Основы практического использования нейронных сетей.

Лекция 1. Средства работы с НС.

Дмитрий Буряк.
к.ф.-м.н.
dyb04@yandex.ru

Основные темы спецкурса

- ❑ Программные средства проектирования и реализации НС (Python, Matlab, библиотеки).
- ❑ Построение и обучение НС
  - ▪ Оптимизация гиперпараметров НС
  - ▪ Выбор функции ошибки
  - ▪ Анализ, оптимизация обученной сети
- ❑ Особенности построения глубоких НС
  - ▪ Алгоритмы обучения
  - ▪ Проблемы при обучении
  - ▪ Методы регуляризации
- ❑ Обзор современных архитектур глубоких нейронных сетей.
- ❑ Практическое задание

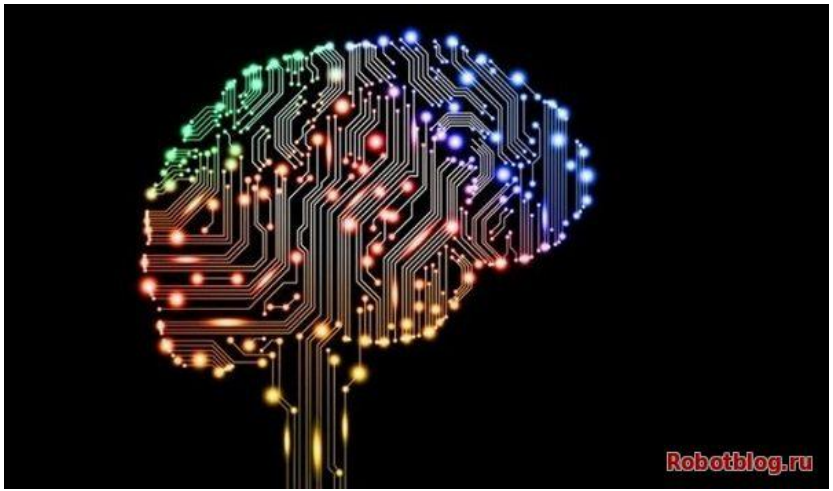
Литература

- http://www.deeplearningbook.org/
- http://cs231n.github.io/
- http://neuralnetworksanddeeplearning.com/index.html
- Франсуа Шолле. Глубокое обучение на Python, 2018.

  Francois Chollet. Deep Learning with Python, 2nd edition, 2021
- Eli Stevens, et al., Deep Learning with PyTorch, 2020.

Основные этапы разработки НС

- Подготовка данных
  - предобработка
  - разделение на выборки
- Проектирование архитектуры.
- Выбор алгоритма обучения.
- Выбор функции потерь.
- Проведение обучения.
- Тестирование, анализ полученной НС.



Top 8 Deep Learning Frameworks

maruti techlabs

Средства работы с НС

cuDNN

- ❑ Необходима низкоуровневая работа с памятью GPU (CUDA функции).
- ❑ Реализованы базовые типы слоев НС, градиенты, базовый тип данных – тензор.
- ❑ Для практической работы с НС требуется много времени на реализацию и отладку – практически всегда используются более высокоуровневые средства.
- ❑ Максимальная скорость работы по сравнению с высокоуровневыми средствами.

TensorFlow/Torch

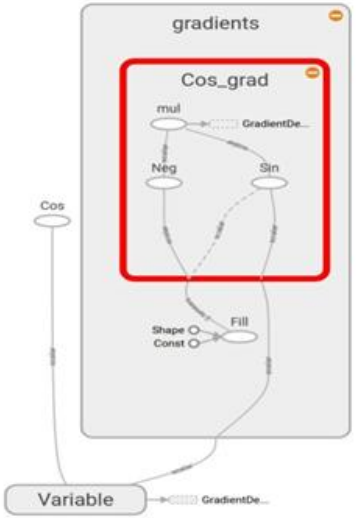
- Вычисления представляются в виде вычислительного графа
- Реализовано автоматическое дифференцирование

```
x = tf.Variable(initial_value=3.0)

y = tf.cos(x)

train = tf.train.GradientDescentOptimizer().minimize(y) with tf.Session() as sess:

writer = tf.summary.FileWriter('logs', sess.graph) writer.close()
```



- Вызовы функций cuDNN для реализации вычислений
- Максимальная скорость работы по сравнению с высокоуровневыми средствами.

Keras/PyTorch

- ❑ Удобное API для работы с НС.
- ❑ Большое количество реализованных типов слоев, функций потерь, алгоритмов обучения.
- ❑ Применение предобработки/аугментации данных предусмотрено в общем конвейере обучения НС.
- ❑ Возможности создания собственных функций потерь, слоев и их простая интеграция в основной функционал.
- ❑ Функции поддержки распределенных вычислений для НС.
- ❑ Наборы предобученных сетей.
- ❑ Оперативная реализация и включение в релиз новых подходов

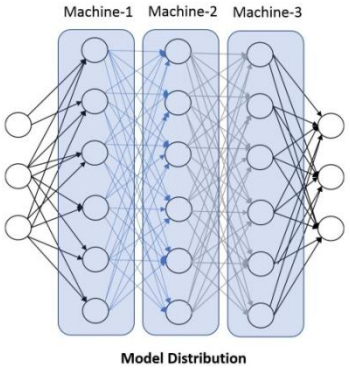
НС в среде Matlab

- Neural Network toolbox.
- Поддержка глубоких сетей с 2016г.
- Встроенные средства распараллеливания (требуется установка Parallel Computing Toolbox).
- Высокий уровень абстракции при обработке данных.
- Наличие различных средств обработки данных разной природы в той же среде.
- Ограниченный набор архитектур и алгоритмов обучения.
- Сложность внесения изменений в существующие архитектуры и алгоритмы обучения.

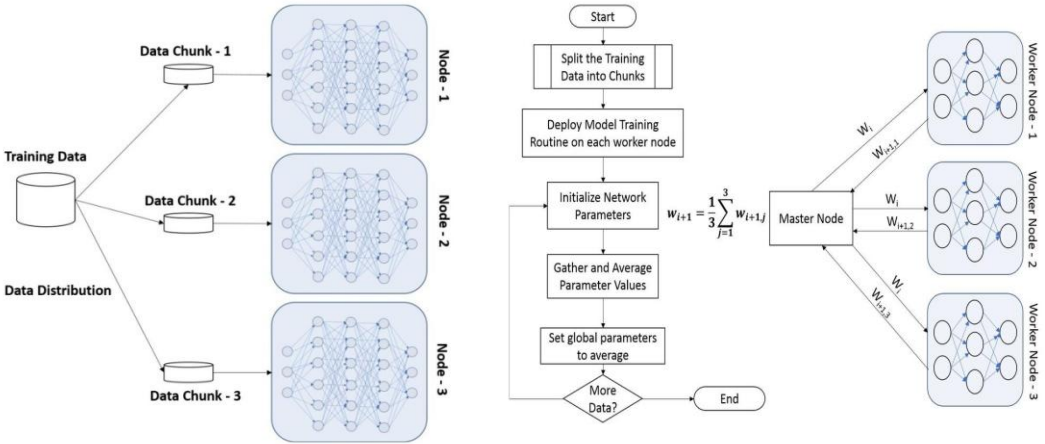
Распределенные вычисления НС

- ❑ Нехватка вычислительных ресурсов
- ❑ Потребность в памяти для модели/данных

- ❑ Распараллеливание модели (Model parallelism)



- ❑ Распараллеливание по данным (Data parallelism)



Распараллеливание по данным (1)

- ❑ Разделение обучающих данных на части (по числу вычислительных узлов)
- ❑ На каждом узле вычисляется градиент по своей обучающей подвыборке
- ❑ Формирование общего градиента
- ❑ Обновление моделей на узлах

- ❑ Синхронный SGD
  - ▪ «усреднение» градиентов от узлов → более устойчивый процесс обучения
  - ▪ однократное обновление модели (в рамках одной итерации)
  - ▪ быстродействие определяется самым «медленным» узлом.
- ❑ Асинхронный SGD
  - ▪ Модель обновляется по градиенту от каждого узла
  - ▪ Требует меньше времени на обработку пакета обучения (минибатча)

Распараллеливание по данным (2)

- Реализация в PyTorch
  - Синхронный SGD

```
from torch.nn.parallel import DistributedDataParallel as DDP

# `model` is the model we previously initialized
model = ...

# `rank` is a device number starting from 0
model = model.to(rank)
ddp_model = DDP(model, device_ids=[rank])
```

  - Асинхронный SGD: требуется самостоятельная реализация.
- Реализация в TensorFlow (Keras)
  - Синхронный SGD

```
import tensorflow as tf
strategy = tf.distribute.MirroredStrategy()
with strategy.scope():
    model = Model(...)
    model.compile(...)
```

  - Асинхронный SGD: `tf.distribute.experimental.ParameterServerStrategy`

Распараллеливание модели

- Разделение НС на N частей (1 часть на узел)
  - По слоям
  - Учитывая особенности архитектуры
  - Требуется синхронизация

- Реализация в PyTorch
  - Создание двух линейных слоев, размещенных на разных GPU

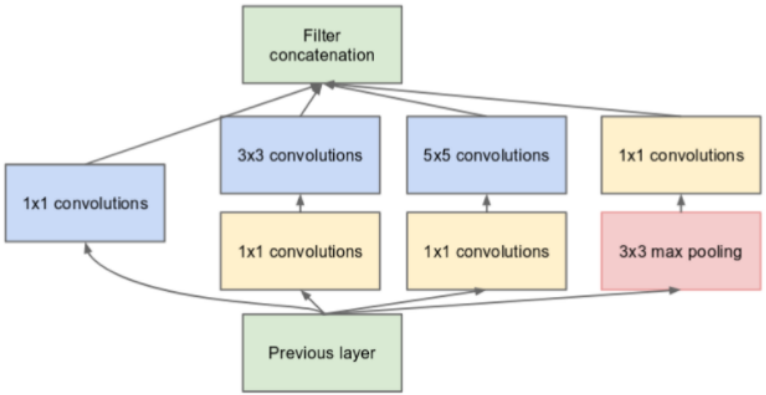
```
import torch.nn as nn
linear1 = nn.Linear(16, 8).to('cuda:0')
linear2 = nn.Linear(8, 4).to('cuda:1')
```

- Реализация в TensorFlow (Keras)

```
import tensorflow as tf from tensorflow.keras
import layers
with tf.device('/GPU:0'):
    linear1 = layers.Dense(8, input_dim=16)
with tf.device('/GPU:1'):
    linear2 = layers.Dense(4, input_dim=8)
```

Сравнение

- Распараллеливание по данным применяют чаще
  - Проще реализация и отладка
  - Подходит для многих задач
- Особенности распараллеливания модели
  - Необходима, если модель слишком большая для одного узла
  - Требуется учитывать архитектуру НС
  - Хорошо подходит для сетей с параллельными ветвями



Вопросы

- ❑ Иерархия программных средств работы с НС
- ❑ Отличие распараллеливания по данным от распараллеливания модели
- ❑ Синхронный и асинхронный SGD