Основы практического использования нейронных сетей.

Лекция 7. Методы повышения эффективности алгоритмов обучения для глубоких НС.

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

Batch normalization

- Нормализация + декорреляция входных данных → повышение эффективности обучения.
- Нарушение полученных свойств входных векторов для промежуточных данных во внутренних слоях (internal covariance shift).
- Идея: проводить предобработку входных данных для каждого внутреннего слоя.
- Оптимизация вычислительных затрат → нормализация внутренних данных (без декорреляции).

Sergey Ioffe, Christian Szegedy. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift, 2015

Batch normalization. Алгоритм

Input: Network N with trainable parameters Θ;
subset of activations $\{x^{(k)}\}_{k=1}^{K}$

Output: Batch-normalized network for inference, $N_{\text{BN}}^{\text{inf}}$

1: $N_{\text{BN}}^{\text{tr}} \leftarrow N$ // Training BN network
2: **for** $k = 1 \dots K$ **do**
3: Add transformation $y^{(k)} = \text{BN}_{\gamma^{(k)},\beta^{(k)}}(x^{(k)})$ to $N_{\text{BN}}^{\text{tr}}$ (Alg. 1)
4: Modify each layer in $N_{\text{BN}}^{\text{tr}}$ with input $x^{(k)}$ to take $y^{(k)}$ instead
5: **end for**
6: Train $N_{\text{BN}}^{\text{tr}}$ to optimize the parameters $\Theta \cup \{\gamma^{(k)}, \beta^{(k)}\}_{k=1}^{K}$
7: $N_{\text{BN}}^{\text{inf}} \leftarrow N_{\text{BN}}^{\text{tr}}$ // Inference BN network with frozen // parameters
8: **for** $k = 1 \dots K$ **do**
9: // For clarity, $x \equiv x^{(k)}, \gamma \equiv \gamma^{(k)}, \mu_{\mathcal{B}} \equiv \mu_{\mathcal{B}}^{(k)}$, etc.
10: Process multiple training mini-batches $\mathcal{B}$, each of size m, and average over them:

$$\text{E}[x] \leftarrow \text{E}_{\mathcal{B}}[\mu_{\mathcal{B}}]$$
$$\text{Var}[x] \leftarrow \frac{m}{m-1}\text{E}_{\mathcal{B}}[\sigma_{\mathcal{B}}^2]$$

11: In $N_{\text{BN}}^{\text{inf}}$, replace the transform $y = \text{BN}_{\gamma,\beta}(x)$ with $y = \frac{\gamma}{\sqrt{\text{Var}[x]+\epsilon}} \cdot x + \left(\beta - \frac{\gamma\,\text{E}[x]}{\sqrt{\text{Var}[x]+\epsilon}}\right)$
12: **end for**

Input: Values of x over a mini-batch: $\mathcal{B} = \{x_{1\dots m}\}$;
Parameters to be learned: γ, β

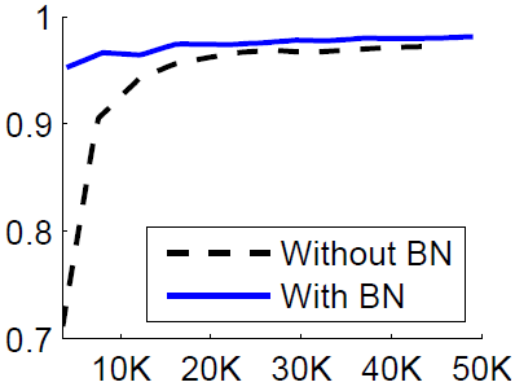
Output: $\{y_i = \text{BN}_{\gamma,\beta}(x_i)\}$

$$\mu_{\mathcal{B}} \leftarrow \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x_i \qquad \text{// mini-batch mean}$$
$$\sigma_{\mathcal{B}}^2 \leftarrow \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(x_i - \mu_{\mathcal{B}})^2 \qquad \text{// mini-batch variance}$$
$$\widehat{x}_i \leftarrow \frac{x_i - \mu_{\mathcal{B}}}{\sqrt{\sigma_{\mathcal{B}}^2 + \epsilon}} \qquad \text{// normalize}$$
$$y_i \leftarrow \gamma\widehat{x}_i + \beta \equiv \text{BN}_{\gamma,\beta}(x_i) \qquad \text{// scale and shift}$$

Batch normalization. Примеры.

- Классификация MNIST
- Сеть 784x100x100x100x10,

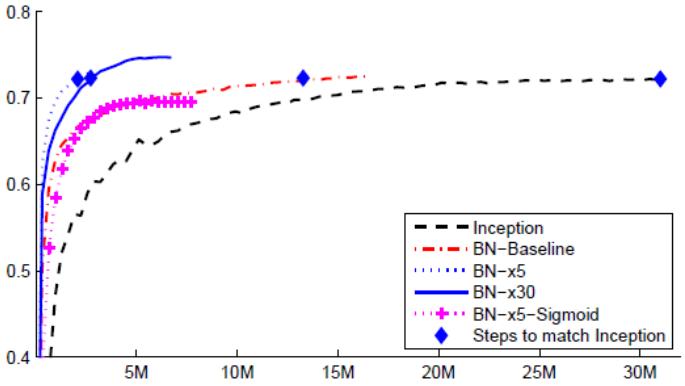
50000 обучающих примеров



- Классификация ImageNet
- Сеть $13.6*10^6$ параметров,

1000 классов

Model	Steps to 72.2%	Max accuracy
Inception	$31.0 \cdot 10^6$	72.2%
BN-Baseline	$13.3 \cdot 10^6$	72.7%
BN-x5	$2.1 \cdot 10^6$	73.0%
BN-x30	$2.7 \cdot 10^6$	74.8%
BN-x5-Sigmoid		69.8%



Регуляризация L2

- Регуляризация - метод предотвращения переобучения НС.
- Введение штрафа для больших весов.

$$C = C_0 + \frac{\lambda}{2n} \sum_w w^2$$

- λ - коэффициент регуляризации.

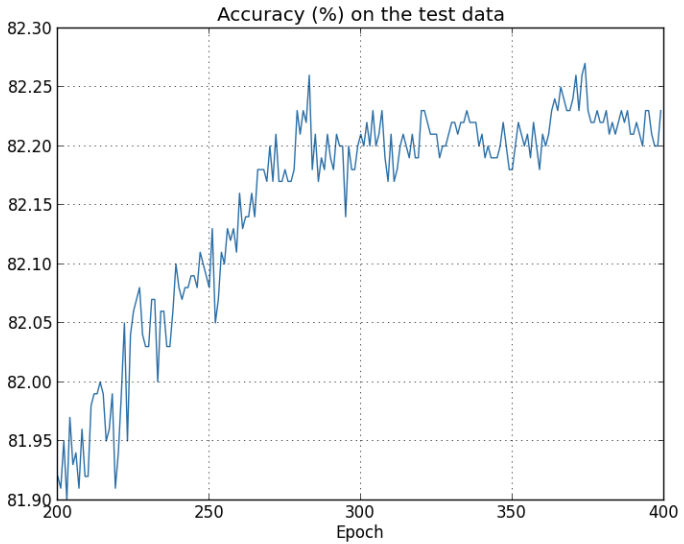
$$\frac{\partial C}{\partial w} = \frac{\partial C_0}{\partial w} + \frac{\lambda}{n} w$$
$$\frac{\partial C}{\partial b} = \frac{\partial C_0}{\partial b}.$$

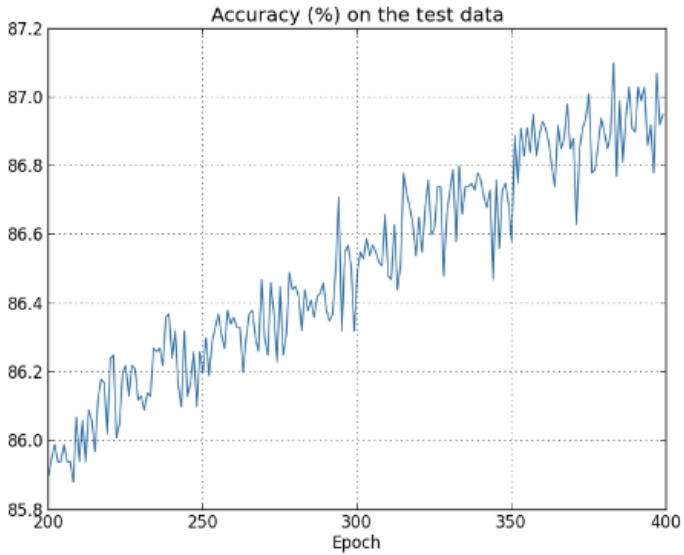
$$b \to b - \eta \frac{\partial C_0}{\partial b}$$
$$w \to w - \eta \frac{\partial C_0}{\partial w} - \frac{\eta \lambda}{n} w$$
$$= \left(1 - \frac{\eta \lambda}{n}\right) w - \eta \frac{\partial C_0}{\partial w}$$

- Масштабирование веса перед коррекцией по градиентному спуску.

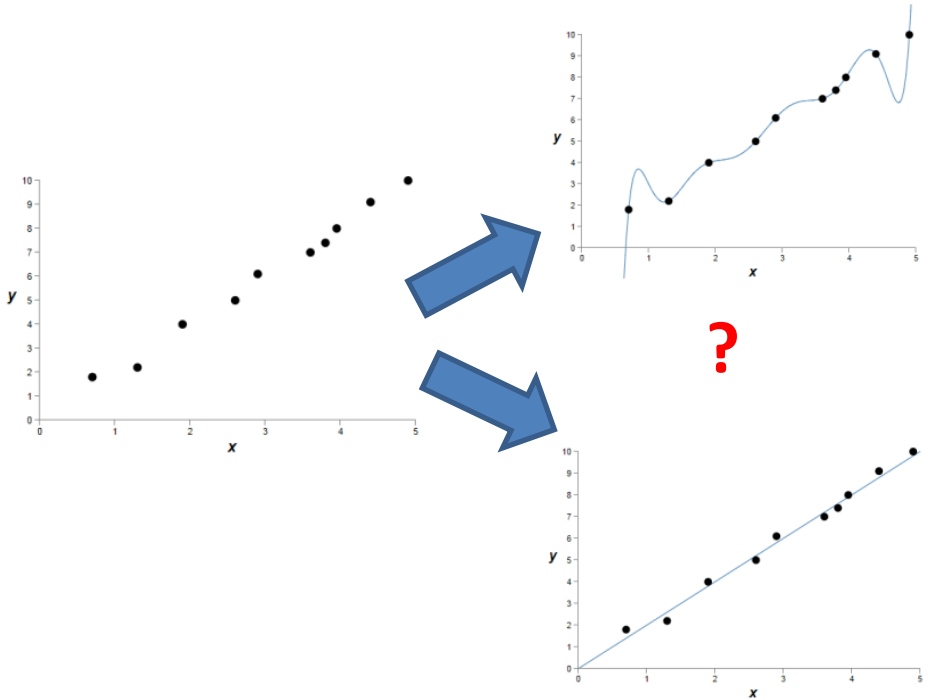
Пример применения регуляризации L2

- Классификация MNIST
- Сеть 784x30x10, 1000 обучающих примеров





Регуляризация → снижение переобучения



- Нет однозначного решения без дополнительной инфоормации.
- Большие значения параметров → увеличение чувствительности к шуму.

$$y = a_0 x^9 + a_1 x^8 + \dots$$

$$y = a_0 x + a_1$$

Регуляризация L1

- Введение штрафа для больших весов.

$$C = C_0 + \frac{\lambda}{n} \sum_w |w|$$

- λ - коэффициент регуляризации.

$$\frac{\partial C}{\partial w} = \frac{\partial C_0}{\partial w} + \frac{\lambda}{n} \operatorname{sgn}(w) \qquad w \to w' = w - \frac{\eta\lambda}{n} \operatorname{sgn}(w) - \eta \frac{\partial C_0}{\partial w}$$

- Уменьшение веса на фиксированную величину

- Для регуляризации L2 значение уменьшения веса зависит от его величины.

$$w \to w' = w \left(1 - \frac{\eta\lambda}{n}\right) - \eta \frac{\partial C_0}{\partial w}$$

Регуляризация Max-norm

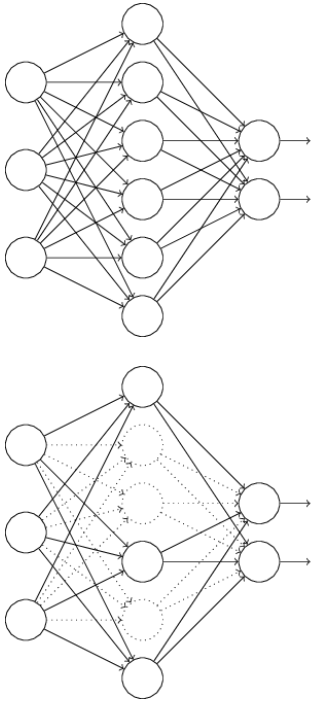
- Ограничения нормы вектора весов для каждого нейрона.

$$||\tilde{\mathbf{w}}||_2 \leq c$$

- c - гиперпараметр.
- Реализация через нормировку вектора весов при невыполнении неравенства.
- Эффективна при совместном использовании с Dropout

Dropout

- Инструмент регуляризации.
- Модификация архитектуры сети в процессе обучения.
- Упрощенная схема Dropout
  1. Временно удалить из НС половину случайно выбранных внутренних нейронов с соответствующими связями.
  2. Провести итерацию обучение на пакете: обновление связей оставшихся нейронов.
  3. Восстановить удаленные нейроны и их связи.
  4. Повторить п. 1 – 3.
- Перед применением сети уменьшить внутренние веса в 2 раза.



N. Srivastava et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting, 2014.

Dropout. Пример использования.

- MNIST.

Входной вектор 784 элемента.

10 классов.

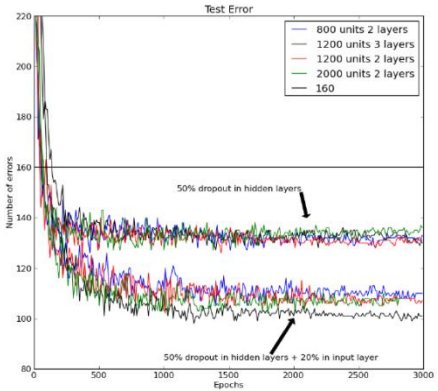
10000 тестовых изображений.

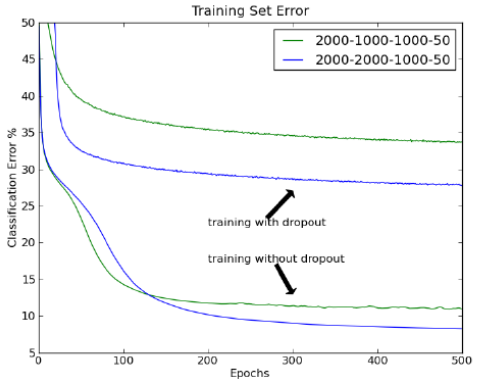
- Reuters. Классификация документов.

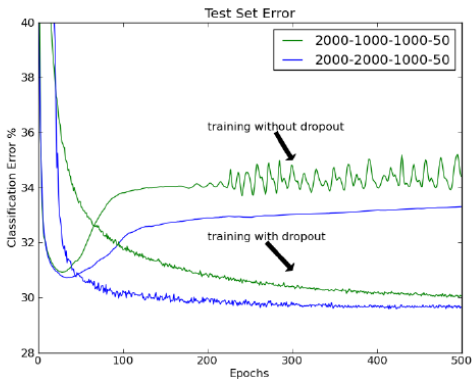
Входной вектор 2000 элементов.

50 классов.

~200000 тестовых документов.



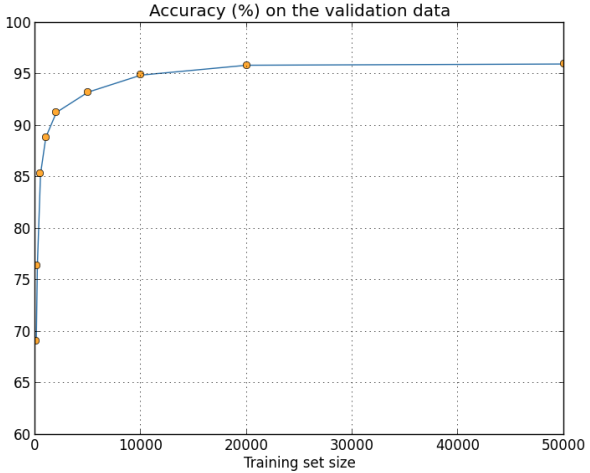


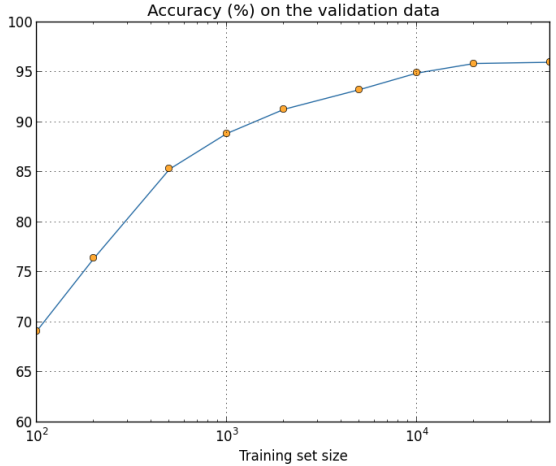


G.E. Hinton et al, Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors, 2012

Увеличение обучающей выборки.

- Способствует росту обобщающей способности НС





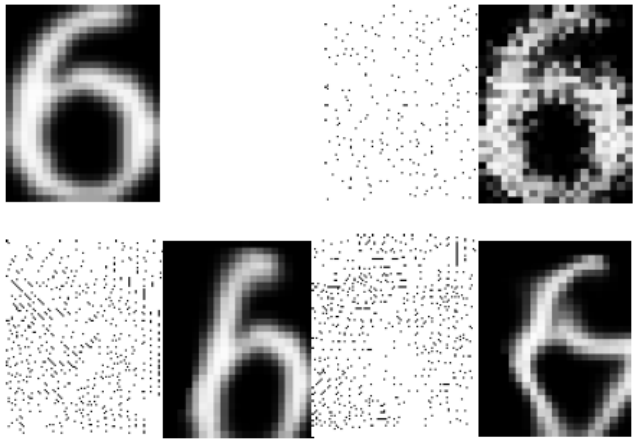
Сеть
784x30x10

- «Естественное» получение новых примеров часто сопряжено со сложностями

Методы генерации обучающих примеров.

- MNIST, MLP 784x800x10

Тип искажения	Ошибка на тестовой выборке
Нет	1.6%
аффинные преобразования	1.1%
«эластичные» искажения	0.4%



P. Y. Simard et al. Best practices for convolutional neural networks applied to visual document analysis, 2003