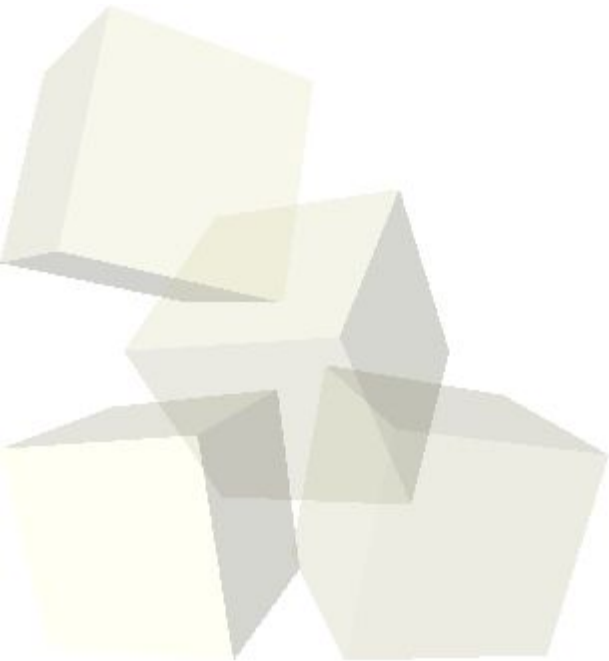




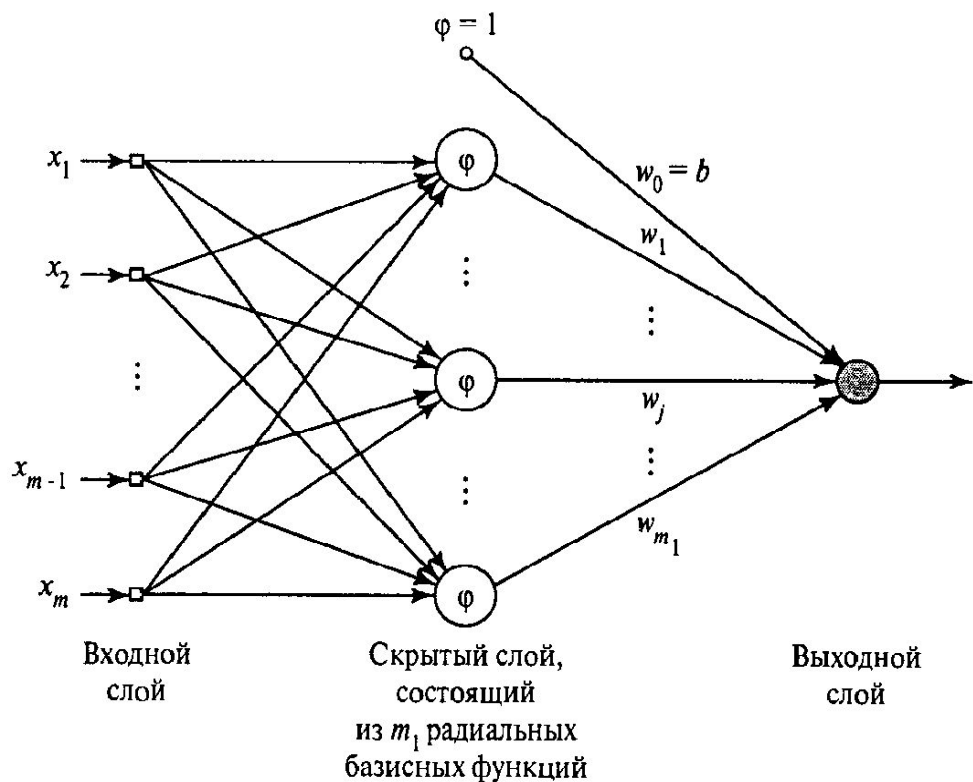
Курс «Нейронные сети и системы нечеткой логики»

Лекция 3

Другие типовые структуры нейронных сетей



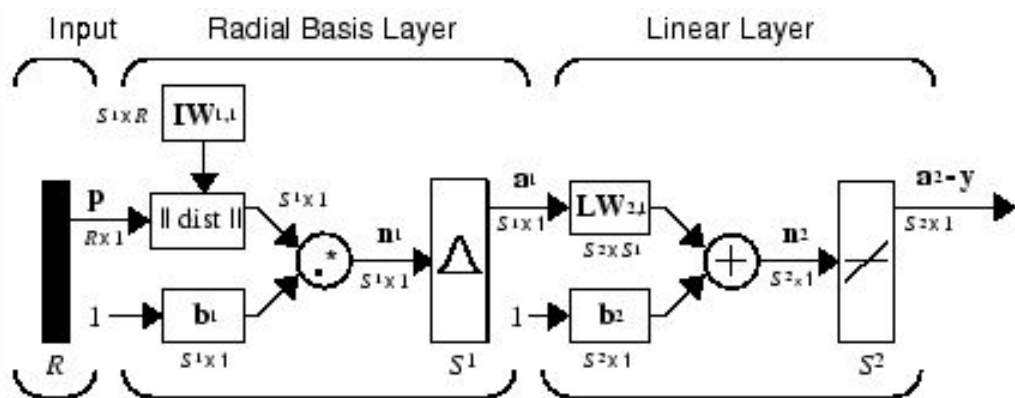
Сети с радиально-базисными функциями



По сравнению с сетями прямого распространения имеют большее количество нейронов, однако их обучение происходит значительно быстрее.

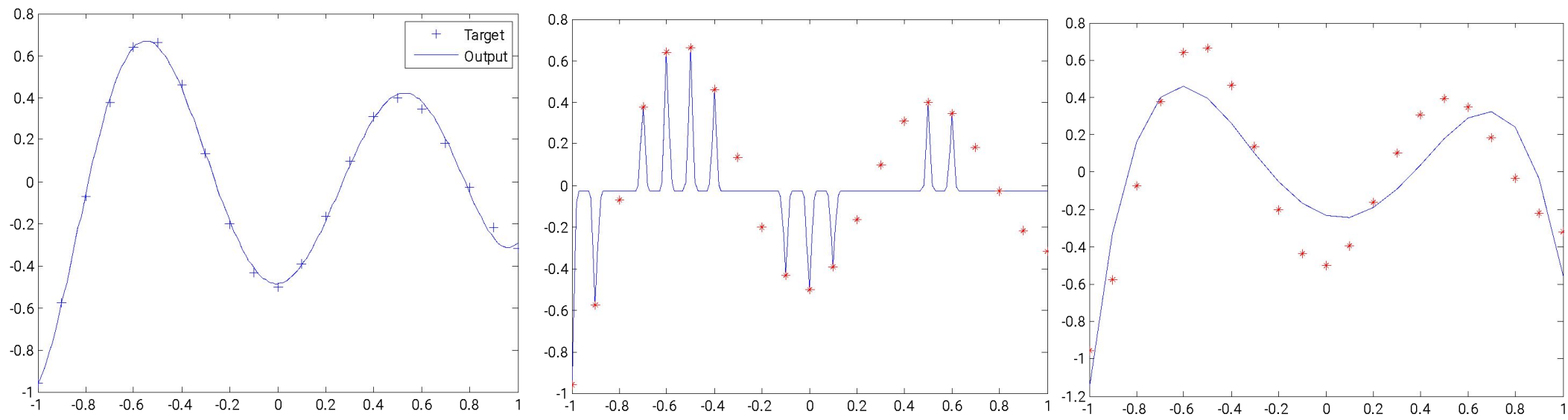
При этом отсутствует проблема выбора структуры сети, единственная задача, стоящая перед разработчиком – выбор количества нейронов.

Обучение сети – гибридное, включает в себя кластеризацию (неконтролируемое обучение) и подстройку коэффициентов исходя из минимизации среднеквадратичной ошибки.





Обучение сетей с радиально-базисными элементами



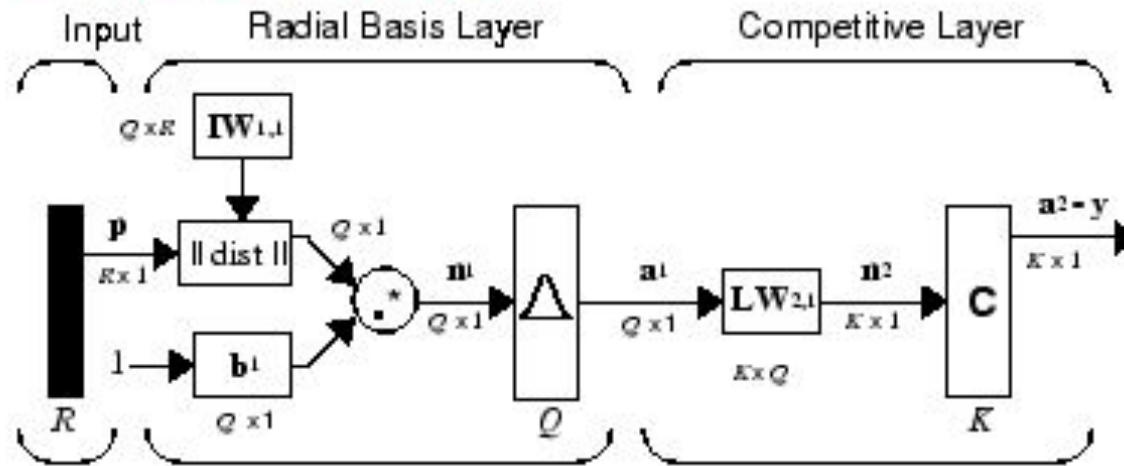
Аппроксимация табличных функций

При аппроксимации функций, заданных таблично, необходимо уделить особое внимание взаимному расположению функций активации, поскольку их слишком близкое или дальнейшее расположение существенно снижают качество обучения нейронной сети.





Вероятностные сети



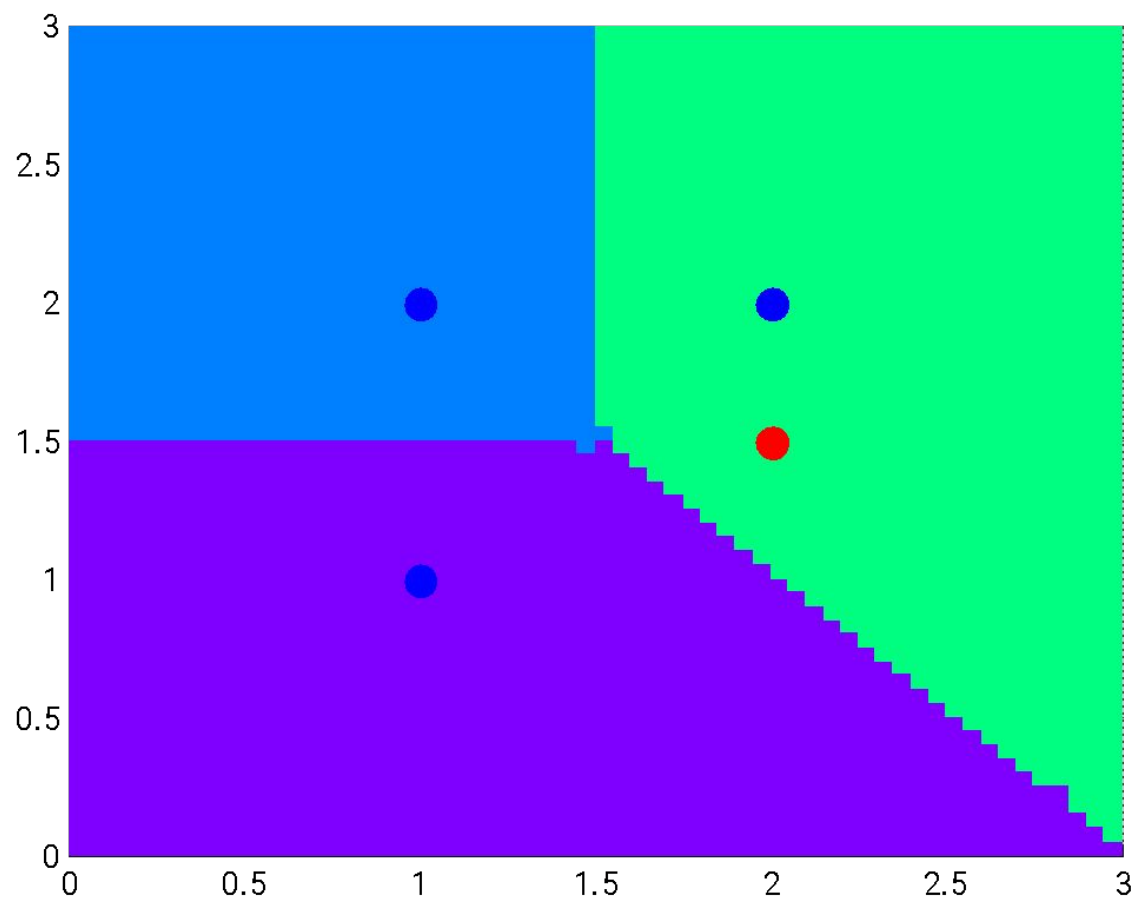
Вероятностные сети (Probabilistic Neural Networks – PNN) – специализированные нейронные структуры, применяемые для оценки плотности вероятности, что особенно важно при анализе статистических данных.

Слой с радиально-базисными элементами производит оценку совпадения вектора входных значений с некоторыми классами статистических данных, в результате чего информация передается на конкурентный слой. В нем из всех активных классов выбирается наиболее подходящий к текущему вектору точек и информация о нем передается на выход нейронной сети.

Такие сети легко обучаются, но включают в себя значительное количество нейронов, что существенно замедляет процесс их работы.



Вероятностные сети



Пример классификации вектора входных сигналов при его соотнесении с тремя возможными классами данных.



Статические и динамические сети

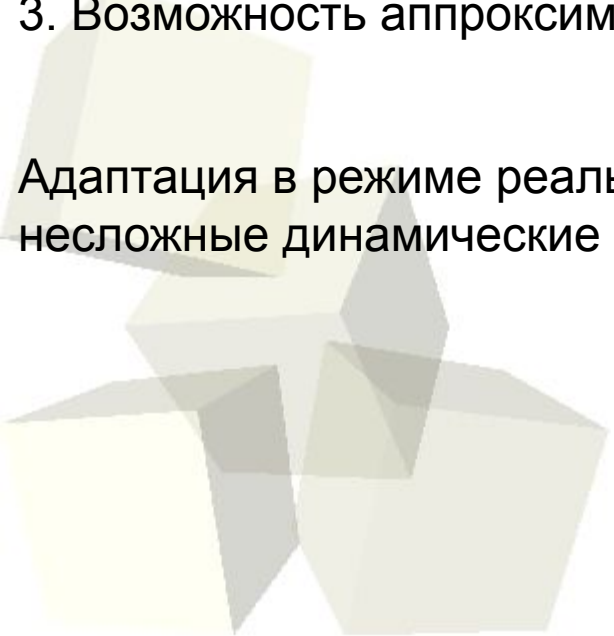
Статические сети:

1. Одно направление передачи сигнала – от входа у выходу;
2. Хорошая точность аппроксимации;
3. Относительно простые алгоритмы обучения;
4. Нет возможности аппроксимации нестационарных систем.

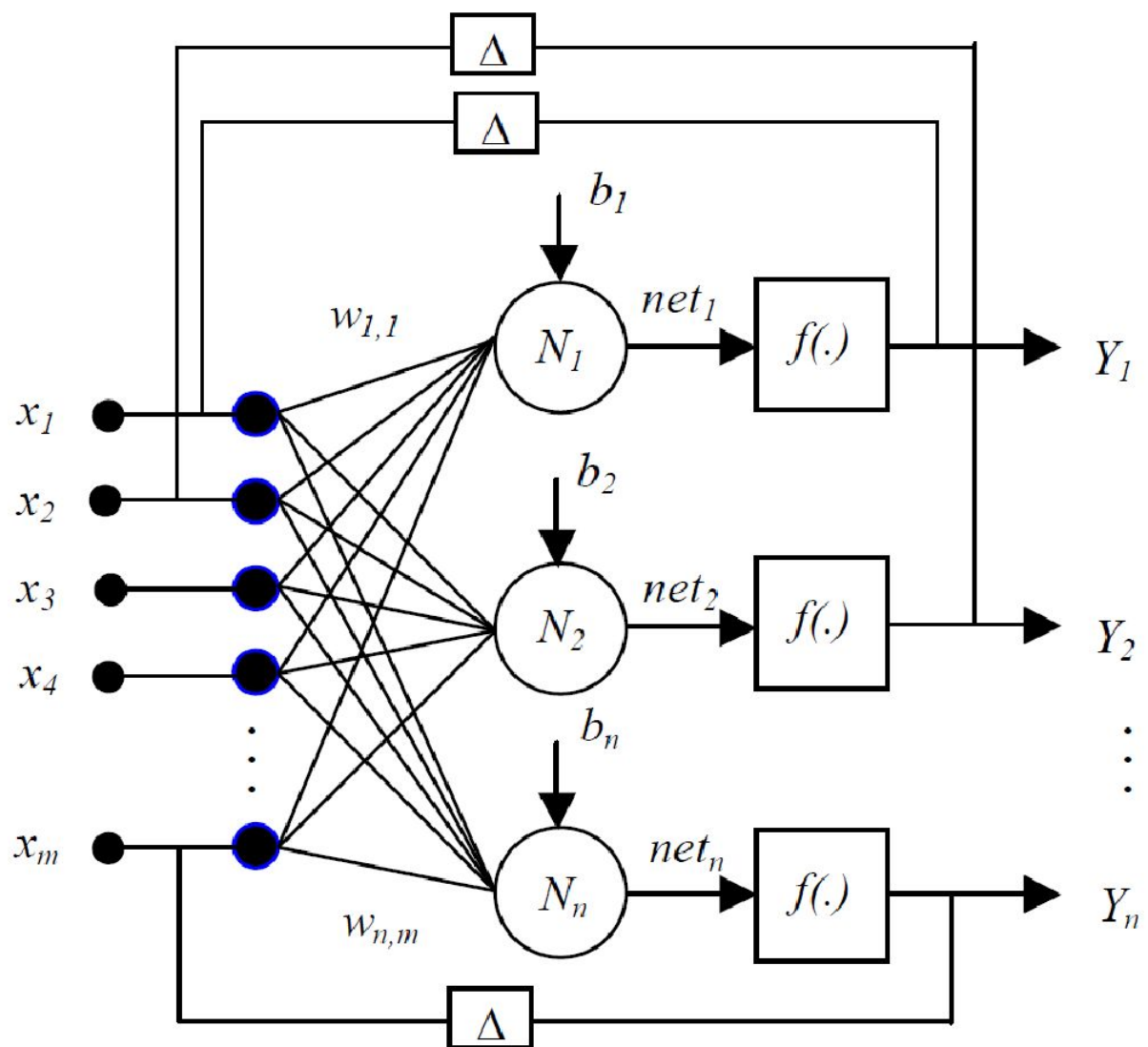
Динамические сети:

1. В структуре имеются обратные связи;
2. Сложные и ресурсоемкие алгоритмы обучения;
3. Возможность аппроксимации нестационарных и динамических систем.

Адаптация в режиме реального времени позволяет реализовывать относительно несложные динамические системы с помощью статических нейронных сетей.

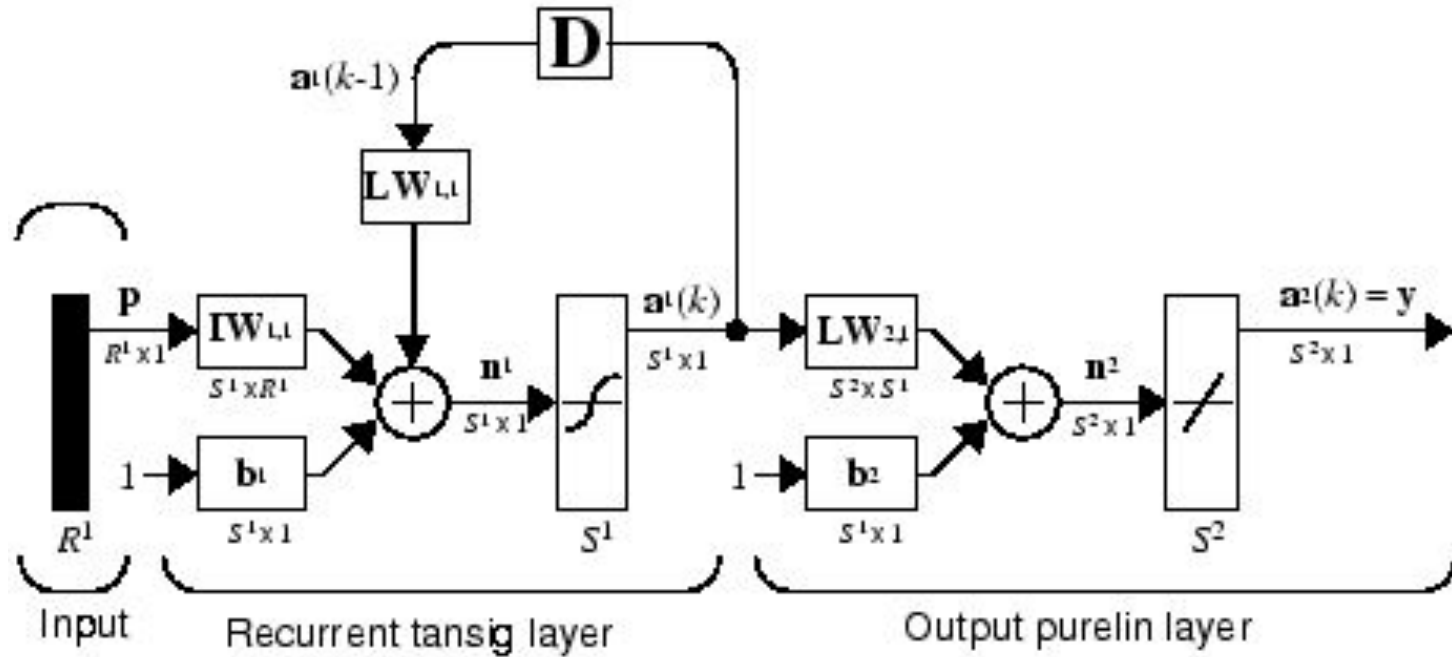


Рекуррентные сети





Сеть Элмана



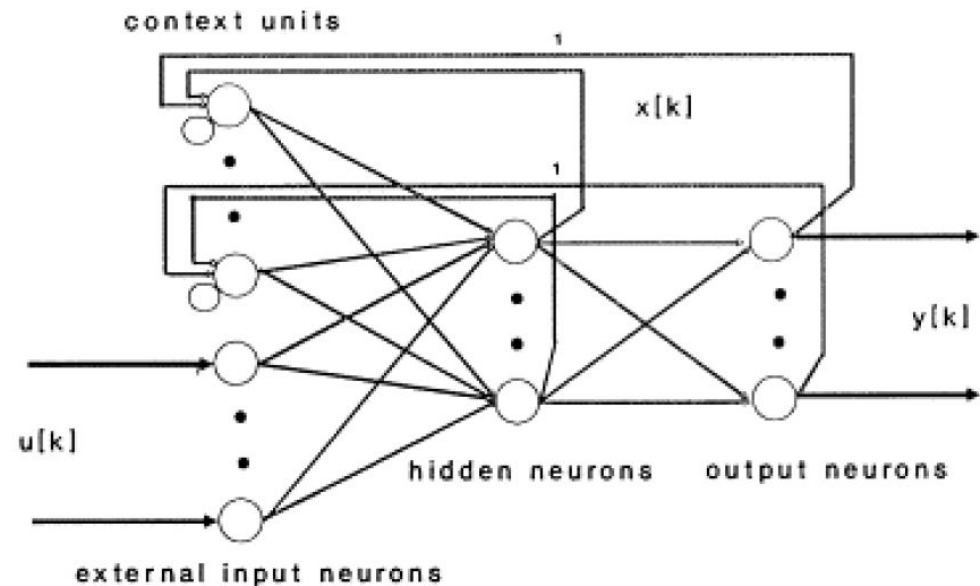
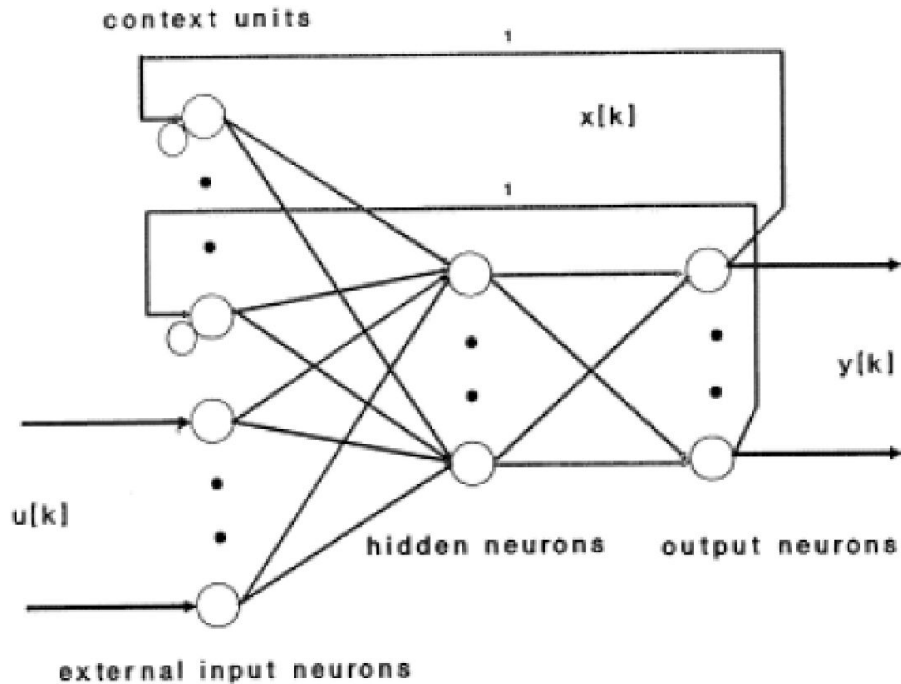
Обучение производится с использованием градиента функции ошибки по правилу обратного распространения.

Коэффициенты обратных связей принимаются единичными и не меняются в процессе обучения. Кроме того, при вычислении градиента функции ошибки не учитывается наличие рекуррентных связей.

Обучение сети требует большего числа нейронов в скрытом слое, нежели необходимо для решения поставленной задачи.



Сеть Джордана



Обычная (слева) и модифицированная (справа) сеть Джордана.

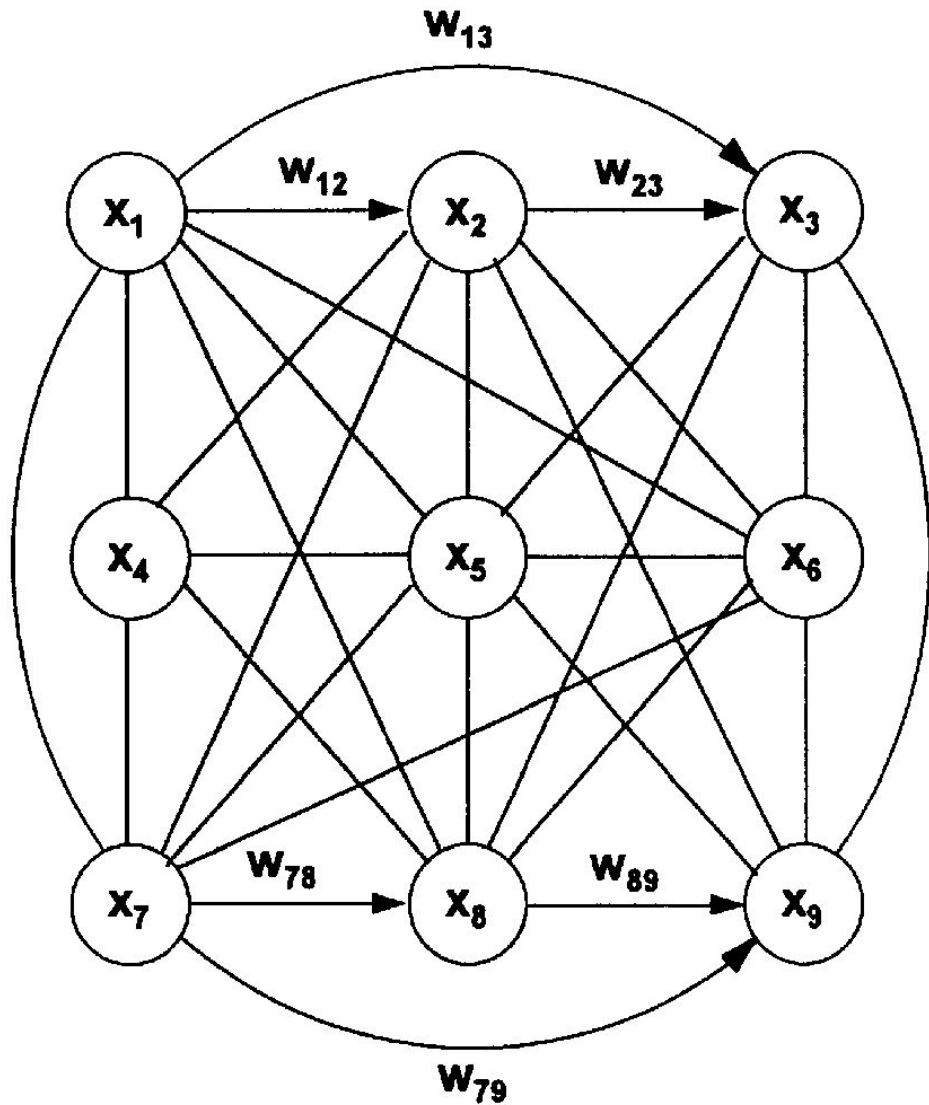
Обучение производится по алгоритму обратного распространения ошибки или же с модификацией этого метода во времени.

Обычная сеть Джордана имеет ограниченную способность представления динамических систем. Добавление второй рекуррентной связи позволяет избежать этого недостатка.

Обучение методом обратного распространения ошибки требует постоянства коэффициентов обратных связей.



Сеть Хопфилда

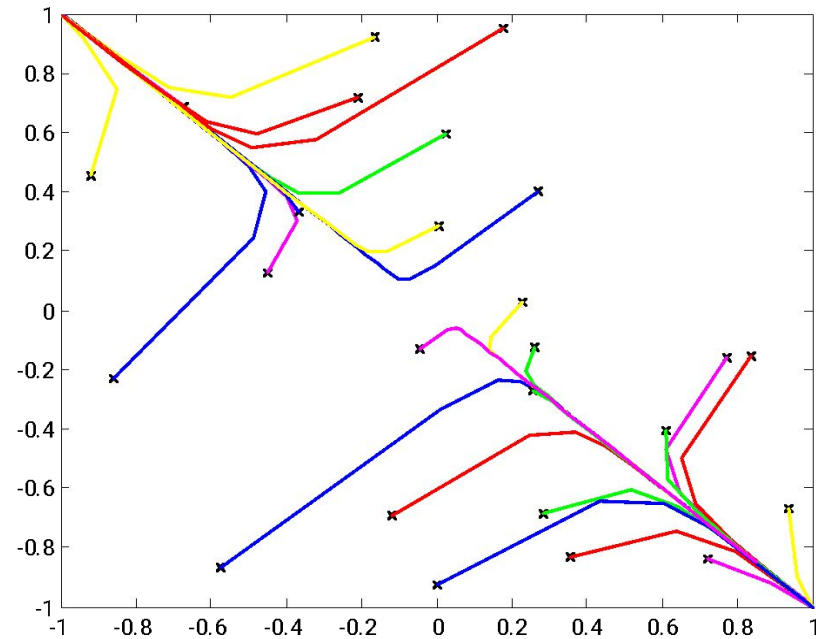


1. Полносвязная сеть.
2. Каждый нейрон связан только с одним входом сети.
3. Функция ассоциативной памяти (распознавание образов по искаженной или неполной информации).
4. Функция активации – линейная с ограничением.

Сеть считается обученной, когда ее выходные сигналы ее нейронов стабилизируются.



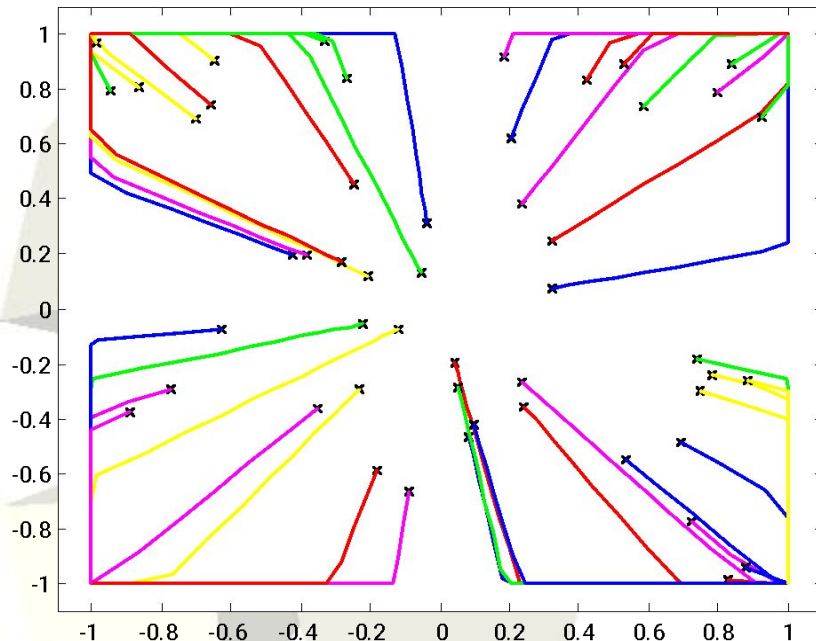
Сеть Хопфилда



Входное воздействие существует только в начальный момент времени.

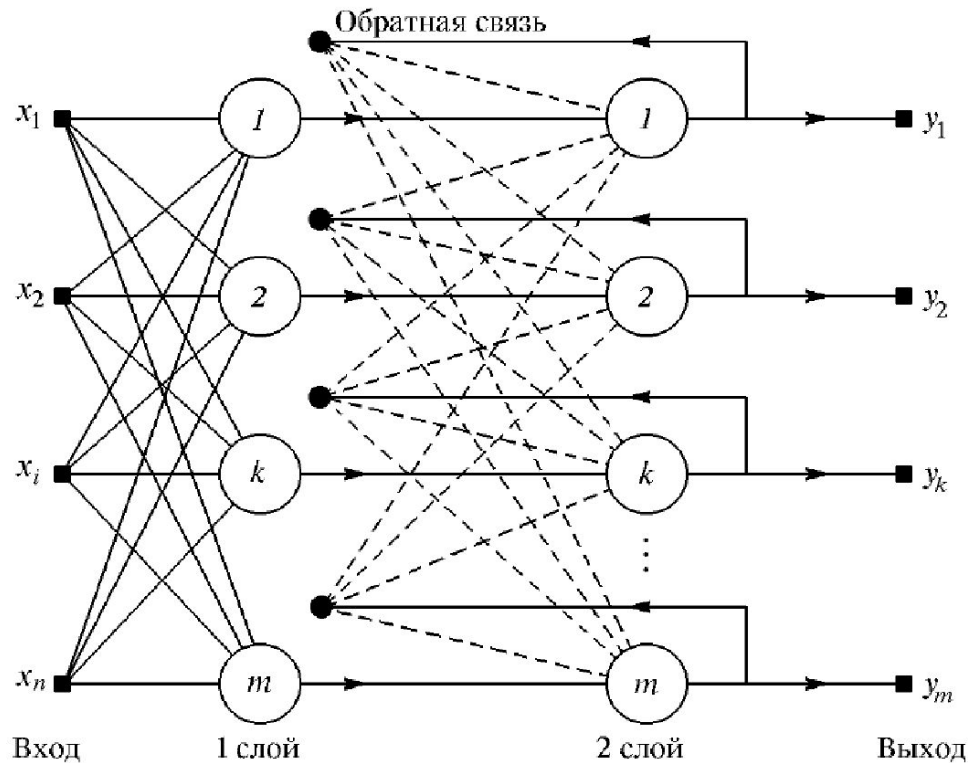
Сеть обучается так, чтобы иметь несколько точек устойчивой работы, в которые она стремится прийти.

Недостатки – возможность появления точек неустойчивой работы.





Сеть Хэмминга



Модификация сети Хопфилда с меньшими вычислительными затратами.

По сравнению с сетью Хопфилда на выходе дает не конкретную информацию о запомненном образе, а только его номер.

Первый слой вычисляет расстояние Хемминга – количество отличных друг от друга значений бинарных входных сигналов.

В результате работы второго слоя определяется точка, наиболее точно соответствующая полученному значению расстояния Хемминга.



Авторегрессионные модели

Авторегрессия – представление описания динамической системы в виде разностного уравнения с учетом присутствующих в ней помех:

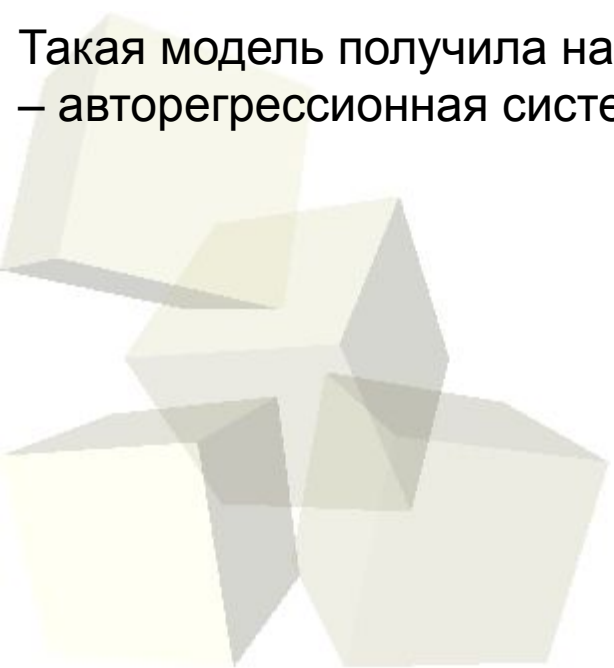
$$y(t) + a_1 y(t - 1) + \dots + a_{n_a} y(t - n_a) = b_1 u(t - 1) + \dots + b_{n_b} u(t - n_b) + e(t)$$

$$y(t) = G(q, \theta)u(t) + H(q, \theta)e(t)$$

$$G(q, \theta) = \frac{B(q)}{A(q)}, \quad H(q, \theta) = \frac{1}{A(q)}$$

Под авторегрессией здесь понимается зависимость текущего значения выходного сигнала системы от взвешенных предыдущих значений этого сигнала.

Такая модель получила название ARX – autoregressive system with external (exogenous) input – авторегрессионная система с внешним входом.





Авторегрессионные модели

Основным недостатком представленной выше модели является ограниченность представления влияния помех на выходной сигнал, поскольку в их выражение непосредственно входят коэффициенты регрессии выходного сигнала.

Более точной в этом плане является ARMAX – autoregressive system with moving average and external input – авторегрессионная система со скользящим средним и внешним входом, описываемая таким разностным уравнением:

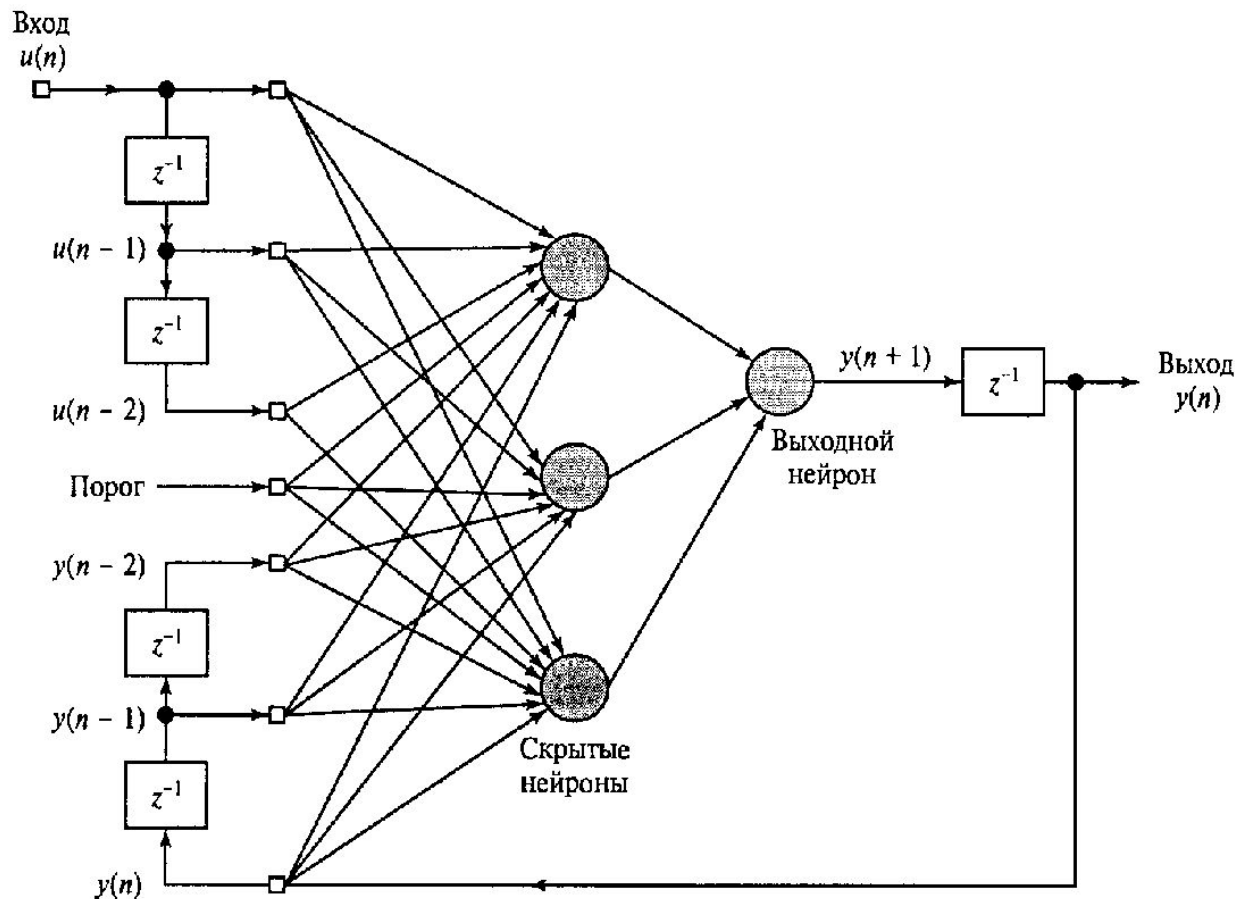
$$\begin{aligned} y(t) + a_1 y(t-1) + \dots + a_{n_a} y(t-n_a) = \\ = b_1 u(t-1) + \dots + b_{n_b} u(t-n_b) + e(t) + c_1 e(t-1) + \dots + c_{n_c} e(t-n_c). \end{aligned}$$

$$A(q)y(t) = B(q)u(t) + C(q)e(t)$$

Такая модель используется в нейронных сетях, например, для построения систем управления с линеаризацией обратной связи.

NARX-сети

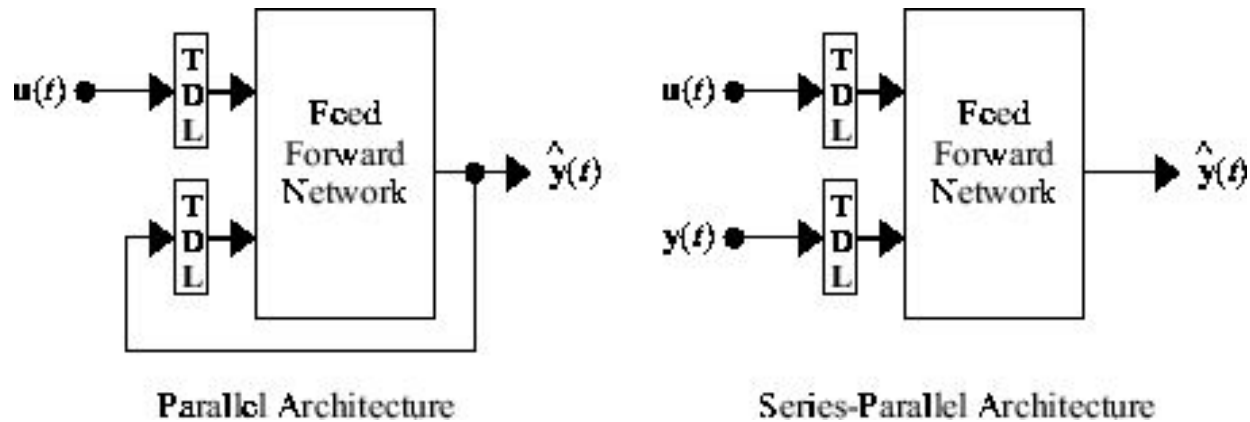
Введение нелинейных коэффициентов в разностное уравнение авторегрессии позволяет реализовывать динамические нелинейные системы с помощью нейронных сетей. Такие структуры получили название NARX – nonlinear autoregressive network with external input.



Фактически, сеть такого типа представляется собой многослойную сеть с прямой передачей сигнала и обратной связью по выходу, входные сигнал которой пропущены через вектор задержек во времени.



NARX-сети



Parallel Architecture

Series-Parallel Architecture

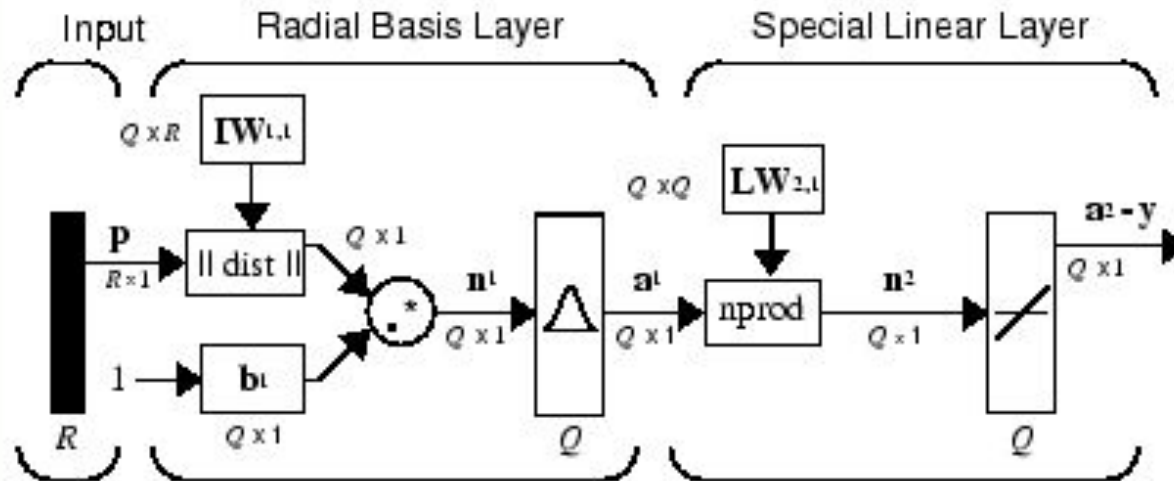
Наиболее распространенная область применения таких сетей – системы прогнозирования, т.е. предсказания значения выходного сигнала системы по результатам предыдущих измерений.

Прогнозирование может осуществляться с обратной связью по собственному выходу сети или же по выходу реальной системы.

Во втором случае сеть будет иметь более простую структуру, что позволяет использовать стандартные алгоритмы обратного распространения ошибки для обучения. Кроме того, точность работы таких сетей, как правило, выше при незначительном интервале прогнозирования.



Обобщенно-регрессионные сети



Обобщенно-регрессионные сети (Generalised Regression Network) – специализированные нейронные структуры, применяемые в задачах регрессии и аппроксимации функций. Отличительной особенностью данной сети является расчет средневзвешенного значения скалярного произведения выхода первого слоя и вектора весовых коэффициентов связи первого и второго слоев.

Как и для обычных сетей с радиальными базисными функциями, очень важным параметром при создании сетей является взаиморасположение в пространстве пиков радиальных функций.

Преимущества таких структур заключаются в высокой скорости их обучения, а недостатки – в громоздкости структуры.



Обобщенно-регрессионные сети

