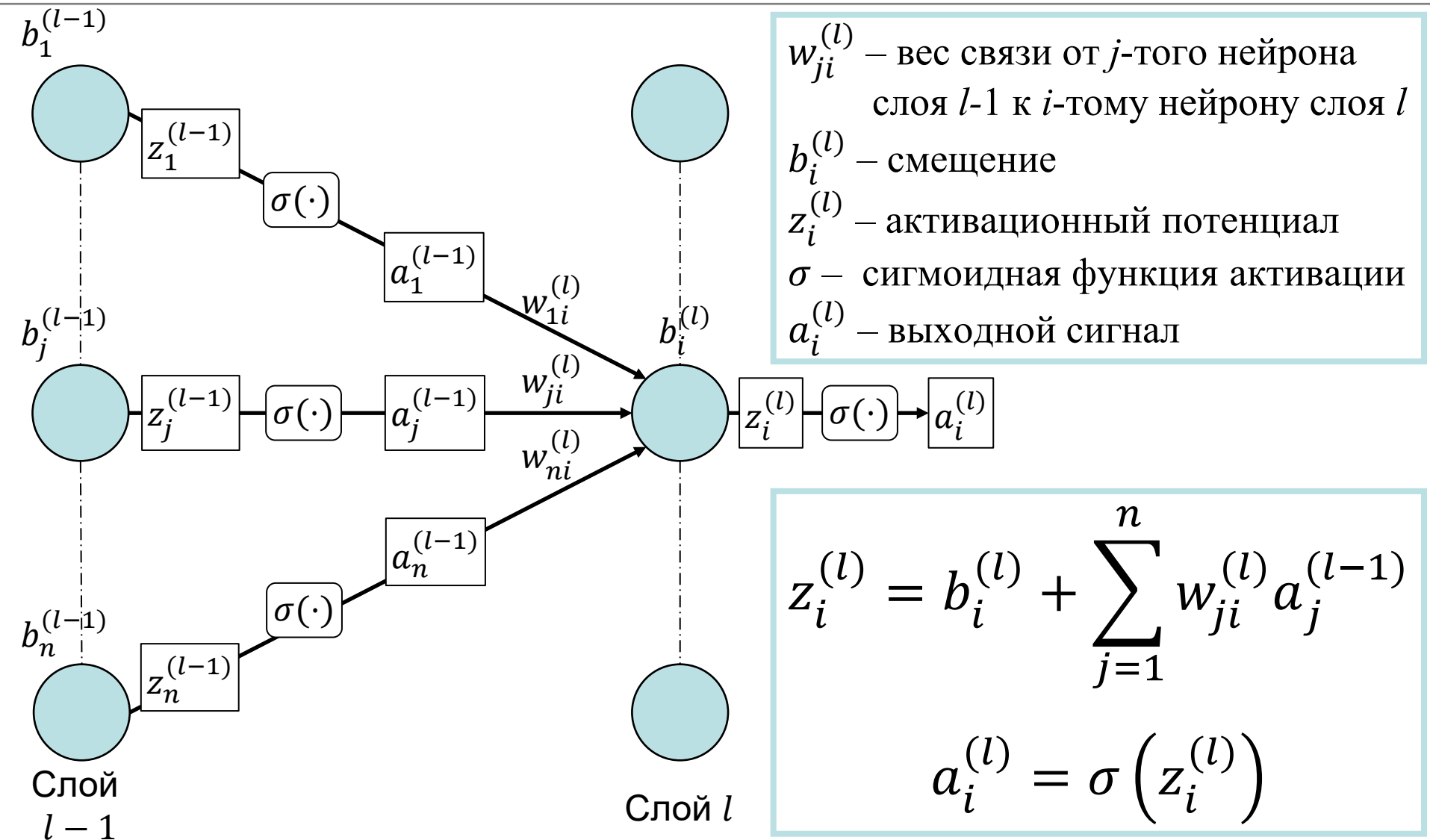


Глубокие нейронные сети
Метод обратного
распространения ошибки
(Error Back Propagation)

Лекция 4

Обозначения



Обозначения

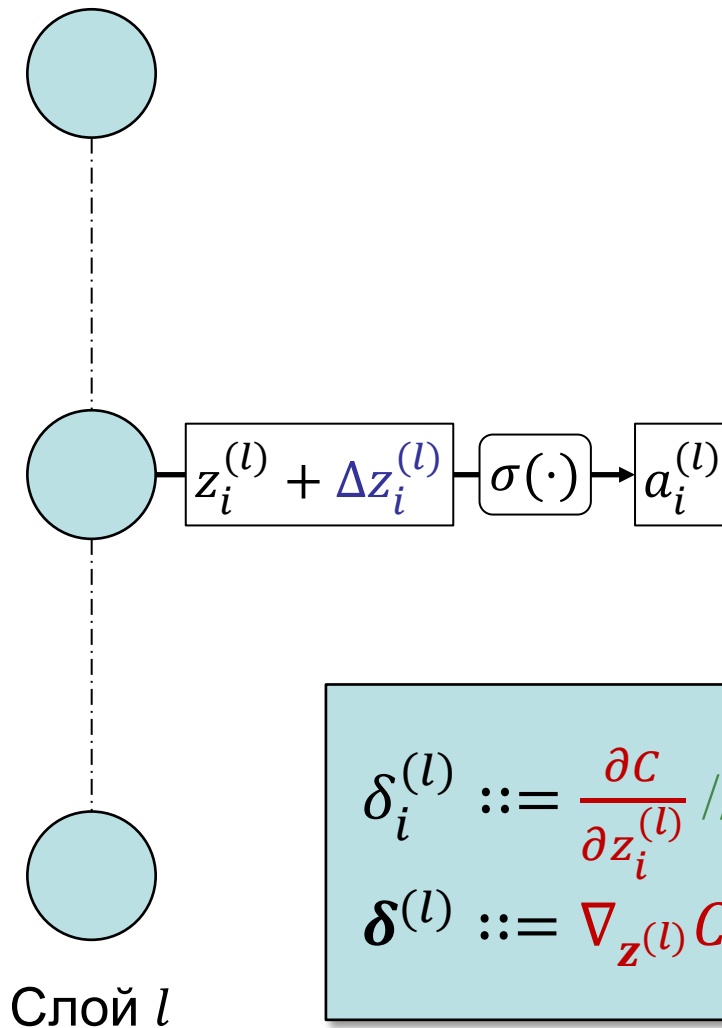
Везде далее

L – количество слоев нейронной сети

$\mathbf{a}^{(L)} = \boldsymbol{\alpha}(\mathbf{x})$ – выходной сигнал нейронной сети

$C = C_{(\mathbf{x}, \mathbf{y})} = \frac{\|\mathbf{a}^{(L)} - \mathbf{y}\|^2}{2}$ – ошибка на прецеденте (\mathbf{x}, \mathbf{y})

Мера влияния нейрона на величину ошибки



$$C = \frac{\|\mathbf{a}^{(L)} - \mathbf{y}\|^2}{2}$$

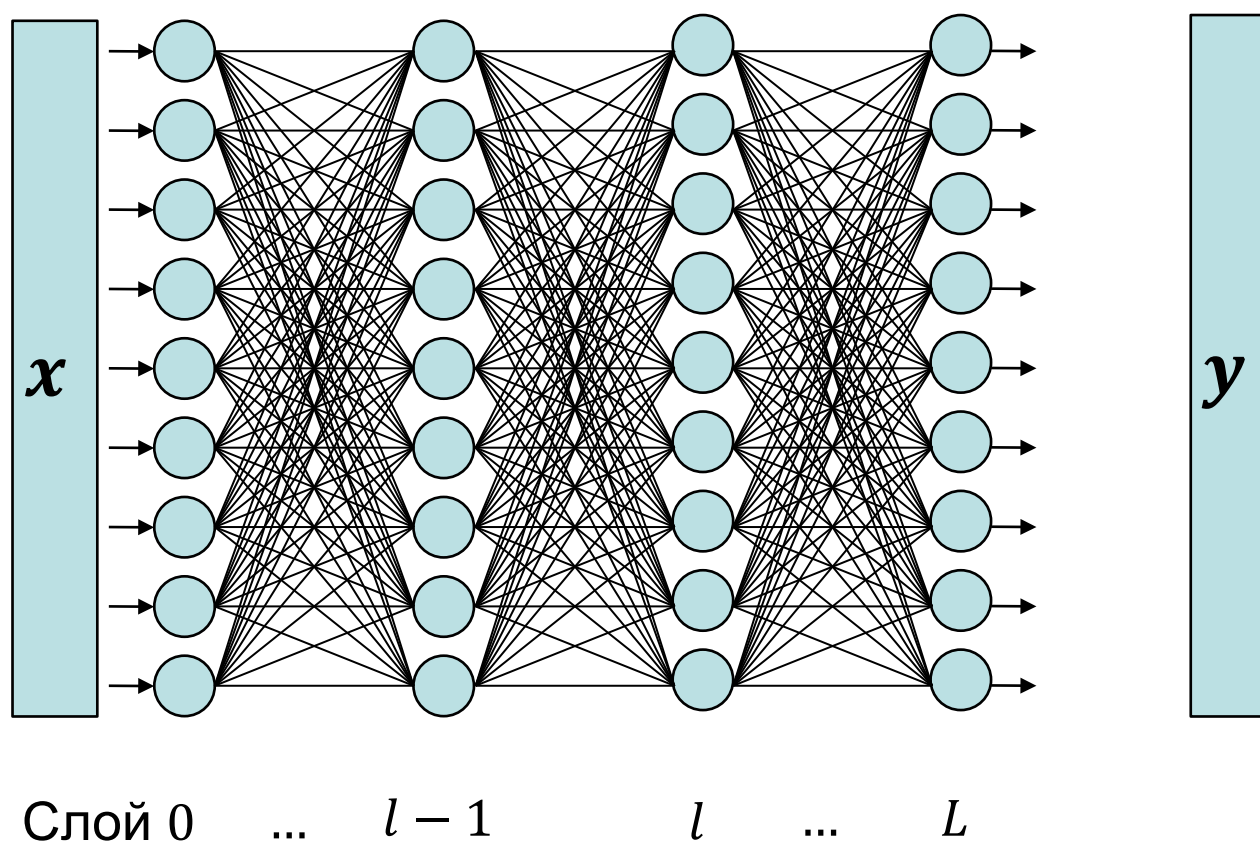
$$\Delta C \approx \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}} \Delta z_i^{(l)}$$

$$\delta_i^{(l)} ::= \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}} \text{ // для одного нейрона}$$

$$\boldsymbol{\delta}^{(l)} ::= \nabla_{\mathbf{z}^{(l)}} C \text{ // для слоя}$$

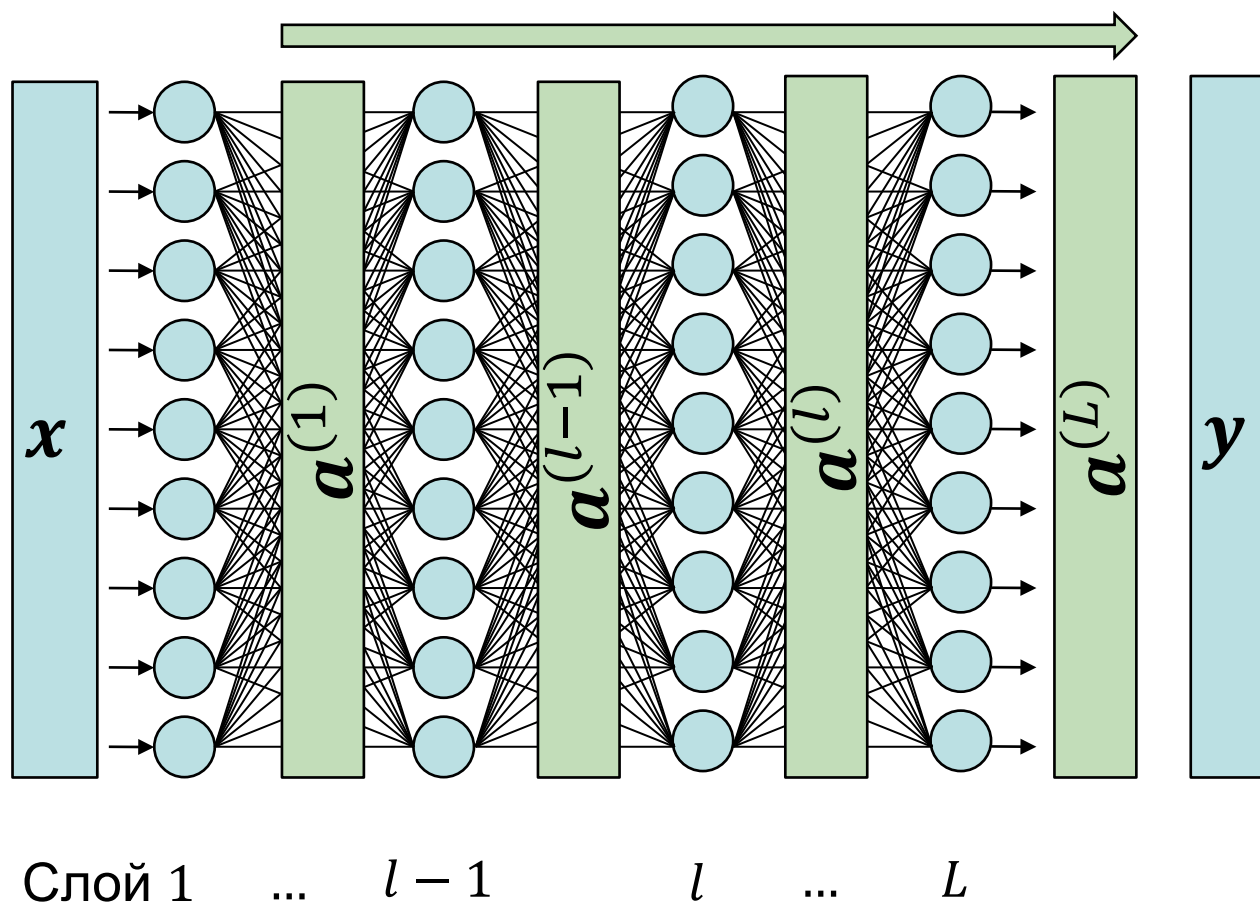
Идея метода обратного распространения ошибки

Шаг 1. Взять образец (x, y) и подать сигнал x на вход нейронной сети



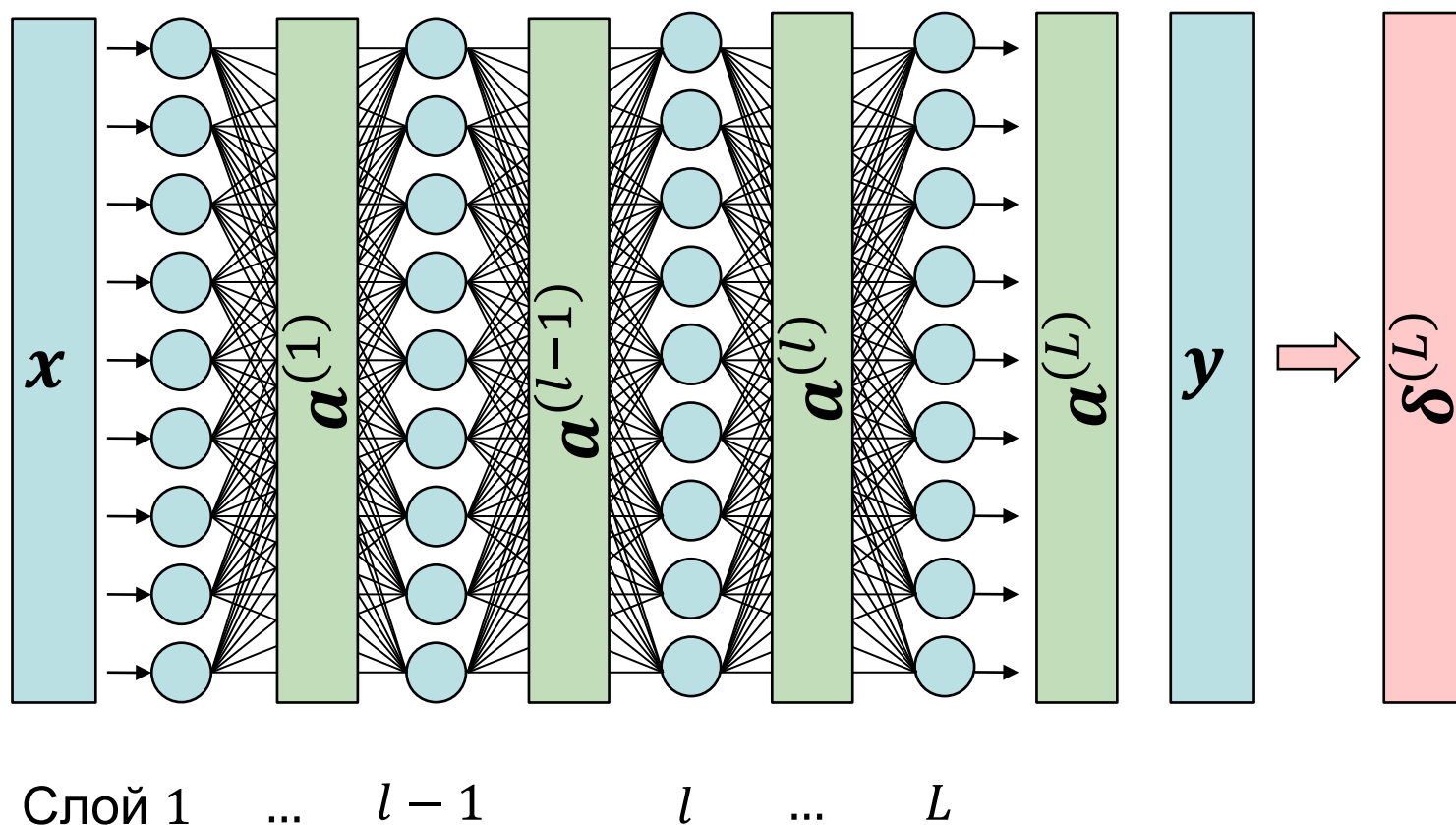
Идея метода обратного распространения ошибки

Шаг 2. Последовательно вычислить выходные сигналы $a^{(l)}$ для каждого слоя



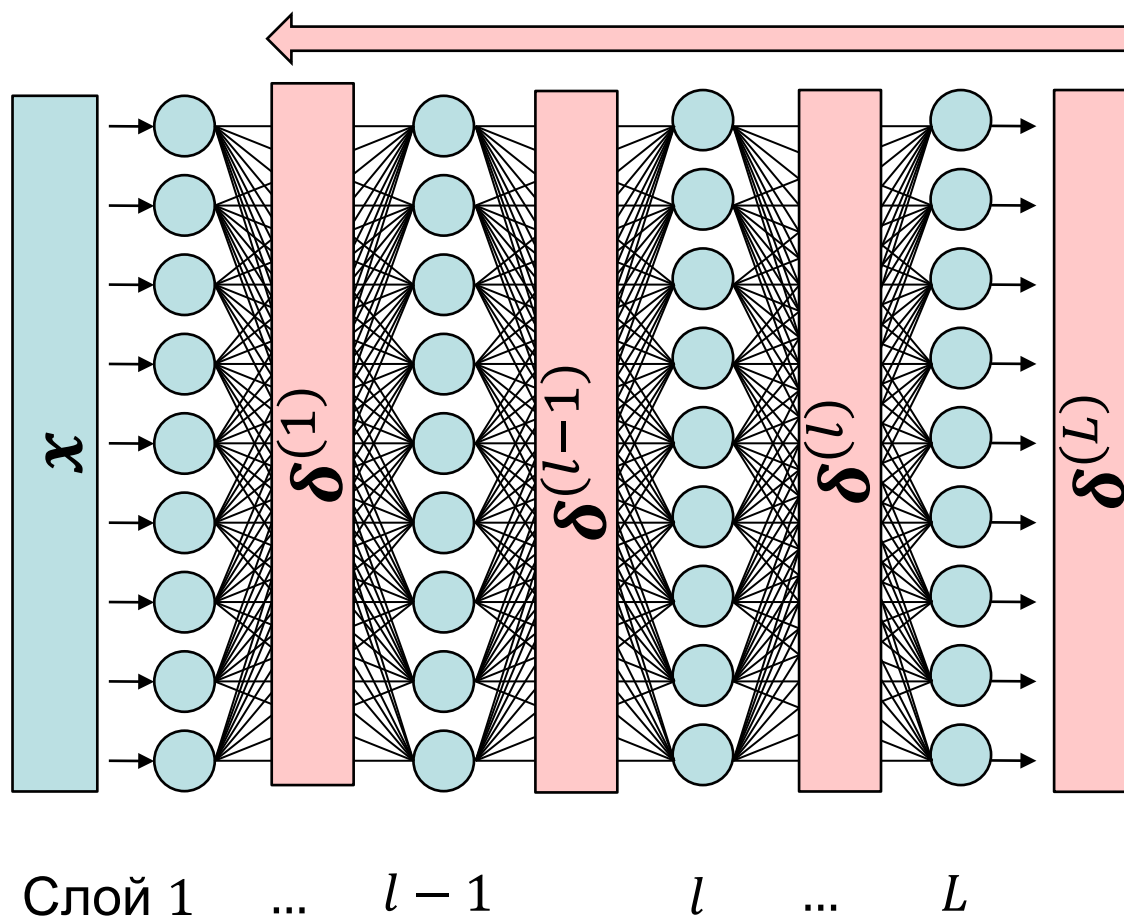
Идея метода обратного распространения ошибки

Шаг 3. Вычислить меру влияния $\delta^{(L)}$ нейронов выходного слоя L на ошибку C



Идея метода обратного распространения ошибки

Шаг 4. Вычислить в обратном порядке меру влияния $\delta^{(l)}$ на ошибку для каждого слоя



Идея метода обратного распространения ошибки

Шаг 5. Используя $\delta^{(l)}$, вычислить $\nabla_{\mathbf{w}} C_{(x,y)}$ и $\nabla_{\mathbf{b}} C_{(x,y)}$ для каждого слоя l

Шаг 6. Выполнив шаги 1-5 для всей подвыборки V_i , вычислить

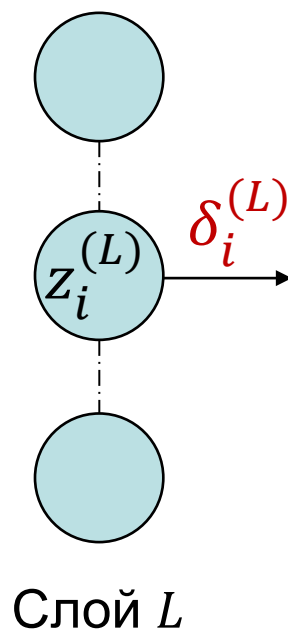
$$\nabla_{\mathbf{w}} C_{V_i} := \frac{1}{|V_i|} \sum_{(x,y) \in V_i} \nabla_{\mathbf{w}} C_{(x,y)}$$

$$\nabla_{\mathbf{b}} C_{V_i} := \frac{1}{|V_i|} \sum_{(x,y) \in V_i} \nabla_{\mathbf{b}} C_{(x,y)}$$

Мера влияния нейронов выходного слоя L на величину ошибки

$$\delta_i^{(L)} = \frac{\partial C}{\partial a_i^{(L)}} \cdot \sigma' \left(z_i^{(L)} \right)$$

BP1



© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Мера влияния нейрона на величину ошибки

$C = \frac{\|\mathbf{a}^{(L)} - \mathbf{y}\|^2}{2}$

$\Delta C \approx \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}} \Delta z_i^{(l)}$

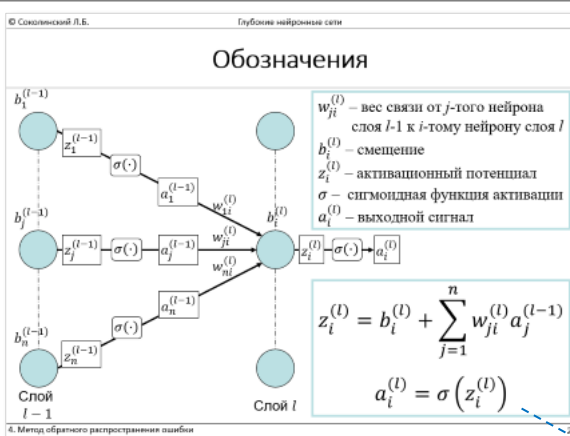
$\delta_i^{(l)} ::= \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}} // \text{ для одного нейрона}$

$\delta^{(l)} ::= \nabla_{\mathbf{z}^{(l)}} C // \text{ для слоя}$

Слой l

4. Метод обратного распространения ошибки

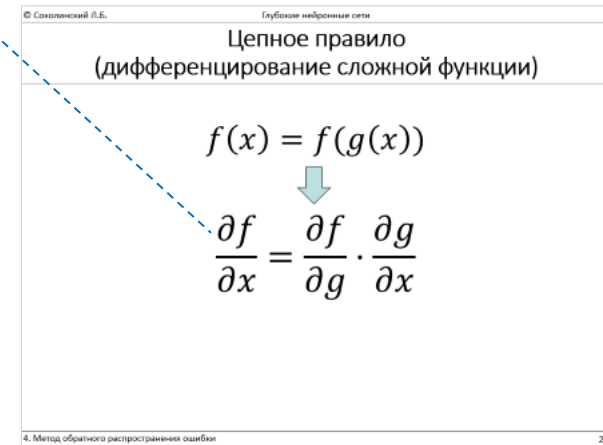
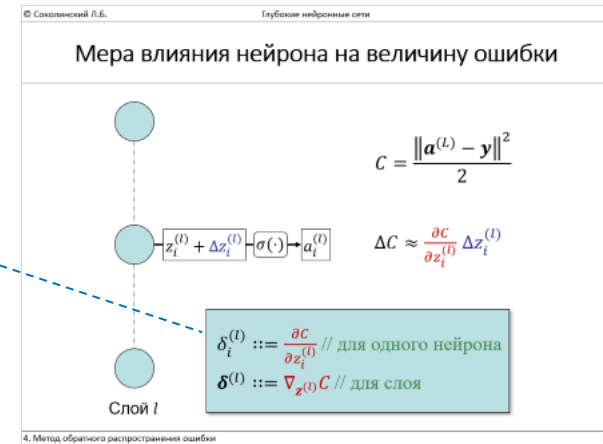
Доказательство BP1



$$\delta_i^{(L)} = \frac{\partial C}{\partial z_i^{(L)}}$$

$$= \frac{\partial C}{\partial a_i^{(L)}} \cdot \frac{\partial a_i^{(L)}}{\partial z_i^{(L)}}$$

$$= \frac{\partial C}{\partial a_i^{(L)}} \cdot \sigma' \left(z_i^{(L)} \right)$$



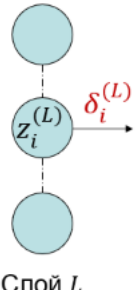
Формула BP1

для случая среднеквадратичной ошибки


$$\delta_i^{(L)} = (a_i^{(L)} - y_i) \cdot \sigma' \left(z_i^{(L)} \right) \quad \text{BP1'}$$

© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Мера влияния нейронов выходного слоя L на величину ошибки

$$\delta_i^{(L)} = \frac{\partial C}{\partial a_i^{(L)}} \cdot \sigma' \left(z_i^{(L)} \right) \quad \text{BP1}$$


Слой L



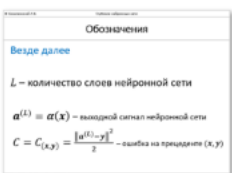
4. Метод обратного распространения ошибки 10

© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Лемма 1: $\frac{\partial C}{\partial a_i^{(L)}} = a_i^{(L)} - y_i$

$$C = \frac{\|a^{(L)} - y\|^2}{2} = \frac{\sum_j (a_j^{(L)} - y_j)^2}{2} = \frac{\sum_j (a_j^{(L)2} - 2a_j^{(L)} y_j + y_j^2)}{2}$$

$$\Downarrow$$

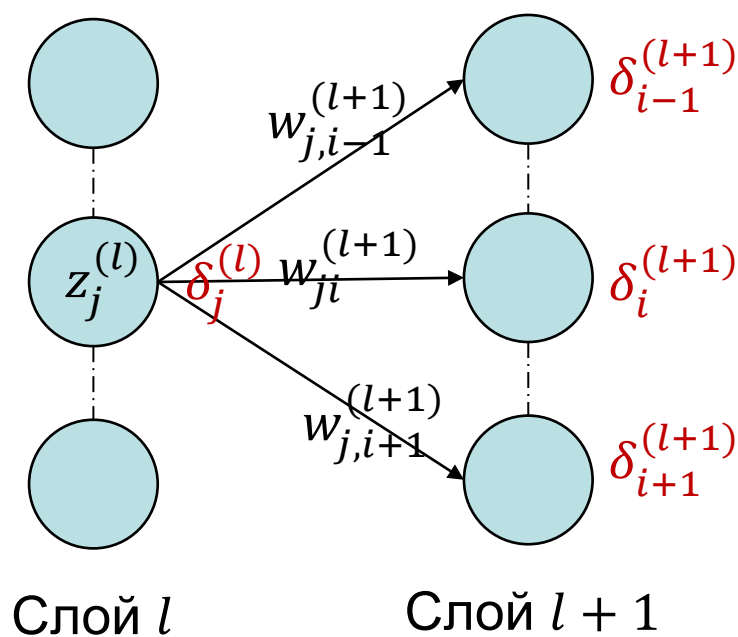
$$\frac{\partial C}{\partial a_i^{(L)}} = \frac{2a_i^{(L)} - 2y_i}{2} = a_i^{(L)} - y_i$$


4. Метод обратного распространения ошибки 22

Мера влияния нейрона слоя l на величину ошибки

$$\delta_j^{(l)} = \sigma' \left(z_j^{(l)} \right) \sum_i w_{ji}^{(l+1)} \delta_i^{(l+1)}$$

BP2



© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Мера влияния нейрона на величину ошибки

$$C = \frac{\|a^{(l)} - y\|^2}{2}$$

$$\Delta C \approx \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}} \Delta z_i^{(l)}$$

$\delta_i^{(l)} ::= \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}} //$ для одного нейрона

$\delta^{(l)} ::= \nabla_{z^{(l)}} C //$ для слоя

4. Метод обратного распространения ошибки

Доказательство BP2

$$\delta_j^{(l)} = \frac{\partial C}{\partial z_j^{(l)}}$$

$$= \sum_i \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l+1)}} \cdot \frac{\partial z_i^{(l+1)}}{\partial z_j^{(l)}}$$

$$= \sum_i \delta_i^{(l+1)} w_{ji}^{(l+1)} \sigma'(z_j^{(l)})$$

$$= \sigma'(z_j^{(l)}) \sum_i \delta_i^{(l+1)} w_{ji}^{(l+1)}$$

© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Мера влияния нейрона на величину ошибки

$c = \frac{\|a^{(l)} - y\|^2}{2}$

$\Delta C \approx \frac{\partial c}{\partial z_i^{(l)}} \Delta z_i^{(l)}$

$\delta_i^{(l)} ::= \frac{\partial c}{\partial z_i^{(l)}} // \text{ для одного нейрона}$

$\delta^{(l)} ::= \nabla_{z^{(l)}} C // \text{ для слоя}$

Слой l

4. Метод обратного распространения ошибки

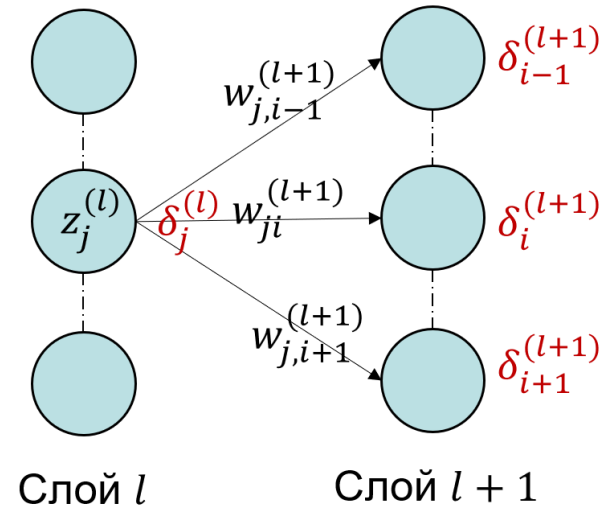
© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Цепное правило для многих переменных

$$f(x) = f\left(\sum g_i(x)\right)$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \sum_i \frac{\partial f}{\partial g_i} \cdot \frac{\partial g_i}{\partial x}$$

4. Метод обратного распространения ошибки



© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Лемма 2: $\frac{\partial z_i^{(l+1)}}{\partial z_j^{(l)}} = w_{ji}^{(l+1)} \sigma'(z_j^{(l)})$

$$z_i^{(l+1)} = b_i^{(l+1)} + \sum_j w_{ji}^{(l+1)} \sigma(z_j^{(l)})$$

$$\Downarrow$$

$$\frac{\partial z_i^{(l+1)}}{\partial z_j^{(l)}} = w_{ji}^{(l+1)} \sigma'(z_j^{(l)})$$

4. Метод обратного распространения ошибки

Формула для вычисления градиента по смещению

$$\frac{\partial C}{\partial b_i^{(l)}} = \delta_i^{(l)}$$

БРЗ

Доказательство ВРЗ

$$\frac{\partial C}{\partial b_i^{(l)}} = \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}} \cdot \frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial b_i^{(l)}}$$

$$= \delta_i^{(l)} \cdot \frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial b_i^{(l)}}$$

$$= \delta_i^{(l)}$$

© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Цепное правило
(дифференцирование сложной функции)

$$f(x) = f(g(x))$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial g} \cdot \frac{\partial g}{\partial x}$$

4. Метод обратного распространения ошибки

© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Лемма 3: $\frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial b_i^{(l)}} = 1$

$$z_i^{(l)} = b_i^{(l)} + \sum_j w_{ji}^{(l)} a_j^{(l-1)}$$

$$\Downarrow$$

$$\frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial b_i^{(l)}} = 1$$

4. Метод обратного распространения ошибки

© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Мера влияния нейрона на величину ошибки



$$C = \frac{\|a^{(l)} - y\|^2}{2}$$

$$\Delta C \approx \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}} \Delta z_i^{(l)}$$

$\delta_i^{(l)} ::= \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}}$ // для одного нейрона

$\delta^{(l)} ::= \nabla_{z^{(l)}} C$ // для слоя

Слой l

4. Метод обратного распространения ошибки

Формула для вычисления градиента по весам

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ji}^{(l)}} = \delta_i^{(l)} \cdot a_j^{(l-1)}$$

BP4

Доказательство ВР4

$$\begin{aligned} \frac{\partial C}{\partial w_{ij}^{(l)}} &= \frac{\partial C}{\partial z_i^{(l)}} \cdot \frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}} \\ &= \delta_i^{(l)} \cdot \frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}} \\ &= \delta_i^{(l)} \cdot a_j^{(l-1)} \end{aligned}$$

© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Цепное правило
(дифференцирование сложной функции)

$$f(x) = f(g(x))$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial g} \cdot \frac{\partial g}{\partial x}$$

4. Метод обратного распространения ошибки

© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Лемма 4: $\frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial w_{ji}^{(l)}} = a_j^{(l-1)}$

$$z_i^{(l)} = b_i^{(l)} + \sum_j w_{ji}^{(l)} a_j^{(l-1)}$$

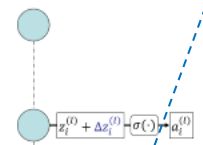
$$\Downarrow$$

$$\frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial w_{ji}^{(l)}} = a_j^{(l-1)}$$

4. Метод обратного распространения ошибки

© Соколинский Л.Б. Глубокие нейронные сети

Мера влияния нейрона на величину ошибки



$$c = \frac{\|a^{(l)} - y\|^2}{2}$$

$$\Delta C \approx \frac{\partial c}{\partial z_i^{(l)}} \Delta z_i^{(l)}$$

$\delta_i^{(l)} ::= \frac{\partial c}{\partial z_i^{(l)}}$ // для одного нейрона

$\delta^{(l)} ::= \nabla_{z^{(l)}} C$ // для слоя

Слой l

4. Метод обратного распространения ошибки

Формулы обратного распространения ошибки (для случая среднеквадратичной ошибки)

$$\delta_i^{(L)} = \left(a_i^{(L)} - y_i \right) \cdot \sigma' \left(z_i^{(L)} \right) \quad (\text{BP1'})$$

$$\delta_j^{(l)} = \sigma' \left(z_j^{(l)} \right) \sum_i w_{ji}^{(l+1)} \delta_i^{(l+1)} \quad (\text{BP2})$$

$$\frac{\partial C}{\partial b_i^{(l)}} = \delta_i^{(l)} \quad (\text{BP3})$$

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ji}^{(l)}} = \delta_i^{(l)} \cdot a_j^{(l-1)} \quad (\text{BP4})$$

Алгоритм обратного распространения ошибки

1. **Вход x :** Установить соответствующие значения активации $\mathbf{a}^{(1)}$ для входного слоя
2. **Прямое распространение:** Для $l = 2, \dots, L$ последовательно вычислить $\mathbf{z}^{(l)} = W^{(l)}(\mathbf{a}^{(l-1)}) + \mathbf{b}^{(l)}$ и $\mathbf{a}^{(l)} = \sigma(\mathbf{z}^{(l)})$
3. **Вычислить:** $\delta^{(L)} = \nabla_{\mathbf{a}} C \circ \sigma'(\mathbf{z}^{(L)})$
4. **Обратное распространение:** Для $l = L - 1, \dots, 2$ последовательно вычислить $\delta^{(l)} = (W^{(l+1)} \delta^{(l+1)}) \circ \sigma'(\mathbf{z}^{(l)})$
5. **Выход:** Для $l = 2, \dots, L$ вычислить

$$\nabla_{\mathbf{w}^{(l)}} C_{(x,y)} = \delta^{(l)T} \circ \mathbf{a}^{(l-1)}$$

$$\nabla_{\mathbf{b}^{(l)}} C_{(x,y)} = \delta^{(l)}$$

Конец лекции 4

$$\text{Лемма 1: } \frac{\partial C}{\partial a_i^{(L)}} = a_i^{(L)} - y_i$$

$$C = \frac{\|\mathbf{a}^{(L)} - \mathbf{y}\|^2}{2} = \frac{\sum_j (a_j^{(L)} - y_j)^2}{2} = \frac{\sum_j (a_j^{(L)^2} - 2a_j^{(L)}y_j + y_j^2)}{2}$$

⇓

$$\frac{\partial C}{\partial a_i^{(L)}} = \frac{2a_i^{(L)} - 2y_i}{2} = a_i^{(L)} - y_i$$

Обозначения	
Везде далее	
L	– количество слоев нейронной сети
$\mathbf{a}^{(L)} = \boldsymbol{\alpha}(\mathbf{x})$	– выходной сигнал нейронной сети
$C = C_{(x,y)} = \frac{\ \mathbf{a}^{(L)} - \mathbf{y}\ ^2}{2}$	– ошибка на прецеденте (x, y)

Лемма 2: $\frac{\partial z_i^{(l+1)}}{\partial z_j^{(l)}} = w_{ji}^{(l+1)} \sigma' \left(z_j^{(l)} \right)$

$$z_i^{(l+1)} = b_i^{(l+1)} + \sum_j w_{ji}^{(l+1)} \sigma \left(z_j^{(l)} \right)$$



$$\frac{\partial z_i^{(l+1)}}{\partial z_j^{(l)}} = w_{ji}^{(l+1)} \sigma' \left(z_j^{(l)} \right)$$

Лемма 3: $\frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial b_i^{(l)}} = 1$

$$z_i^{(l)} = b_i^{(l)} + \sum_j w_{ji}^{(l)} a_j^{(l-1)}$$



$$\frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial b_i^{(l)}} = 1$$

Лемма 4: $\frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial w_{ji}^{(l)}} = a_j^{(l-1)}$

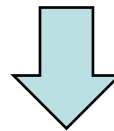
$$z_i^{(l)} = b_i^{(l)} + \sum_j w_{ji}^{(l)} a_j^{(l-1)}$$



$$\frac{\partial z_i^{(l)}}{\partial w_{ji}^{(l)}} = a_j^{(l-1)}$$

Цепное правило (дифференцирование сложной функции)

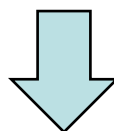
$$f(x) = f(g(x))$$



$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial g} \cdot \frac{\partial g}{\partial x}$$

Цепное правило для многих переменных

$$f(x) = f\left(\sum g_i(x)\right)$$



$$\frac{\partial f}{\partial x} = \sum_i \frac{\partial f}{\partial g_i} \cdot \frac{\partial g_i}{\partial x}$$