

Нейросети. Клеточные нейронные сети. Параллельная реализация.

С. Коробков¹

¹Факультет Вычислительной Математики и Кибернетики

Спецсеминар факультета ВМиК МГУ "Системы
параллельной обработки экспериментальных данных с
использованием нейросетей и генетических алгоритмов",
2009

Содержание

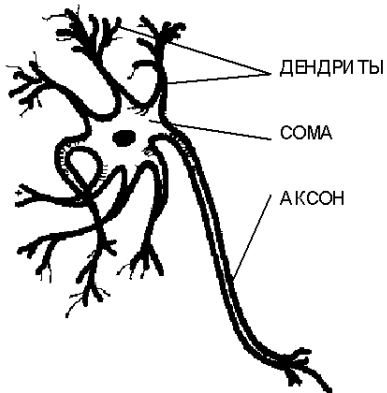
- 1 Нейросети
 - Введение. Основы.
 - Области применения
 - Сложности работы и обучения
 - Методы распараллеливания
- 2 Клеточные нейронные сети
 - Введение. Основы
 - Области применения
 - Распараллеливание

Содержание

- 1 Нейросети
 - Введение. Основы.
 - Области применения
 - Сложности работы и обучения
 - Методы распараллеливания
- 2 Клеточные нейронные сети
 - Введение. Основы
 - Области применения
 - Распараллеливание

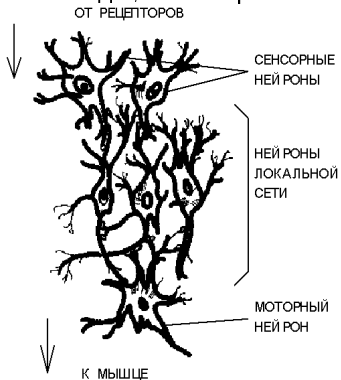
Происхождение идеи нейронных сетей(1)

Нейронные сети произошли от сетей которые были обнаружены в мозге. Искусственный нейрон был скопирован с нейрона мозга. И на основе сетей в которые организуются нейроны в мозге. На следующем рисунке показан нейрон.



Происхождение идеи нейронных сетей(2)

На этом рисунке показана сеть из нейронов, где сенсорные нейроны играют роль входов, внутренняя сеть обрабатывает эти входы, а моторный нейрон представляет собой выход.



Общий вид нейрона и принцип его работы

Искусственным нейроном(далее просто нейрон) называется упрощенная модель нейрона мозга.

Общий вид нейрона представлен на следующем рисунке:



Здесь x_1, x_2, \dots, x_n – входы нейрона, w_1, w_2, \dots, w_n – веса соответствующих входов нейрона, S – внутреннее состояние нейрона, Y – выход нейрона, а $F(S)$ – функция активации.

Активационная функция

- Активационная функция применяется к линейной комбинации входов. Чаще всего в качестве активационной функции используют какую-либо нелинейную. Наиболее удобна сигмоида.
- Сигмоида представляется формулой $F(s) = \frac{1}{1 + \exp -\beta s}$
- Сигмоида очень удобна т.к. ее производная довольно простая $F'(s) = \beta F(x)(1 - F(x))$. Это позволяет обучать такую сеть методом обратного распространения ошибки.
- Также в качестве активационных функций могут применяться и другие функции:
 - Гиперболический тангенс.
 - Функция Гаусса.

Основные понятия

- Нейронные сети – математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей нервных клеток живого организма.
- Обучение нейронной сети – процесс настройки весов для получения желаемого выхода с определённой точностью.
- Обучающая выборка – набор пар (вектор входов и выходов) сети, на котором производится обучение.

Обучение

Обучение нейронной сети может быть:

- С учителем
- Без учителя
 - Сети обучаемые предварительно
 - Сети обучающиеся во время работы

Обучение нейронной сети осуществляемое перед использованием ее на практике – операция занимающая много времени. Для обучения сети надо не раз пройти по всем парам в обучающей выборке и произвести настройку весов.

Содержание

- 1 Нейросети
 - Введение. Основы.
 - **Области применения**
 - Сложности работы и обучения
 - Методы распараллеливания
- 2 Клеточные нейронные сети
 - Введение. Основы
 - Области применения
 - Распараллеливание

Области применения

- Распознавание образов и классификация
 - здесь количество выходов соответствует количеству классов(каждому классу соответствует выход)
- Принятие решений и управление
 - мало чем отличается от предыдущей задачи.
- Кластеризация
 - в таких задачах классы заранее не известны. Здесь сеть может находить новые классы.(пример: Сети кохонена)
- Прогнозирование и аппроксимация
- Сжатие данных и Ассоциативная память
 - Для таких задач применяются рекуррентные сети.

Области применения

- Распознавание образов и классификация
 - здесь количество выходов соответствует количеству классов(каждому классу соответствует выход)
- Принятие решений и управление
 - мало чем отличается от предыдущей задачи.
- Кластеризация
 - в таких задачах классы заранее не известны. Здесь сеть может находить новые классы.(пример: Сети кохонена)
- Прогнозирование и аппроксимация
- Сжатие данных и Ассоциативная память
 - Для таких задач применяются рекуррентные сети.

Области применения

- Распознавание образов и классификация
 - здесь количество выходов соответствует количеству классов(каждому классу соответствует выход)
- Принятие решений и управление
 - мало чем отличается от предыдущей задачи.
- Кластеризация
 - в таких задачах классы заранее не известны. Здесь сеть может находить новые классы.(пример: Сети кохонена)
- Прогнозирование и аппроксимация
- Сжатие данных и Ассоциативная память
 - Для таких задач применяются рекуррентные сети.

Области применения

- Распознавание образов и классификация
 - здесь количество выходов соответствует количеству классов(каждому классу соответствует выход)
- Принятие решений и управление
 - мало чем отличается от предыдущей задачи.
- Кластеризация
 - в таких задачах классы заранее не известны. Здесь сеть может находить новые классы.(пример: Сети кохонена)
- Прогнозирование и аппроксимация
- Сжатие данных и Ассоциативная память
 - Для таких задач применяются рекуррентные сети.

Области применения

- Распознавание образов и классификация
 - здесь количество выходов соответствует количеству классов(каждому классу соответствует выход)
- Принятие решений и управление
 - мало чем отличается от предыдущей задачи.
- Кластеризация
 - в таких задачах классы заранее не известны. Здесь сеть может находить новые классы.(пример: Сети кохонена)
- Прогнозирование и аппроксимация
- Сжатие данных и Ассоциативная память
 - Для таких задач применяются рекуррентные сети.

Содержание

- 1 Нейросети
 - Введение. Основы.
 - Области применения
 - Сложности работы и обучения
 - Методы распараллеливания
- 2 Клеточные нейронные сети
 - Введение. Основы
 - Области применения
 - Распараллеливание

Сложности обучения

Как уже было упомянуто ранее процесс обучения очень долг, порой на него могут уходить месяцы. Причинами этому служат:

- Большая обучающая выборка
- Большая сложность сети. В том числе
 - Большие размерности задачи (обработка изображений, видео)
 - Большой размер внутренней нейронной сети
- Медленно сходящийся обучающий алгоритм
- Необходимость провести обучение на разных наборах начальных весов для исключения возможности попадания в локальный экстремум.

Сложности работы

Почему же следует распараллеливать работу уже обученной нейронной сети.

- Часто для обработки поступивших данных нет много времени (например: Обработка событий происходящих на АЭС)
- Для рекуррентных нейронных сетей также нужно произвести не одну итерацию прежде чем получить стабилизировавшийся выход

При распараллеливании работы нейронных сетей важную роль играет стоимость вычислителя.

Содержание

- 1 Нейросети
 - Введение. Основы.
 - Области применения
 - Сложности работы и обучения
 - Методы распараллеливания
- 2 Клеточные нейронные сети
 - Введение. Основы
 - Области применения
 - Распараллеливание

Методы распараллеливания

Какие есть методы распараллеливания нейронной сети:

- Распараллеливание по обучающей сессии
- Распараллеливание алгоритма (подсчета выхода из входов или обучающего алгоритма)
- Распараллеливание по обучающей выборке
- Конвейеризация
- Распараллеливание по узлам
 - распараллеливание по нейронам
 - распараллеливание по связям
 - смешанный тип

Распараллеливание по обучающей сессии

Этот метод основан на том, выбрав какие-либо начальные условия обучение нашей сети может попасть не в глобальный, а в локальный экстремум. Для того чтобы этого избежать, необходима несколько раз настроить сеть на разных начальных условиях.

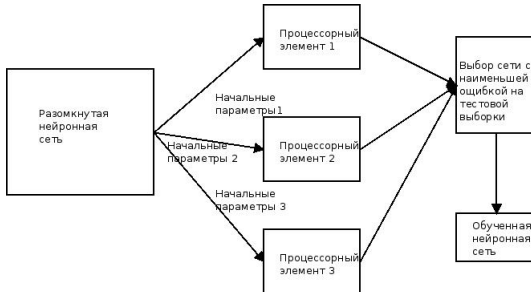


Figure:

Содержание

- 1 Нейросети
 - Введение. Основы.
 - Области применения
 - Сложности работы и обучения
 - Методы распараллеливания
- 2 Клеточные нейронные сети
 - Введение. Основы
 - Области применения
 - Распараллеливание

Клеточные нейросети. Происхождение

Клеточные нейронные сети создавались как совмещение нейронных сетей, где каждый элемент является нелинейным обработчиком данных, и клеточных автоматов, где каждый элемент связан только с небольшим числом своих соседей.

Клеточной нейронной сетью называется многомерный массив нелинейных обработчиков данных непосредственно связанных только со своими соседями по массиву. Элементы массива называются клетками. Структура же данной сети может быть любой: прямоугольной, шестиугольной, тороидальной, сферической и т.д.

Пример клеточной нейросети

Здесь мы рассмотрим пример прямоугольной клеточной нейронной сети. Здесь каждая клетка связана только со своими непосредственными соседями. То есть клетка $C(2,2)$ соединена с клетками $C(1,1)$, $C(1,2)$, $C(1,3)$, $C(2,1)$, $C(2,3)$, $C(3,1)$, $C(3,2)$, $C(3,3)$.

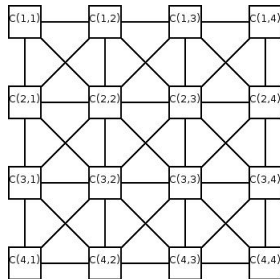


Figure:

Соседи клетки

- Необязательно “радиус” соседей должен быть равен 1. Можно использовать и r -радиусные сети.
- Соседи для двумерной сети определяются по формуле $N_r(i, j) = \{C(k, l) | \max [|k - i|, |l - j|] \leq r, 1 \leq k \leq M, 1 \leq l \leq N\}$, где M – количество рядов, N – количество колонок.
- Функциональность клеточной нейросети при $r \geq 2$ и при $r = 1$ не сильно отличаются
- Соседей можно определять не всех а избирательно

Принцип работы клетки(1)

Клетка имеет некоторое внутреннее состояние на основе которого получается выход данной клетки. Выход клетки получается путем применения функции активации к состоянию клетки. Внутренне состояние клетки определяется по следующей формуле.

Формула 1

$$\frac{dx_{\mu}(t)}{dt} = -x_{\mu}(t) + \sum_{v \in N_{\mu}} a_{\mu v} f(x_v(t)) + \sum_{v \in N_{\mu}} b_{\mu v} u_v + I_{\mu}$$

Где $x_{\mu}(t)$ – состояние клетки μ , u_{μ} – вход клетки μ (считается что он не меняется со временем), I_{μ} – смещение в данной клетке, $a_{\mu v}, b_{\mu v}$ – параметры (веса), N_{μ} – окрестность клетки μ .

Принцип работы клетки(2)

Эту формулу можно записать проще в виде системы из двух итерационных:

Формула 2

- $x_{\mu}^* = \sum_{v \in N_{\mu}} a_{\mu v} y_v^* + \sum_{v \in N_{\mu}} b_{\mu v} u_v + I_{\mu}$
- $y_{\mu}^* = f(x_{\mu}^*)$

где y_{μ}^* – выход клетки μ , x_{μ}^* – состояние клетки.

Активационная функция

- Кусочно линейная(простая)

Формула 3

$$f(x) = \frac{1}{2}(|x + 1| - |x - 1|)$$

- Нелинейная с параметром U

Формула 4

$$f(x) = \frac{2U}{\pi} \tan^{-1}\left(\frac{\pi}{2U}x\right)$$

Содержание

- 1 Нейросети
 - Введение. Основы.
 - Области применения
 - Сложности работы и обучения
 - Методы распараллеливания
- 2 Клеточные нейронные сети
 - Введение. Основы
 - Области применения
 - Распараллеливание

Области применения

- Обработка изображений
- Решение дифференциальных уравнений
- Ассоциативная память
- легко расширяема без перенастройки всей сети.

Содержание

- 1 Нейросети
 - Введение. Основы.
 - Области применения
 - Сложности работы и обучения
 - Методы распараллеливания
- 2 Клеточные нейронные сети
 - Введение. Основы
 - Области применения
 - Распараллеливание

В принципе распараллеливание клеточных нейронных сетей мало чем отличается от распараллеливания обычных нейронных сетей.

- Распараллеливание по обучающей сессии
- Распараллеливание алгоритма (подсчета выхода из входов или обучающего алгоритма)
- Распараллеливание по обучающей выборке
- Распараллеливание по узлам
 - распараллеливание по нейронам
 - распараллеливание по связям
 - смешанный тип

Заключение

- У нейронных сетей есть большие возможности в распараллеливании
- Распараллеливание клеточных нейронных сетей мло отличается от распараллеливания обычных нейронных сетей