Основы практического использования нейронных сетей.

Лекция 4. Эффективность НС.

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

Эффективность обучения НС

Основные причины низкой эффективности обучения НС

- Низкая эффективность = большая ошибка на тестовых данных.
- Проблемы с данными;
- Несоответствие архитектуры НС сложности задачи;
- Неоптимальные значения гиперпараметров;
- Переобучение;
- Ошибки в реализации.

Обозначения

- S_{train} – обучающая выборка; S_{test} – тестовая выборка;
- E_{train} – ошибка на обучающей выборке, E_{test} – ошибка на тестовой выборке, E_{goal} – целевое значение ошибки.

- $E_{test} > E_{goal}$

Анализ ошибки на обучающей выборке

- $E_{train} > E_{goal}$

- Увеличить размер НС;
- Улучшить алгоритм обучения
- Оптимизировать значения гиперпараметров алгоритма обучения
- Анализ качества исходных данных
  - низкое значение сигнал-шум;
  - ошибки алгоритма предобработки;
  - недостоверные референсные значения;
  - несбалансированная выборка.

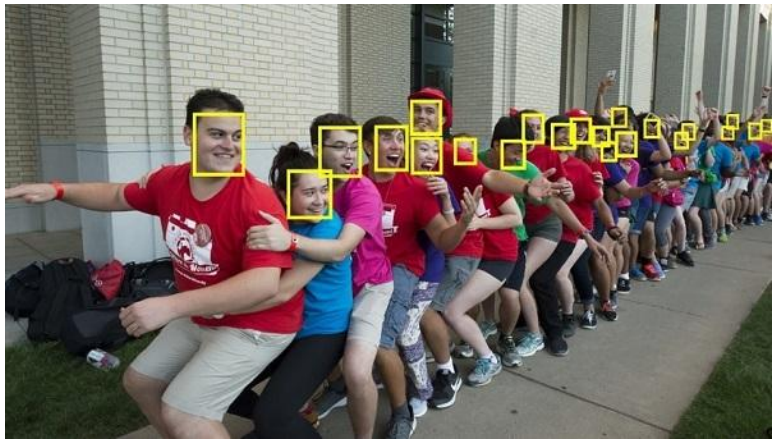
Анализ ошибки на тестовой выборке

- $E_{train} < E_{goal}$ и $E_{test} > E_{goal}$

- Увеличить размер S_{train};
- Уменьшить размер НС;
- Оптимизировать значения гиперпараметров НС (регуляризация);
- Подбор алгоритма обучения;
- Несоответствие S_{train} и S_{test}.

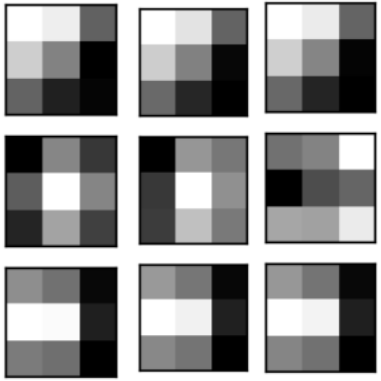
Анализ вычислений в НС

- Визуализация результатов:
  - согласованность статистических показателей и практики применения
- Визуализация, анализ результатов с наибольшими ошибками;



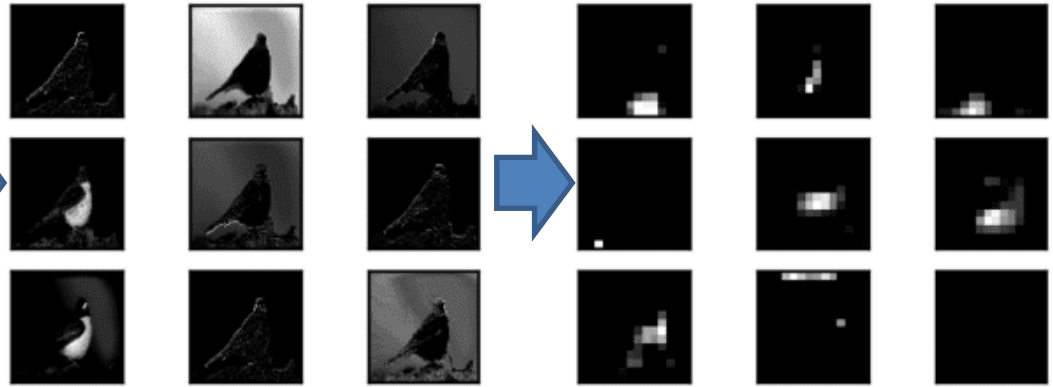
Анализ вычислений в НС (2)

- Обучение на подвыборке меньшего размера;
- Анализ внутренних состояний сети:
  - матрица весов/фильтры сверточного слоя;
  - карты признаков;
  - гистограмма выходов нейронов;
- Deconvnet



Фильтры первого слоя VGG16

Входное изображение VGG16



Примеры карт признаков 1-го слоя VGG16

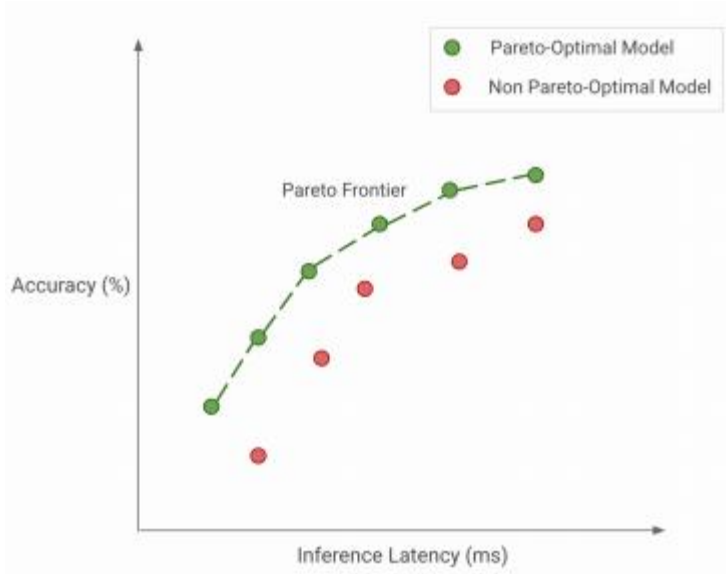
Примеры карт признаков внутренних VGG16

Источник: https://machinelearningmastery.com/how-to-visualize-filters-and-feature-maps-in-convolutional-neural-networks/

Стратегии повышения эффективности НС

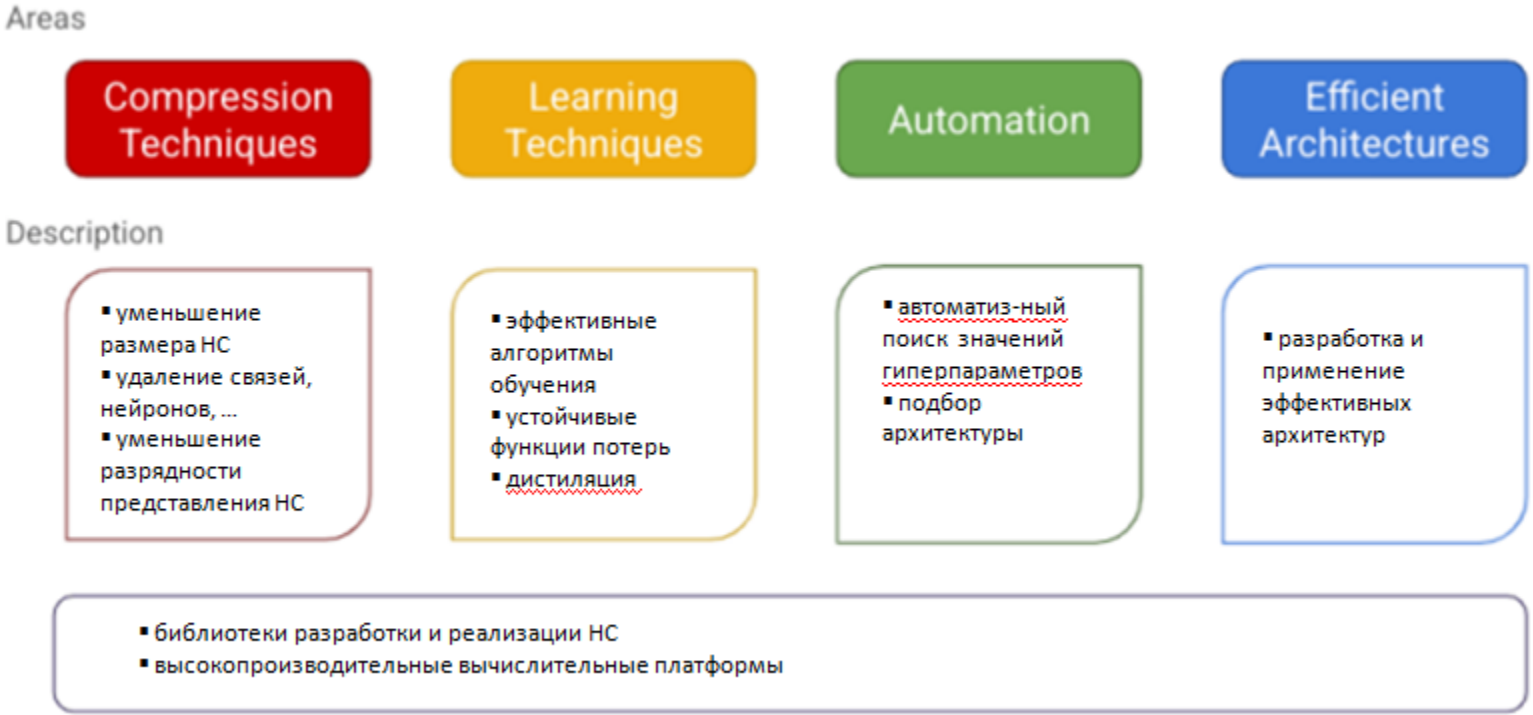
Эффективность НС

- Эффективность обученной НС
  - Размер сети
  - Латентность
  - Число MAC/FLOP
- Эффективность проведения обучения
  - Размер сети
  - Точность



G.Menghani, 2021 (https://arxiv.org/abs/2106.08962)

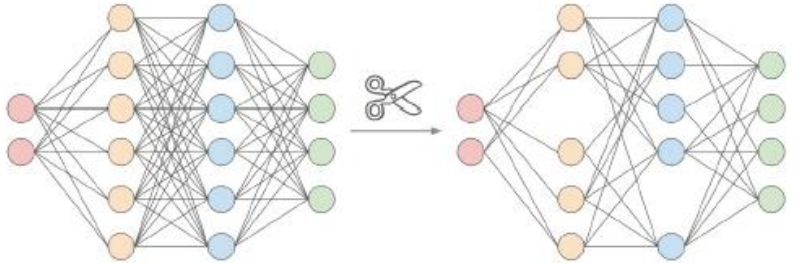
Технологии повышения эффективности НС



G.Menghani, 2021 (https://arxiv.org/abs/2106.08962)

Прореживание (pruning) НС

- Удаление элементов архитектуры НС
  - Связи, нейроны, фильтры, …



Algorithm 1: Standard Network Pruning with Fine-Tuning

Data: Pre-trained dense network with weights W, inputs X, number of pruning rounds N, fraction of parameters to prune per round p.

Result: Pruned network with weights W'.

```
W' ← W;
for i ← 1 to N do
    S ← compute_saliency_scores(W');
    W' ← W' − select_min_k(S, |W'|/p);
    W' ←fine_tune(X, W')
end
return W'
```

Стандартный алгоритм прореживания обученной НС

G.Menghani, 2021 (https://arxiv.org/abs/2106.08962)

Особенности алгоритмов прореживания НС

- Критерий выбора элементов для прореживания
  - оценка влияния на функцию потерь
  - абсолютная величина, вторая производная …
- Элементы НС для удаления
- Распределение доли удаляемых элементов по НС
- Расписание проведения прореживания
- Возможность восстановления связей
- «Гипотеза о лотерейном билете»
  - В любой большой НС существует подсеть, которая может быть обучена с такой же эффективностью

G.Menghani, 2021 (https://arxiv.org/abs/2106.08962)

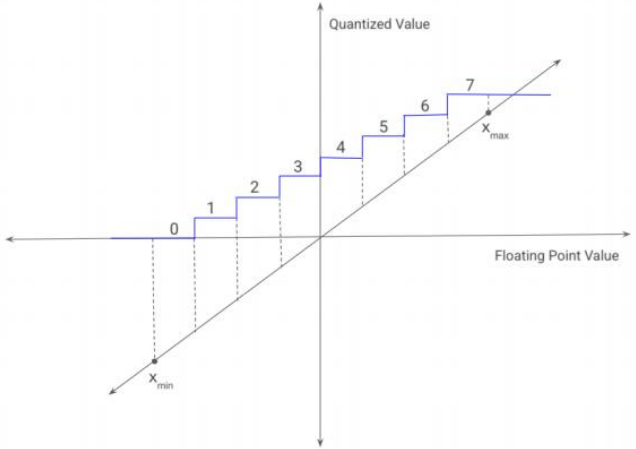
Квантизация

- Уменьшение разрядности представления весов, значений функции активации.
- Сокращение размера занимаемой памяти.
- Возможность реализации на специальных вычислительных платформах с сохранением высокой производительности

G.Menghani, 2021 (https://arxiv.org/abs/2106.08962)

Квантизация весов

- Квантизация весов обученной сети
  - Деквантизации при проведении вычислений
  - Сохранение точности при 8 битном представлении
  - Эксперименты с 4, 3, 2 и 1 битными сетями
  - Вычислительные затраты на деквантизацию



Квантизация вещественных весов в значения с фиксированной точкой

Algorithm 2: Quantizing a given weight matrix $\mathbf{X}$

Data: Floating-point tensor to compress $\mathbf{X}$, number of precision bits b for the fixed-point representation.
Result: Quantized tensor $\mathbf{X_q}$.

$\mathbf{X}_{min}, \mathbf{X}_{max} \leftarrow \min(\mathbf{X}, 0), \max(\mathbf{X}, 0)$;
$\mathbf{X} \leftarrow \text{clamp}(\mathbf{X}, \mathbf{X}_{min}, \mathbf{X}_{max})$;
$s \leftarrow \frac{x_{max} - x_{min}}{2^b - 1}$;
$z \leftarrow \text{round}\left(x_{q_{min}} - \frac{x_{min}}{s}\right)$;
$\mathbf{X_q} \leftarrow \text{round}\left(\frac{\mathbf{X}}{s}\right) + z$;
return $\mathbf{X_q}$;

Algorithm 3: Dequantizing a given fixed-point weight matrix $\mathbf{X_q}$

Data: Fixed-point matrix to dequantize $\mathbf{X_q}$, along with the scale s, and zero-point z values which were calculated during quantization.
Result: Dequantized floating-point weight matrix $\widehat{\mathbf{X}}$.

$\widehat{\mathbf{X}} \leftarrow s(\mathbf{X_q} - z)$;
return $\widehat{\mathbf{X}}$;

Алгоритмы квантизации и деквантизации

G.Menghani, 2021 (https://arxiv.org/abs/2106.08962)

Квантизация весов во время обучения

- Недостатки статической квантизации
  - Единичные вылеты в значениях весов
  - Разные распределения весов в интервале квантизации
- Quantization-Aware-Training (QAT)
  - Симулирование квантизации во время обучения
  - Вычисление значении функции потерь после проведения квантизации

$$
\begin{aligned}
\widehat{\mathbf{X}} &= \text{FakeQuant}(\mathbf{X}) \\
&= \text{Dequantize}(\text{Quantize}(\mathbf{X})) \\
&= s((\text{round}\left(\frac{\text{clamp}(\mathbf{X}, x_{min}, x_{max})}{s}\right) + z) - z) \\
&= s\left(\text{round}\left(\frac{\text{clamp}(\mathbf{X}, x_{min}, x_{max})}{s}\right)\right)
\end{aligned}
$$

Model Architecture	Quantization Type	Top-1 Accuracy	Size (MB)
MobileNet v2-1.0 (224)	Baseline	71.9%	14
	Post-Training Quantization	63.7%	3.6
	Quantization-Aware Training	70.9%	3.6

Сравенение статической квантизации и QAT

G.Menghani, 2021 (https://arxiv.org/abs/2106.08962)

Квантизация активаций

- Реализация на специальных вычислительных платформах
  - Поддержка вычислений с фиксированной точностью
  - Увеличение скорости вычислений
  - Требуется реализация вычислений с фиксированной точностью

Вопросы

- ❑ Что может быть причиной, когда ошибка на обучающей выборке превосходит целевое значение ошибки ?
- ❑ Какие действия следует предпринимать, чтобы добиться уменьшения ошибки на тестовой выборке?
- ❑ Что такое прунинг?
- ❑ Какие бывают виды квантизации?