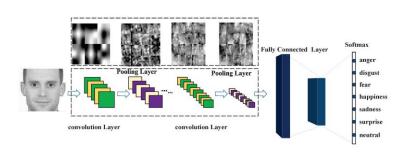


Основы искусственного интеллекта









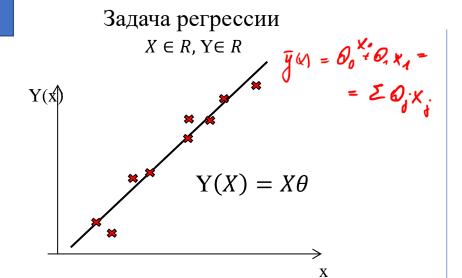


Лекция 7Введение в ИНС

к.ф.-м.н., доцент кафедры ИСиЦТ Корнаева Е.П.

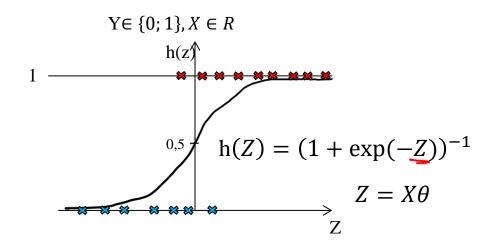
Понятие ИНС

От простого к сложному



Ү – непрерывная величина

Задача классификации



Ү – дискретная величина

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_n \end{bmatrix}$$

$$\theta = \begin{bmatrix} \widehat{\theta_0} \\ \widehat{\theta_1} \end{bmatrix} \qquad X$$

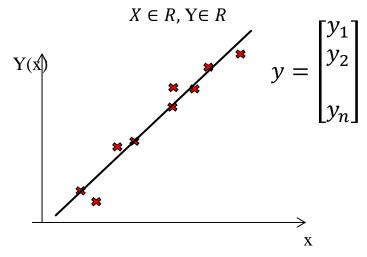
$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \theta_1 \end{bmatrix} \qquad X = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \dots & \dots \\ 1 & x_n \end{bmatrix}$$

$$y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \dots \\ 1 \end{bmatrix}$$

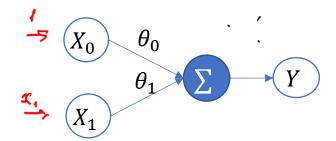
Понятие ИНС

От простого к сложному

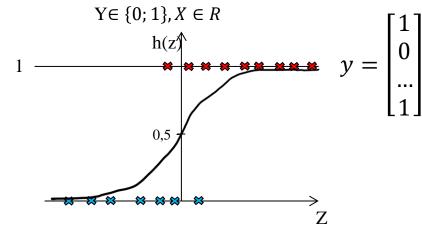
Задача аппроксимации



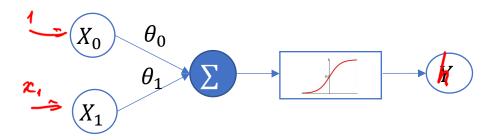
$$Y(X) = X\theta$$



Задача классификации

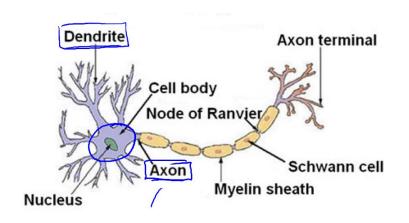


$$Y(Z) = (1 + \exp(-X\theta))^{-1}$$



Понятие ИНС. Биологическая аналогия

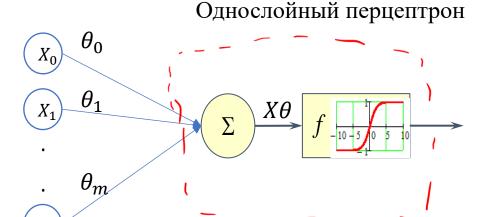
<u>ИНС</u> - математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования <u>биологических нейронных сетей</u>.



дендриты – получают информацию; тело клетки – обрабатывает информацию;

аксон – передает обработанную информацию другим нейронам;

синапсы – соединяют аксон и дендриты других нейронов.



	X_0	X_1	 $X_{\rm m}$
1	1	X ₁₁	x _{1m}
2	1	X ₂₁	x _{2m}
n	1	x _{n1}	X _{nm}

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\theta}_0 \\ \boldsymbol{\theta}_1 \\ \dots \\ \boldsymbol{\theta}_m \end{bmatrix}$$



Понятие ИНС

Функции активации

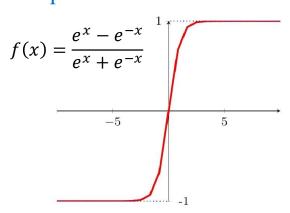
Ступенчатая функция

$$f(x) = \begin{cases} 1, x \ge 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}$$

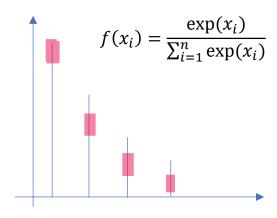
ReLU

$$f(x) = \begin{cases} x, x \ge 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}$$
Relu

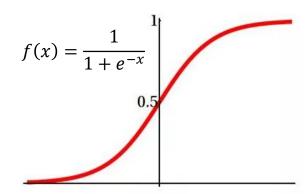
Гиперболический тангенс



softmax



Сигмоида



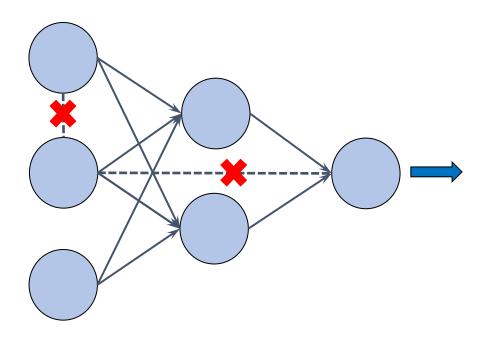
...

Архитектура сетей прямого распространения / Feed forward neural network

Нейроны слоя не связаны.

Нейроны передают информацию только нейронам следующего слоя.

Перепрыгивание через слои запрещено.

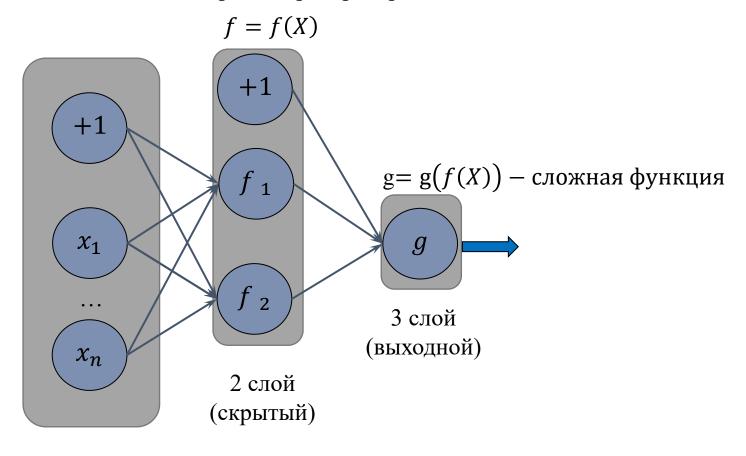


Направление потока информации

Архитектура сетей прямого распространения / Feed forward neural network

Пример.

3х – слойная ИНС прямого распространения

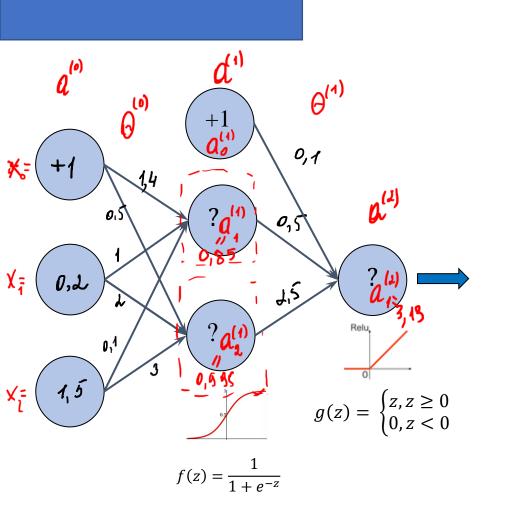


1 слой (входной)

! функция активации м. б. разной на разных слоях

Архитектура сетей прямого распространения / Feed forward neural network

<u>Пример.</u> Вычислить значение функции активации g(z) на последнем слое.

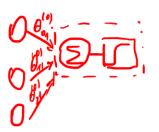


вначение функции активации
$$g(z)$$
 на последнем слое.

$$a_{1}^{(i)} = \text{Sigm}(x \Theta) = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{0} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 + e_{x}p(-\theta_{1} \times_{0} - \theta_{1} \times_{1} - \theta_{1} \times_{2})} = \frac{1}{1 +$$

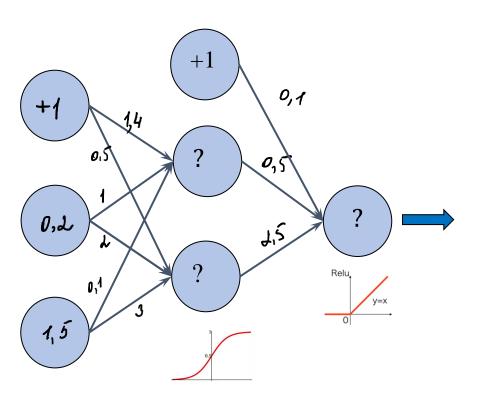
$$O_{2}^{(1)} = \text{Sigm}(X_{0}^{(0)}) = (1 + \exp(-0.5 \cdot 1 - \tilde{2} \cdot 0.2 - 3 \cdot 45))^{-1} \approx 0.935$$

$$O_{1}^{(2)} = \text{ReLy}(X_{0}^{(0)}) = \text{Rely}(X_{0}^{(1)}) = \text{Rely}(0.1 \cdot 1 + 0.5 \cdot 0.85 + 2.5 \cdot 0.995) = 3.13$$



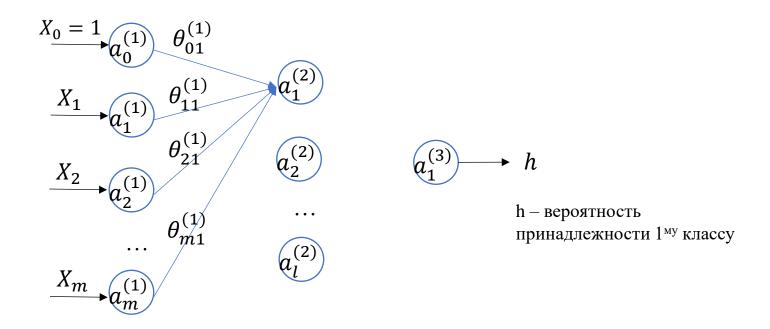
Архитектура сетей прямого распространения / Feed forward neural network

Пример. Запишите вычисления в матричном виде.



Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

Два класса: $Y = \{0;1\}$



$$\theta_{pq}^{(1)}$$
 — весовые коэффициенты 1 слоя

р – номер нейрона предыдущего слоя;

q –номер нейрона текущего слоя;

$$a_1^{(2)} = g(\theta_{01}^{(1)}a_0^{(1)} + \theta_{11}^{(1)}a_1^{(1)} + \dots + \theta_{m1}^{(1)}a_m^{(1)})$$

$$a_1^{(2)} = g\left(\theta_{p1}^{(1)}a_p^{(1)}\right)^{*}$$
, p= 0..m

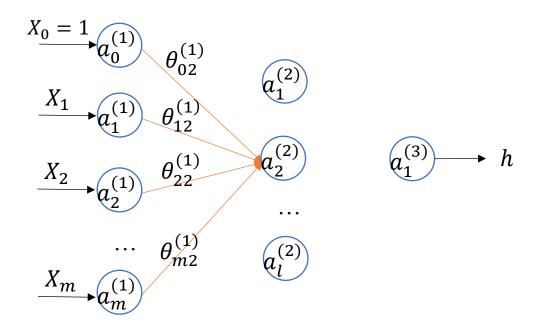
$$Z_1^{(2)} = \theta_{n1}^{(1)} a_n^{(1)}$$

 $Z_1^{(2)} = \theta_{p1}^{(1)} a_p^{(1)}$ Uchonsylptice Rabuse Fithwiet Ha

(cum no ogeneous)

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

<u>Два класса: Y={0;1}</u>



$$\theta_{pq}^{(1)}$$
 — весовые коэффициенты 1 слоя

р – номер нейрона предыдущего слоя;

q -номер нейрона текущего слоя;

$$a_2^{(2)} = g(\theta_{02}^{(1)}a_0^{(1)} + \theta_{12}^{(1)}a_1^{(1)} + \dots + \theta_{m2}^{(1)}a_m^{(1)})$$

$$a_2^{(2)} = g\left(\theta_{p2}^{(1)}a_p^{(1)}\right), \quad p=0..m$$

$$Z_2^{(2)} = \theta_{p2}^{(1)} a_p^{(1)}$$

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

 $\theta^{(1)} = \begin{pmatrix} \theta_{01}^{(1)} & \theta_{02}^{(1)} & & \theta_{0l}^{(1)} \\ \theta_{11}^{(1)} & \theta_{12}^{(1)} & & \theta_{2l}^{(1)} \\ & \dots & & & \\ \theta_{m1}^{(1)} & \theta_{m2}^{(1)} & \dots & \theta_{ml}^{(1)} \end{pmatrix}$

<u>Два класса: Y={0;1}.</u>

$$\theta_{[(m+1) imes l]}^{(1)} = (\theta_{pq}^{(1)})$$
 — весовые коэффициенты от 1 слоя ко 2му

$$X_0 = 1$$
 $a_0^{(1)}$
 X_1
 $a_1^{(1)}$
 $a_2^{(2)}$
 $a_2^{(2)}$
 $a_1^{(3)}$
 $a_1^{(3)}$
 $a_1^{(3)}$
 $a_1^{(2)}$
 $a_1^{(2)}$

p=0..m —номер нейрона предыдущего слоя;

q = 1...l — номер нейрона текущего слоя;

l —кол — во нейронов текущего слоя;

$$a^{(2)} = g\left(a^{(1)}\theta^{(1)}\right),$$

$$[n \times l] \qquad [n \times (m+1)] \qquad [(m+1) \times l]$$

 $g\!\left(Z^{(2)}\right)$ — например, логистическая функция активации

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

<u>Два класса: Y={0;1}.</u>

 $\theta_{[(l+1)\times 1]}^{(2)}$ — весовые коэффициенты 2 слоя:

$$\theta^{(2)} = \begin{pmatrix} \theta_{01}^{(2)} \\ \theta_{11}^{(2)} \\ \dots \\ \theta_{l1}^{(2)} \end{pmatrix}$$

 $\tilde{a}^{(2)}_{[n \times (l+1)]}$ - нейроны второго слоя, включая "+1":

$$\tilde{a}_{[n\times(l+1)]}^{(2)} = \begin{pmatrix} \hat{1} & \hat{a}_{11}^{(2)} & \dots & \hat{a}_{1l}^{(2)} \\ \hat{1} & \hat{a}_{21}^{(2)} & \dots & \hat{a}_{2l}^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & \hat{a}_{n1}^{(2)} & \dots & \hat{a}_{nl}^{(2)} \end{pmatrix}$$

$$a_{1}^{(3)} = g(\theta_{01}^{(2)} \tilde{a}_{10}^{(2)} + \theta_{11}^{(2)} \tilde{a}_{11}^{(2)} + \dots + \theta_{l1}^{(2)} \tilde{a}_{1l}^{(2)})$$

$$X_{0} = 1$$

$$a_{0}^{(1)}$$

$$\theta_{pq}^{(1)}$$

$$a_{1}^{(2)}$$

$$\theta_{01}^{(2)}$$

$$a_{1}^{(2)}$$

$$\theta_{11}^{(2)}$$

$$A_{1}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{1}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{1}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{1}^{(2)}$$

$$A_{1}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{1}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{1}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{3}^{(2)}$$

$$A_{4}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{3}^{(2)}$$

$$A_{4}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{3}^{(2)}$$

$$A_{4}^{(2)}$$

$$A_{2}^{(2)}$$

$$A_{3}^{(2)}$$

$$A_{4}^{(2)}$$

р – номер нейрона предыдущего слоя;

$$a_1^{(3)} = g\left(\theta_{p1}^{(2)}\tilde{a}_{1p}^{(2)}\right), \ p=0..l$$

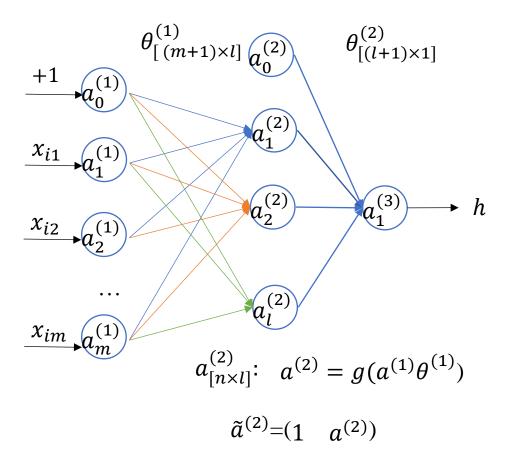
$$a^{(3)} = g\left(\tilde{a}^{(2)}\theta^{(2)}\right),$$

$$[n \times 1] \qquad [n \times (l+1)] \qquad [(l+1) \times 1]$$

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

<u>Два класса: Y={0;1}.</u>

Процедура прямого распространения (Forward propagation). Обобщение формул



$$a_{[n\times(m+1)]}^{(1)}=\chi$$

$$\theta^{(1)} = \begin{pmatrix} \theta_{01}^{(1)} & \theta_{02}^{(1)} & & \theta_{0l}^{(1)} \\ \theta_{11}^{(1)} & \theta_{12}^{(1)} & & \theta_{2l}^{(1)} \\ & \dots & & & \\ \theta_{m1}^{(1)} & \theta_{m2}^{(1)} & \dots & \theta_{ml}^{(1)} \end{pmatrix}$$

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

<u>Два класса: Y={0;1}.</u>

Процедура прямого распространения (Forward propagation). Обобщение формул



Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

<u>Два класса: Y={0;1}.</u>

Поиск весовых коэффициентов. Функция ошибки. Процедура прямого распространения ошибки.

Cross Entropy loss

$$J(\theta^{(1)}, \theta^{(2)}) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i \ln(\underline{h}_i)) + (1 - y_i) \ln(1 - \underline{h}_i)) \to \min$$

Матричный вид:

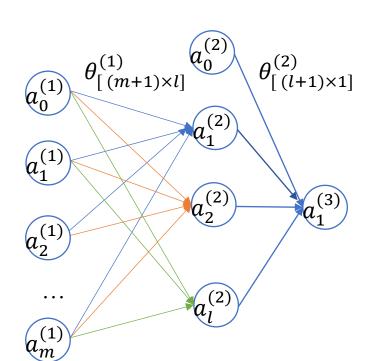
$$J(\theta^{(1)}, \theta^{(2)}) = -\frac{1}{n}(Y^T \ln(h) + (I - Y)^T \ln(I - h)) o \min,$$
где $I = (1)_{[n \times 1]}$

С учетом регуляризации:

$$J\left(\theta^{(1)},\theta^{(2)}\right) = -\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i\ln(h_i)) + (1-y_i)\ln(1-h_i) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{m}\sum_{q=1}^{l}\theta_{pq}^{(1)}\theta_{pq}^{(1)} + \sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\right) \rightarrow \min\left(\frac{1-y_i}{2}\right) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{m}\sum_{q=1}^{l}\theta_{pq}^{(1)}\theta_{p1}^{(1)} + \sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\right) \rightarrow \min\left(\frac{1-y_i}{2}\right) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{m}\sum_{q=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)} + \sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\right) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{m}\sum_{q=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)} + \sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\right) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{m}\sum_{q=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)} + \sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\right) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)} + \sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\right) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)} + \sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\right) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\right) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\theta_{p1}^{(2)}\right) + \frac{\lambda}{2n}\left(\sum_{p=1}^{l}\theta_{p1}^{(2)}\theta_$$

Матричный вид:

$$J(\theta^{(1)}, \theta^{(2)}) = -\frac{1}{n} (Y^T \ln(h) + (I - Y)^T \ln(I - h)) + \frac{\lambda}{2n} ((\theta^{(1)})^T \theta^{(1)} + (\theta^{(2)})^T \theta^{(2)}) \to \min$$



Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

<u>Два класса: Y={0;1}.</u>

Поиск весовых коэффициентов. Функция ошибки. Процедура прямого распространения ошибки.

Процедура прямого распространения ошибки:

- выбор начальных значений вес. коэф-в (нач.точка):

$$heta^{(1)} = heta^{(1)}_{
m \ нач}$$
, $heta^{(2)} = heta^{(2)}_{
m \ нач}$ (не нулевые)

- вычисление значений в каждом нейроне на скрытом слое:

$$Z^{(2)} = a^{(1)}\theta^{(1)}, a^{(2)} = g(Z^{(2)})$$

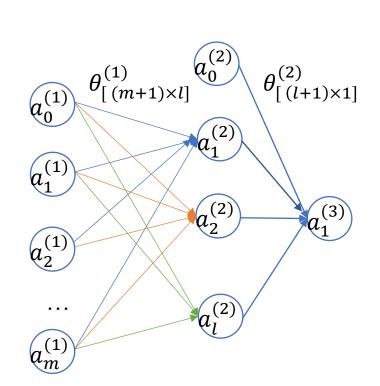
- вычисление значений на выходном слое:

$$\tilde{a}^{(2)} = (1 \quad a^{(2)}), Z^{(3)} = \tilde{a}^{(2)}\theta^{(2)},$$

$$a^{(3)} = g(Z^{(3)}), h = a^{(3)}$$

- - вычисление функции ошибки:

$$J = -\frac{1}{n}(Y^{T}\ln(h) + (I - Y)^{T}\ln(I - h))$$

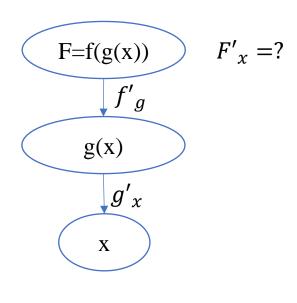


$$a_{[n\times(m+1)]}^{(1)}=\chi$$

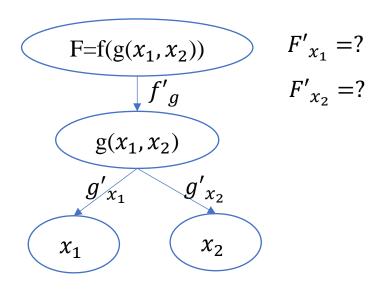
Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

Поиск весовых коэффициентов. Метод обратного распространения ошибки.

Правило дифференцирования сложной функции:



$$F'_{x} = f'_{g} \times g'_{x}$$



$$F'_{x_1} = f'_g \times g'_{x_1}$$
 $F'_{x_2} = f'_g \times g'_{x_2}$

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

Поиск весовых коэффициентов. Метод обратного распространения ошибки.

Логистическая функция активации - сигмоида:

$$g(z) = (1 + e^{-z})^{-1}$$

Дифференцирование сигмоиды:

$$g(z) = (1 + e^{-z})^{-1}$$

$$g'(z) = g'_{f} \cdot f'_{f} = -\frac{1}{f^{2}} \cdot (-e^{-\frac{z}{2}}) =$$

$$= \frac{(e^{-\frac{z}{2}} + 1) - 1}{(1 + e^{-\frac{z}{2}})^{2}} = \frac{1}{1 + e^{-\frac{z}{2}}} - \frac{1}{(1 + e^{-\frac{z}{2}})^{2}} =$$

$$g'(z) = (1 - \overline{g(z)})g(z)$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-\frac{z}{2}}} \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-\frac{z}{2}}}\right) = \text{Sigm}(z) \left(1 - \text{Sigm}(z)\right)$$

$$g(f(z)) = g'_{1} \cdot f'_{2}$$

$$\frac{f(z)}{g(z)} = 1 + e^{-z}$$

$$g'_{1} = 1 \cdot 1$$

$$g'_{2} = 1 \cdot 1 \cdot 1$$

$$g'_{3} = -1 \cdot 1 \cdot 1 \cdot 1 = -1$$

$$f(z)_{2} = (1 + e^{-z})' = -e^{-z}$$

$$\left(e^{\#\chi}\right)' = e^{4} \cdot u_{\chi}' = e^{A\chi}$$

 $f(u) = e^{4}, \quad u(x) = A\chi$

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

$$J(\theta^{(1)}, \theta^{(2)}) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i \ln(a^3)) + (1 - y_i) \ln(1 - a^3)) \to \min$$

$$J(a^{(3)}) = -\frac{1}{n} \left(y \ln(a^{(3)}) + (1 - y) \left(\ln(1 - a^{(3)}) \right) \right)$$
 (h. (4)

$$y_{a^{(3)}}^{1} = -\frac{1}{n} \left(\frac{y}{a^{(3)}} + \frac{-(1-y)}{1-a^{(3)}} \right) = \frac{1}{n} \cdot \frac{a^{(3)} - y}{a^{(3)}(1-a^{(3)})}$$

$$J'_{a^{(3)}} = \frac{1}{n} \frac{a^{(3)} - y}{a^{(3)}(1 - a^{(3)})}$$

$$\left(h_1(x)\right)^{\frac{1}{2}} = 1$$

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

Поиск весовых коэффициентов. Метод обратного распространения ошибки.

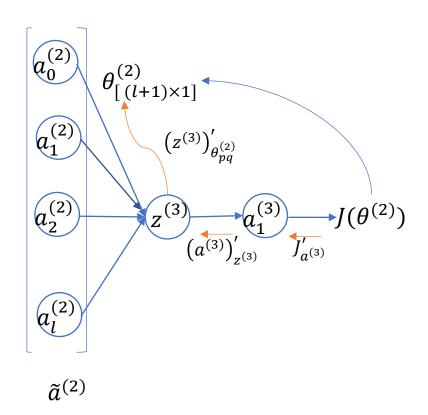
Дифференцирование J(z):

$$J(z) = J(a^{(3)}(z^{(3)}))$$

$$\left(a^{(3)}(z^{(3)})\right)' = \left(1 - a^{(3)}(z)\right)a^{(3)}(z) \qquad J'_{a^{(3)}} = \frac{1}{n} \frac{a^{(3)} - y}{a^{(3)}(1 - a^{(3)})}$$

$$J'_{z^{(3)}} = J'_{a^{(3)}} \times (a^{(3)})'_{z^{(3)}} = \frac{1}{n}(a^{(3)} - y) = \delta^{(3)}$$

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.



$$J'_{z^{(3)}} = \delta^{(3)}$$

$$J\left(a^{(3)}(z^{(3)}(\theta^{(2)}))\right) = -\frac{1}{n}\left(yln(a^{(3)}) + (1-y)(1-\ln(a^{(3)}))\right)$$

$$z^{(3)} = \tilde{a}^{(2)} \theta^{(2)}$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_{p_1}^{(2)}} = \frac{\partial J}{\partial z^{(3)}} \frac{\partial Z_j^{(3)}}{\partial \theta_{p_1}^{(2)}} = \delta^{(3)} \tilde{a}_p^{(2)}, \quad p = 0, \dots l$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_{p1}^{(2)}} = \delta_j^{(3)} \tilde{a}_{jp}^{(2)}, j = 1, \dots n, p = 0, \dots l,$$
где $\delta_{[n \times 1]}^{(3)} = \frac{a^{(3)} - y}{n}$ (1)

 $J(\theta^{(1)}) = J(a^{(2)}(z^{(2)}(\theta^{(1)})), \quad z^{(2)} = a^{(1)}\theta^{(1)}$

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

$$J(\theta^{(1)}, \theta^{(2)}) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i \ln(a^3)) + (1 - y_i) \ln(1 - a^3)) \to \min$$

$$a'(z) = a(z)(1 - a(z))$$

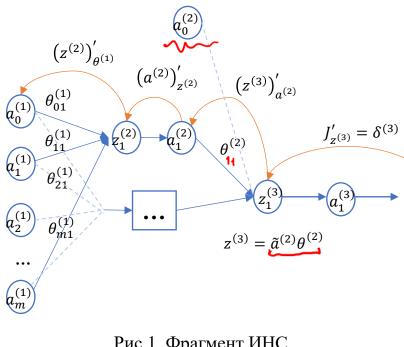


Рис.1. Фрагмент ИНС

$$J'_{z^{(3)}} = \delta^{(3)}$$

$$(z^{(3)})'_{a^{(2)}} = \theta^{(2)}$$

$$(a^{(2)})'_{z^{(2)}} = a^{(2)}(1 - a^{(2)})$$

$$(z^{(2)})'_{\theta^{(1)}} = a^{(1)}$$

$$\# \delta e s \ a_0^{(2)}$$

$$J'_{z^{(2)}} = \delta^{(3)}\theta^{(2)}a^{(2)}(1 - a^{(2)})$$

$$\int_{z^{(2)}} dz^{(2)}e^{(2)}$$

$$J'_{z^{(2)}} = \delta^{(3)} \theta^{(2)} a^{(2)} (1 - a^{(2)}) \tilde{a}^{(1)}$$

$$\delta^{(2)} \text{ #\'oes } \delta_0^{(2)}$$

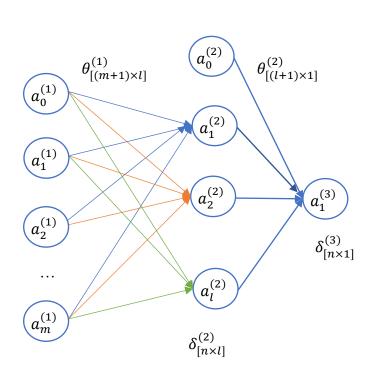
Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

$$J(\theta^{(1)}, \theta^{(2)}) = -\frac{1}{n} (Y^T \ln(a^{(3)}) + (I - Y)^T \ln(I - a^{(3)}))$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_{pq}^{(1)}} = \delta_{iq}^{(2)} \tilde{a}_{ip}^{(1)}, \quad i=1..n, \quad q=1..l, \quad p=0..m,
ellow \delta_{iq}^{(2)} = \hat{\delta}_{iq}^{(2)} a_{iq}^{(2)} (1 - a_{iq}^{(2)}), \quad q=1..l, \quad i=1..n, \quad \#6e3 \hat{\delta}_{0}^{(2)}
\hat{\delta}_{iq}^{(2)} = \delta_{i}^{(3)} \theta_{q1}^{(2)}, \quad i=1..n, \quad q=0..l$$
(2)

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

Поиск весовых коэффициентов. Метод обратного распространения ошибки.



$$a(z) = (1 + e^{-z})^{-1}$$

Ошибки на каждом слое:

$$\delta_{i}^{(3)} = \frac{a_{i}^{(3)} - y_{i}}{n}, \quad i = 1..n$$

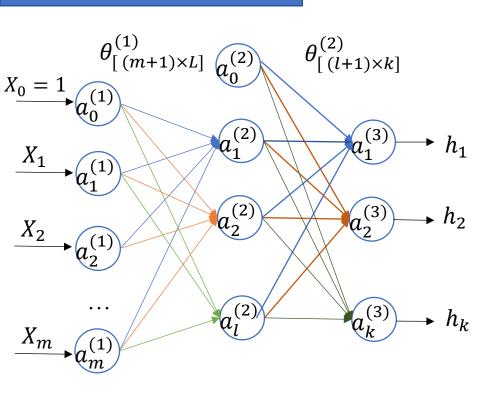
$$\hat{\delta}_{iq}^{(2)} = \delta_{i}^{(3)} \theta_{q1}^{(2)}, \quad i = 1..n, \quad q = 0..l$$

$$\delta_{iq}^{(2)} = \hat{\delta}_{iq}^{(2)} a_{iq}^{(2)} (1 - a_{iq}^{(2)}), \quad q = 1..l, \quad i=1..n \text{ #6e3 } \hat{\delta}_{0}^{(2)}$$

Компоненты градиента функции ошибки:

$$\begin{split} \frac{\partial J}{\partial \theta_{p1}^{(2)}} &= \delta_i^{(3)} \tilde{a}_{ip}^{(2)}, \, p = 0, ... l, \, i = 1, ... n \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{pq}^{(1)}} &= \delta_{iq}^{(2)} \, \tilde{a}_{ip}^{(1)}, \quad p = 0..m, \, \, q = 1..l, \, i = 1, ... n \\ \text{где } \delta_{iq}^{(2)} &= \hat{\delta}_{iq}^{(2)} \, a_{iq}^{(2)} \, (1 - a_{iq}^{(2)}), \, q = 1... l, \, i = 1... n \, \# \text{без } \hat{\delta}_0^{(2)} \end{split}$$

Архитектура сетей прямого распространения. Задача многоклассовой классификации.



$$a(z) = (1 + e^{-z})^{-1}$$

Компоненты градиента функции ошибки:

$$\begin{split} \frac{\partial J}{\partial \theta_{pq}^{(2)}} &= \delta_{iq}^{(3)} \tilde{a}_{ip}^{(2)}, \, p = 0, \dots l, \, \, q = l, \dots k, \, i = 1, \dots n \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{pq}^{(1)}} &= \delta_{iq}^{(2)} \, \tilde{a}_{ip}^{(1)}, \quad p = 0..m, \, \, q = 1..l, \, i = l, \dots n \\ \text{где } \delta_{iq}^{(2)} &= \hat{\delta}_{iq}^{(2)} a_{iq}^{(2)} \, (1 - a_{iq}^{(2)}), \, q = 1..l, \, i = l, \dots \# \text{без } \hat{\delta}_{0}^{(2)} \end{split}$$

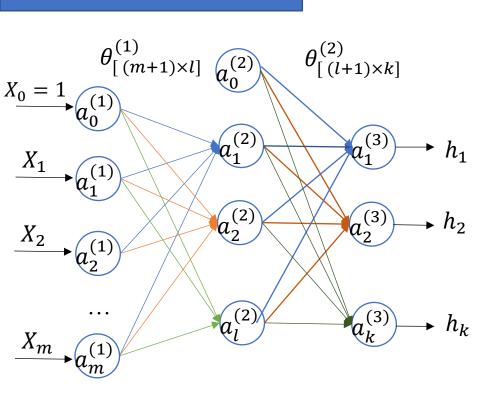
Компоненты градиента функции ошибки в матричном виде:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta^{(2)}} = (\tilde{a}^{(2)})^T \delta^{(3)},$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta^{(1)}} = (\tilde{a}^{(1)})^T \delta^{(2)},$$
где $\delta^{(2)} = \hat{\delta}^{(2)} \cdot a^{(2)} \cdot (1 - a^{(2)}), \# \text{без } \hat{\delta}_0^{(2)}$

$$\cdot - \text{означает покомпонентное произведение}$$
(5*)

Архитектура сетей прямого распространения. Задача многоклассовой классификации.



 $a(z) = (1 + e^{-z})^{-1}$

Обозначение	Описание		
$\theta_{[(m+1)\times l]}^{(1)} = (\theta_{pq}^{(1)})$	весовые коэффициенты от 1 слоя ко 2му		
$\theta_{[(l+1)\times k]}^{(2)} = (\theta_{pq}^{(2)})$	весовые коэффициенты от 2 слоя к 3му		
$a_{[n \times l]}^{(2)} = (a_{ip}^{(2)})$	матрица со значениями в нейронах скрытого слоя для n объектов		
$\tilde{a}_{[n \times (l+1)]}^{(2)} = (1 a^{(2)})$	матрица значений в нейронах скрытого слоя, включая bias		
$a_{[n \times k]}^{(3)} = (a_{ip}^{(3)})$	матрица со значениями в нейронах выходного слоя для n объектов		
m	кол-во признаков;		
l	кол-во нейронов скрытого слоя, не считая bias		
k	кол-во нейронов выходного слоя (кол-во классов)		
$a(z) = (1 + e^{-z})^{-1}$	функция активации на скрытом и выходном слое		

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

Поиск весовых коэффициентов. Метод обратного распространения ошибки.

Компоненты градиента:

$$\begin{split} \frac{\partial J}{\partial \theta_{01}^{(2)}} &= \delta_{j}^{(3)} \tilde{a}_{jq}^{(2)}, \, j = 1, \dots n, \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{01}^{(2)}} &= \left(\delta_{j}^{(3)} \tilde{a}_{jq}^{(2)} + \frac{\lambda}{n} \theta_{q1}^{(2)} \right), \, q = 1, \dots l, j = 1, \dots n, \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{0q}^{(1)}} &= \delta_{pi}^{(2)} \tilde{a}_{iq}^{(1)}, \quad i = 0..m, \quad /\!/ \delta e s \, \delta_{0}^{(2)} \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{nq}^{(1)}} &= \left(\delta_{pi}^{(2)} \tilde{a}_{iq}^{(1)} + \frac{\lambda}{n} \theta_{pq}^{(1)} \right), \quad i = 0..m, \quad p = 1..l, \, /\!/ \delta e s \, \delta_{0}^{(2)} \end{split}$$

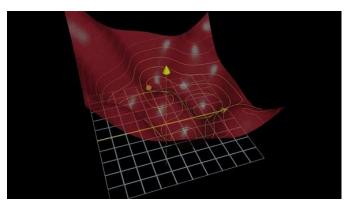
Расчет коэффициентов на каждом шаге s+1:

$$\boldsymbol{\theta}^{s+1} = \boldsymbol{\theta}^s - \alpha \nabla \boldsymbol{J}|_{s}$$

 ${\bf \theta}^0 = (\theta_{nq}^0) -$ начальное значение коэффициентов;

 $\nabla \boldsymbol{J}|_{s} = \left(\frac{\partial J}{\partial \theta_{pq}}\right)|_{s}$ — компоненты градиента рассчитываются на каждом шаге s+1;

 α — шаг градиентного спуска (скорость обучения).



Gradient descent intuition

Архитектура сетей прямого распространения. Задача двухклассовой классификации.

Поиск весовых коэффициентов. Метод обратного распространения ошибки.

С учетом регуляризации:

$$J(\theta^{(1)}, \theta^{(2)}) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i \ln(h_i)) + (1 - y_i) \ln(1 - h_i)) + \frac{\lambda}{2n} \left(\sum_{p=1}^{m} \sum_{q=1}^{l} \theta_{pq}^{(1)} \theta_{pq}^{(1)} + \sum_{p=1}^{l} \theta_{p1}^{(2)} \theta_{p1}^{(2)} \right) \to \min$$

Компоненты градиента функции ошибки с учетом регуляризации:

$$\begin{split} \frac{\partial J}{\partial \theta_{0q}^{(2)}} &= \delta_{iq}^{(3)} \tilde{a}_{i0}^{(2)}, \, q \! = \! 1, ...k, \, i = 1, ...n \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{pq}^{(2)}} &= \delta_{iq}^{(3)} \tilde{a}_{ip}^{(2)} \! + \! + \! \frac{\lambda}{n} \theta_{pq}^{(2)}, \, p \! = \! 1, ...l, \, q \! = \! 1, ...k, \, i = 1, ...n \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{0q}^{(1)}} &= \delta_{iq}^{(2)} \, \tilde{a}_{i0}^{(1)}, \quad q \! = \! 1..l, \, i \! = \! 1, ...n \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{0q}^{(1)}} &= \delta_{iq}^{(2)} \, \tilde{a}_{ip}^{(1)} \! + \! \frac{\lambda}{n} \theta_{pq}^{(1)}, \, p \! = \! 1,l, \, q \! = \! 1..l, \, i \! = \! 1, ...n \end{split}$$
 где $\delta_{iq}^{(2)} = \hat{\delta}_{iq}^{(2)} \, a_{iq}^{(2)} \, (1 - a_{iq}^{(2)}), \, q = 1..l, \, i \! = \! 1..n \, \# \text{без } \hat{\delta}_{0}^{(2)} \end{split}$

(6)

