

Лекция 5

Тема 3.3 Сети с самоорганизацией на основе конкуренции

Содержание:

1. Архитектура сети Кохонена
2. Меры расстояния между векторами и нормализация векторов

1. Архитектура сети Кохонена

Под термином робот принято понимать машину с антропоморфным (человекоподобным) поведением, которая частично или полностью выполняет функции человека (иногда животного) при взаимодействии с окружающим миром. Робот должен уметь выполнять различные движения и некоторые интеллектуальных функций человека и обладать необходимыми для этого исполнительными устройствами, управляющими и информационными системами, а также средствами решения вычислительно-логических задач.

В настоящее время при обучении интеллектуальных роботов используются методы, которые можно разделить на группы: 1) обучение, основанное на создании формальных моделей и механизмов коллективного поведения роботов; 2) имитационное моделирование; 3) методы, основанные на построении многоагентных систем; 4) методы, реализующие роевые, пчелиные и муравьиные алгоритмы обучения; 5) нейросетевые методы.

Современные методы обучения роботов, реализующие нейронные сети, включают нейронный модуль. Нейронный модуль состоит из популяции нервных клеток, или нейронов. При проектировании интеллектуальных роботов используют понятие «интеллектуальный нейрон», составными элементами которого служат тело клетки, в которой происходит накопление потенциала от входов сети. Кроме нейронных сетей, реализующих «интеллектуальные» нейроны при обучении роботов используются эволюционные методы и самоорганизующиеся алгоритмы обучения.

Перспективными являются нейросетевые методы, основанные на самоорганизующихся картах Кохонена (self-organizing maps). Отличительной особенностью карт Кохонена является отсутствие обучающей выборки, т.е. обучение нейронной сети осуществляется без учителя. При этом возникает задача нахождения топологической структуры сети, которая наиболее точно отражает топологию распределения входных данных. Такие сети позволяют выявлять кластеры (группы) входных векторов, обладающих некоторыми общими свойствами.

При этом выделяют сети с неупорядоченными нейронами (часто называемые слоями Кохонена) и сети с упорядочением нейронов (часто называемые самоорганизующимися картами, или SOM – self-organizing map). Карты Кохонена наглядно отражают на двумерной карте объекты с близкими свойствами.

Сеть Кохонена – это нейронная сеть, в которой каждый нейрон которой соединен со всеми компонентами n -мерного входного вектора. Входной вектор представляет собой описание одного из объектов, для которых выполняется кластеризация. Количество нейронов совпадает с количеством кластеров, которое должна выделить сеть. В качестве нейронов сети Кохонена применяются линейные взвешенные сумматоры. Каждый j -ый нейрон описывается вектором весовых коэффициентов.

Карты Кохонена предполагает использование упорядоченной структуры нейронов. Это двухслойная сеть, включающая входной слой (слой входных нейронов) и слой Кохонена (слой активных нейронов).

Слой Кохонена включает активные нейроны, которые могут располагаться в виде цепочки, двумерной сетки (в обычно в форме квадрата или прямоугольника), или образуют трехмерную конструкции. Карты Кохонена успешно используются для автоматической классификации образов.

При обучении сети Кохонена выполняется следующий процесс:

- 1) выбирается большое значение коэффициента скорости обучения и радиуса обучения, что позволяет расположить

векторы нейронов в соответствии с распределением примеров в выборке;

2) производится подстройка весовых коэффициентов.

При обучении сети Кохонена возникает проблема так называемых «мертвых» нейронов. Такие нейроны имеют весовые вектора которые значительно удалены от вектора входа и никогда не выигрывают, независимо от того, как долго продолжается обучение. Таким образом, входные данные будут интерпретироваться меньшим числом нейронов, а погрешность квантования увеличивается. Поэтому надо дать шанс победить всем нейронам. Существует два приема учета активности:

- подсчет потенциала
- искусственное изменение расстояния между вектором весов и обучающим вектором.

Существует множество модификаций карт Кохонена одним из которых являются самоорганизующиеся инкрементные нейронные сети (Self-organized increment neural network), которые предназначены для задачи автоматического распознавания.

Основу самоорганизации нейронных сетей составляет подмеченная закономерность, что глобальное упорядочение сети становится возможным в результате самоорганизующих операций, независимо друг от друга проводящихся в различных локальных сегментах сети. В соответствии с поданными сигналами осуществляется активация нейронов, в результате чего активным оказывается один нейрон в сети (или в группе). Выходной нейрон, который выиграл соревнование, называется нейроном-победителем.

Нейронные сети данного типа очень полезны в решении задач анализа, распознавания образов, дистанционного зондирования (2ГИС технологии), поиска закономерностей и др., посредством выявления кластеров (групп) входных векторов, обладающих некоторыми общими свойствами. Например: самоорганизующиеся карты применяются для распознавания местности: человеку нужна существенная помощь при обработке снимков ландшафтов

больших размеров, т.к. вручную обработать информацию очень сложно. Данную технологию используют в военных целях для рентгеноскопических снимков территории.

Нейроны в ходе конкурентного процесса, вследствие изменения значений синаптических весов, избирательно настраиваются на различные входные векторы или классы входных векторов. В процессе обучения наблюдается тенденция к росту значений весов, из-за которой создается своеобразная положительная обратная связь: более мощные возбуждающие импульсы – более высокие значения весов – большая активность нейронов.

При этом происходит естественное расслоение нейронов на различные группы, отдельные нейроны или их группы сотрудничают между собой и активизируются в ответ на возбуждение, создаваемое конкретными обучающими векторами, подавляя своей активностью другие нейроны. Можно говорить как о сотрудничестве между нейронами внутри группы, так и о конкуренции между нейронами внутри группы и между различными группами.

Среди механизмов самоорганизации можно выделить два основных класса: самоорганизация, основанная на ассоциативном правиле Хебба, и механизм конкуренции нейронов на базе обобщенного правила Кохонена. В дальнейшем будем рассматривать механизм конкуренции нейронов.

Нейроны помещаются в узлах решетки, обычно одно- или двумерной. Сети более высокой размерности также возможны, но используются достаточно редко.

2. Меры расстояния между векторами и нормализация векторов.

Процесс самоорганизации предполагает определение победителя каждого этапа, то есть нейрона, вектор весов которого в наименьшей степени отличается от поданного на вход сети вектора x . В этой ситуации важной проблемой становится выбор метрики, в которой будет измеряться расстояние

между векторами x и w_i . Чаще всего в качестве меры расстояния используются:

- эвклидова мера

$$d(x, w_i) = \|x - w_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - w_{ij})^2}; \quad (1)$$

- скалярное произведение

$$d(x, w_i) = 1 - x \cdot w = 1 - \|x\| \cdot \|w_i\| \cdot \cos(x, w_i); \quad (2)$$

- мера относительно нормы L1 (Манхэттен)

$$d(x, w_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^N |x_j - w_{ij}|}; \quad (3)$$

- мера относительно нормы L_∞

$$d(x, w_i) = \max_j |x_j - w_{ij}|. \quad (4)$$

При использовании эвклидовой меры разбиение пространства на зоны доминирования нейронов равносильно разбиению на области Вороного. При использовании другой меры формируется другое разделение областей влияния нейронов.