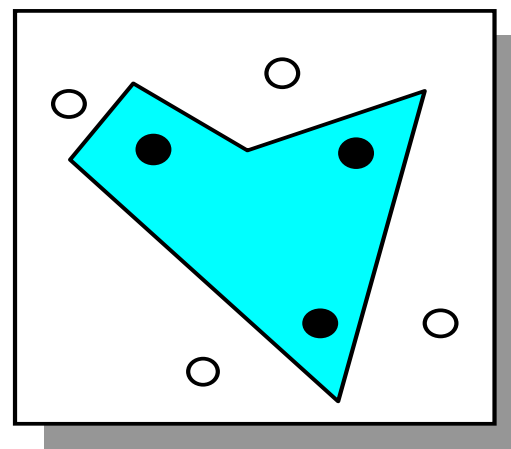
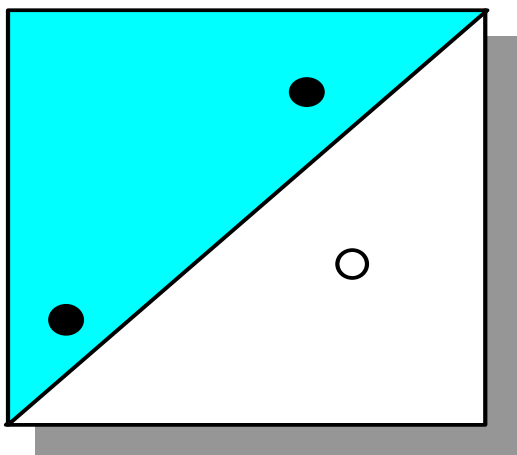
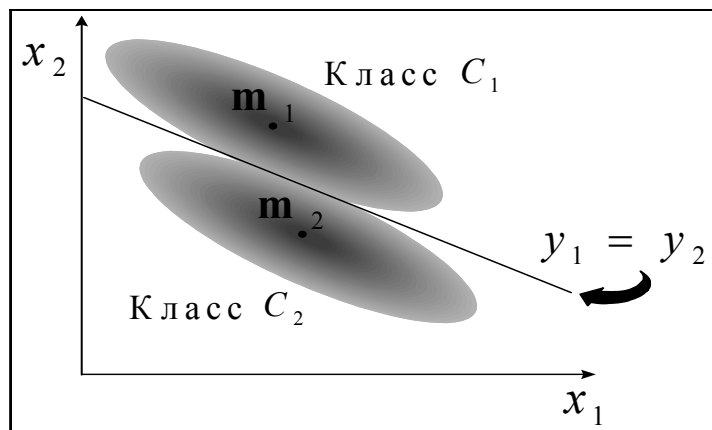
- **Классификация** (дискретный набор выходных значений)
- **Регрессия** (непрерывные выходные значения)

История персептронов

- Персептроны Розенблатта (аппаратная реализация) в 1950-х годах
 - Ф.Розенблатт. Принципы нейродинамики. Персептроны и теория механизмов мозга. – М.: Мир, 1965.
- Их критика в
 - М.Минский, С.Пейперт. Персептроны. – М.: Мир, 1971.
- Обучение обратным распространением ошибки
 - *Werbos P. J.*, Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences. Ph.D. thesis, Harvard University, Cambridge, MA, 1974.
 - *Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J.*, Learning Internal Representations by Error Propagation. In: Parallel Distributed Processing, vol. 1, pp. 318—362. Cambridge, MA, MIT Press. 1986.
- Обучение обратным распространением ошибки neural networks (autoencoder) –
 - середина 2000-х годов



Классификация



Классификация

- **Сеть с одним скрытым слоем, содержащим H нейронов со *ступенчатой* функцией активации, способна осуществить произвольную классификацию Nd точек d -мерного пространства (т.е. классифицировать Nd примеров).**
- **Одного скрытого слоя нейронов с *сигмоидной* функцией активации достаточно для аппроксимации любой границы между классами со сколь угодно высокой точностью.**

Регрессия (Аппроксимация)

- **Одного скрытого слоя нейронов с *сигмоидной* функцией активации достаточно для аппроксимации любой функции со сколь угодно высокой точностью. (Более того, такая сеть может одновременно аппроксимировать и саму функцию и ее производные.)**

Точность аппроксимации возрастает с числом нейронов скрытого слоя.

При H нейронах ошибка оценивается как $O(1/H)$.

Алгоритм обучения нейрона Маккалока-Питтса в персептроне Розенблатта (бинарного)

- Случайно выбираются веса w_{ij}
- На входы подается обучающий вектор x и рассчитывается выходной сигнал y_i с использованием пороговой функции
- Если ожидаемое значение d_i совпадает с y_i , то веса не изменяются
- Если $y_i=0$ и $d_i=1$, то $w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t)+x_j$
- Если $y_i=1$ и $d_i=0$, то $w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t)-x_j$
- Повторяются шаги, начиная со второго, для новых примеров

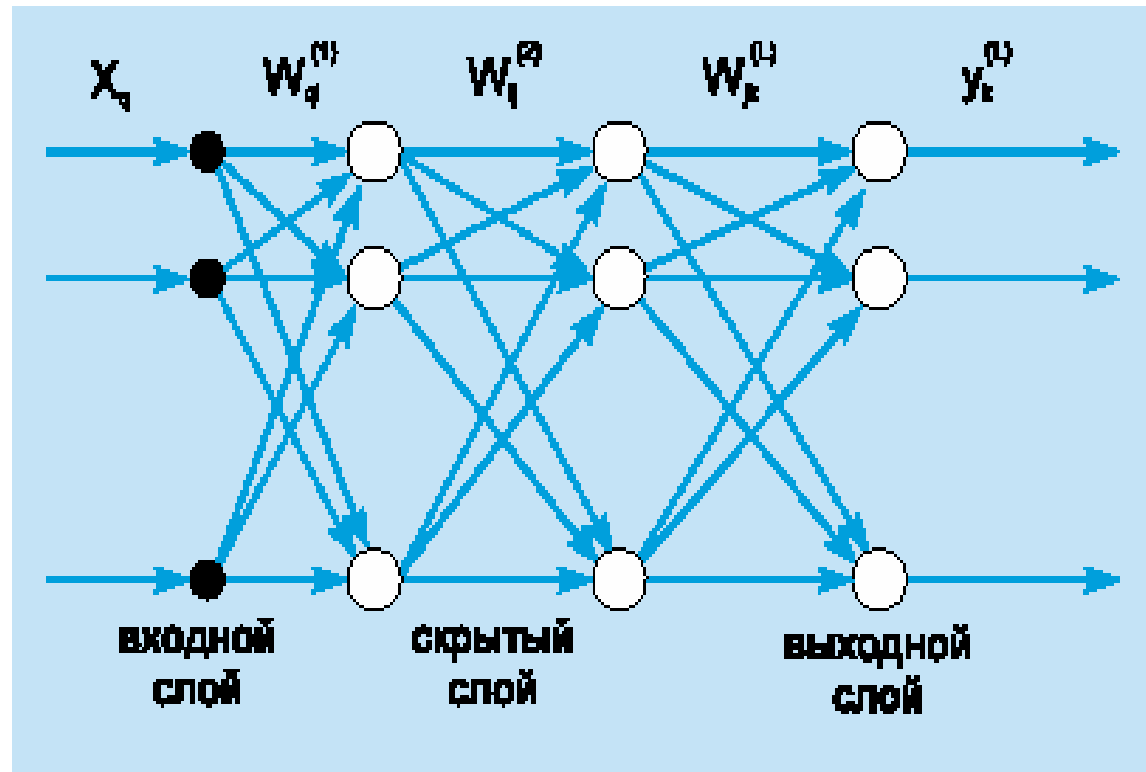
Правило обучения Видроу-Хоффа

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + x_j(d_i - y_i)$$

Задача минимизации целевой функции

$$E = \sum_{k=1}^p (y^{(k)}_i - d^{(k)}_i)^2$$

Многослойный персептрон (сеть прямого распространения)



Два режима работы:

- 1) Режим обучения
- 2) Режим использования обученной сети

Обучение сети многослойного персептрона

- Цикл обучения (на множестве примеров)
 - Предъявление сети очередного примера (входного и выходного векторов)
 - Вычисление фактического выходного вектора (прямое распространение сигналов)
 - Изменение весов связей с целью минимизации ошибки на выходе
- Изменение весов – итерационный процесс. Критерий останова – исчерпание лимита количества итераций или достижение заданной величины ошибки E

Обучение методом обратного распространения
ошибки (Error Back Propagation) для
многослойных персептронов с сигмоидными
функциями активации

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + r g_j x_i'$$

Для выходного слоя $g_j = y_j(1 - y_j)(d_j - y_j)$

Для других слоев $g_j = x_j'(1 - x_j') \sum_k g_k w_{jk}$

Модифицированный алгоритм

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + r g_j x_j' + \alpha (w_{i,j}(t) - w_{i,j}(t-1))$$

Обобщение

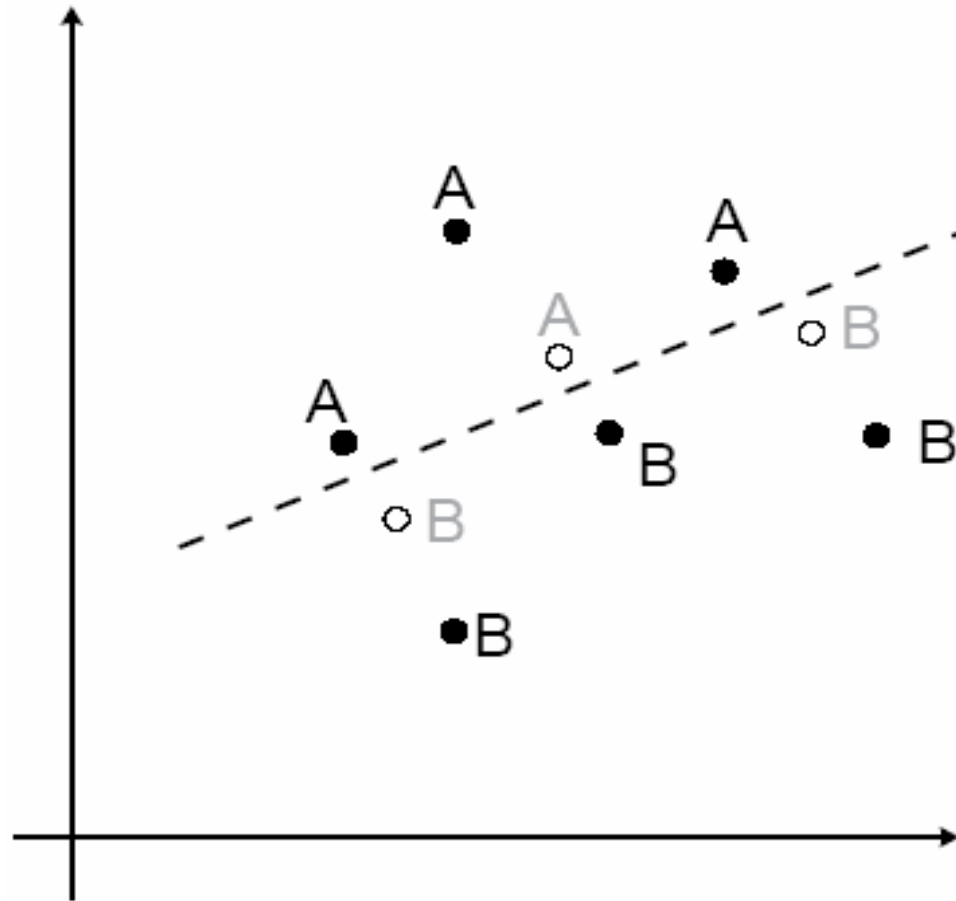
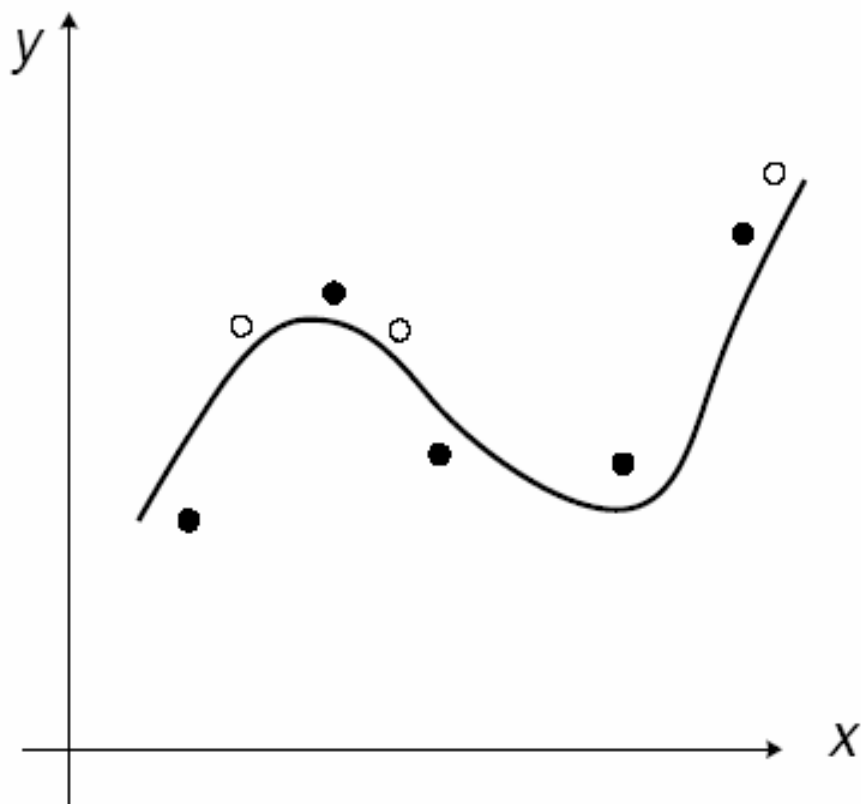
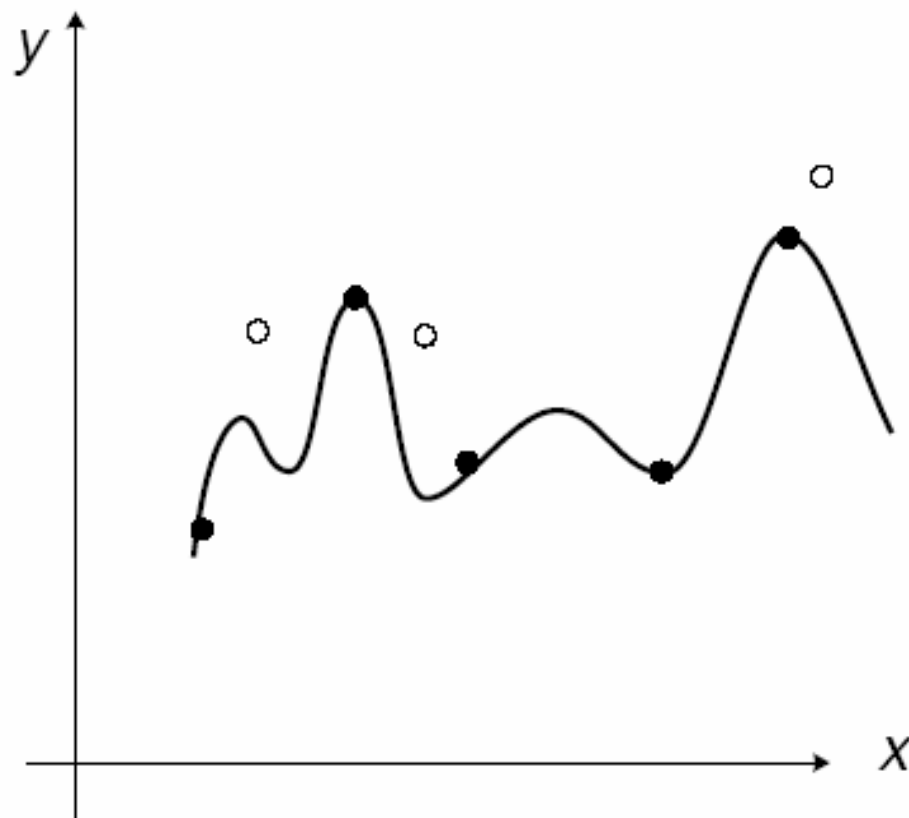


diagram sparse training - two classes

Переобученность (Overfitting)

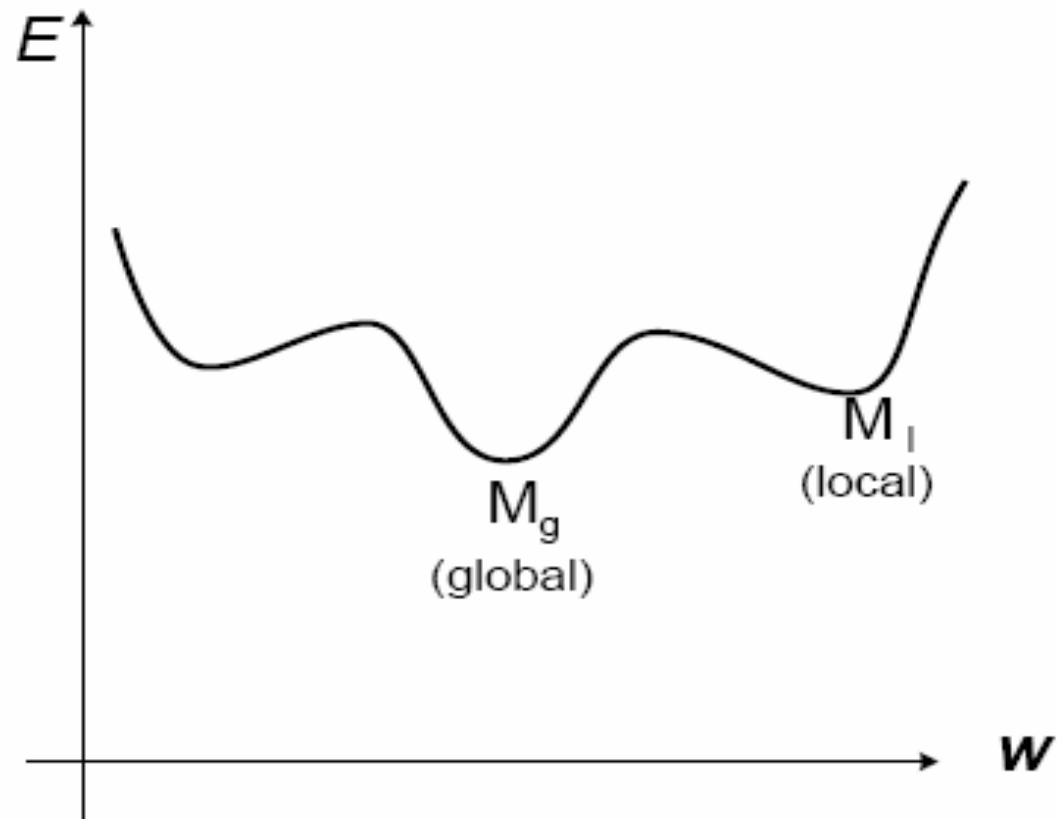


y against x for a binary classifier



overfitting in x-y space

Локальный минимум



local minimum

Достоинства и недостатки многослойного персептрона с обучением обратным распространением ошибки

- Достоинства:
 - Гарантирована возможность решения задачи
- Недостатки:
 - Низкая скорость обучения
 - Возможность переобученности
 - Невозможность переобучения (дообучения)
 - Необходимо выбирать структуру сети под конкретную задачу (обычно это проблема)
 - Эффект исчезающего градиента в глубоких (первых) слоях

Различные подходы к обучению

- Обучение основанное на коррекции ошибки
 - Используется ошибка $(d-y)$ между желаемым и реальным выходом для изменения весов связей с целью уменьшения ошибки
- Вероятностное обучение (машина Больцмана)
 - Адаптация весов видимых нейронов так, чтобы состояния видимых нейронов соответствовали желаемому распределению вероятностей
- Правило Хебба – усиливаются связи между нейронами с похожими (или одинаковыми) состояниями и наоборот

- Соревновательное обучение
 - Только один нейрон (победитель) в выходном слое активизируется (*winner-take-all*, «победил»)
- Конструктивное обучение $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta y_j(t) x_i(t)$
 - В растущих НС создаются новые нейроны для новых кластеров
- Обучение с использованием генетических алгоритмов (эволюционное)
 - Изменение весов связей
 - Изменение структуры сети
- Глубокое обучение (autoencode - автокодировщик)
 - Обучение отдельно каждого слоя

АЛГОРИТМЫ ОБУЧЕНИЯ НС

Парадигма	Правило обучения	Архитектура	Алгоритм обучения	Решаемая задача	
С учителем	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