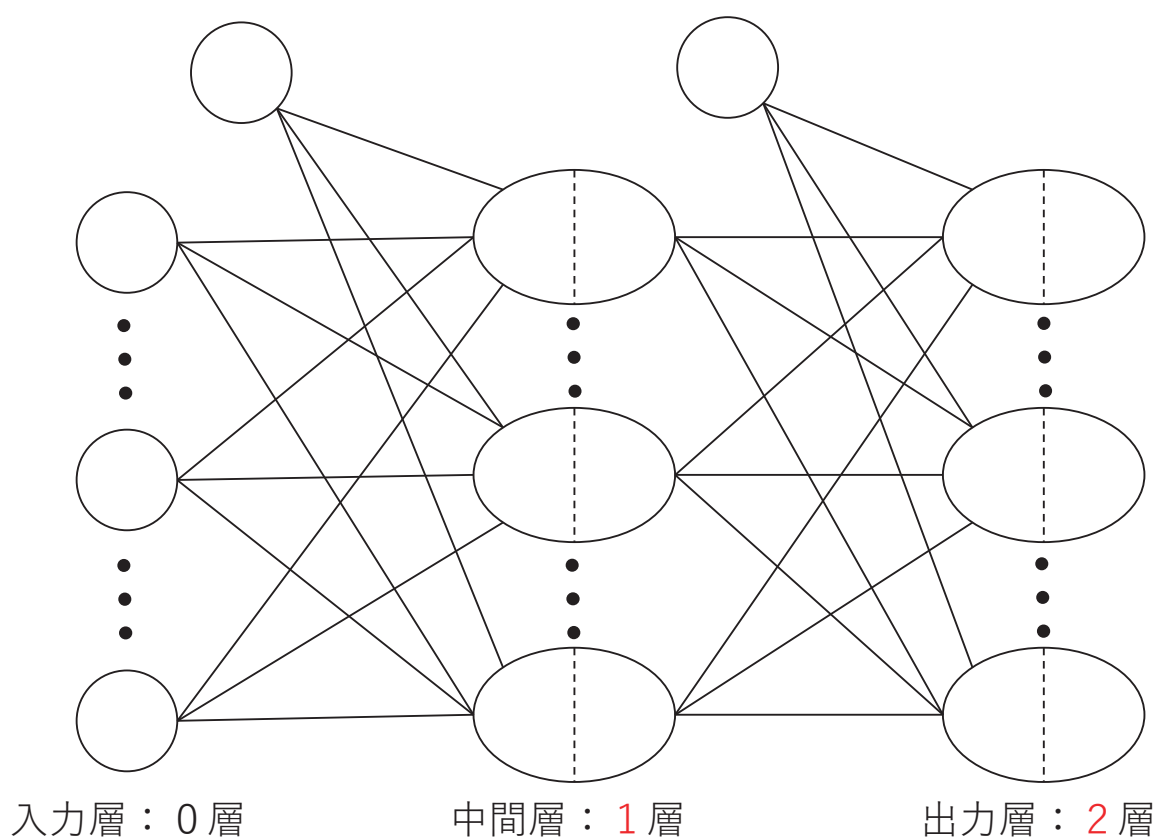
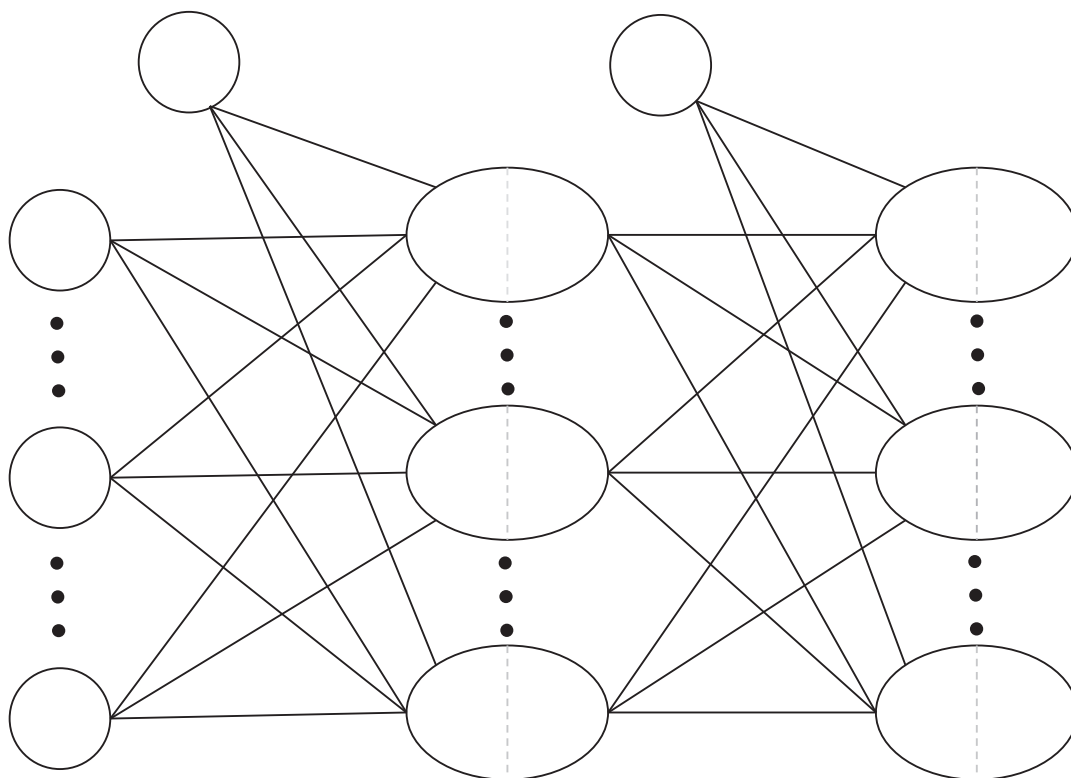


## 変数と定数

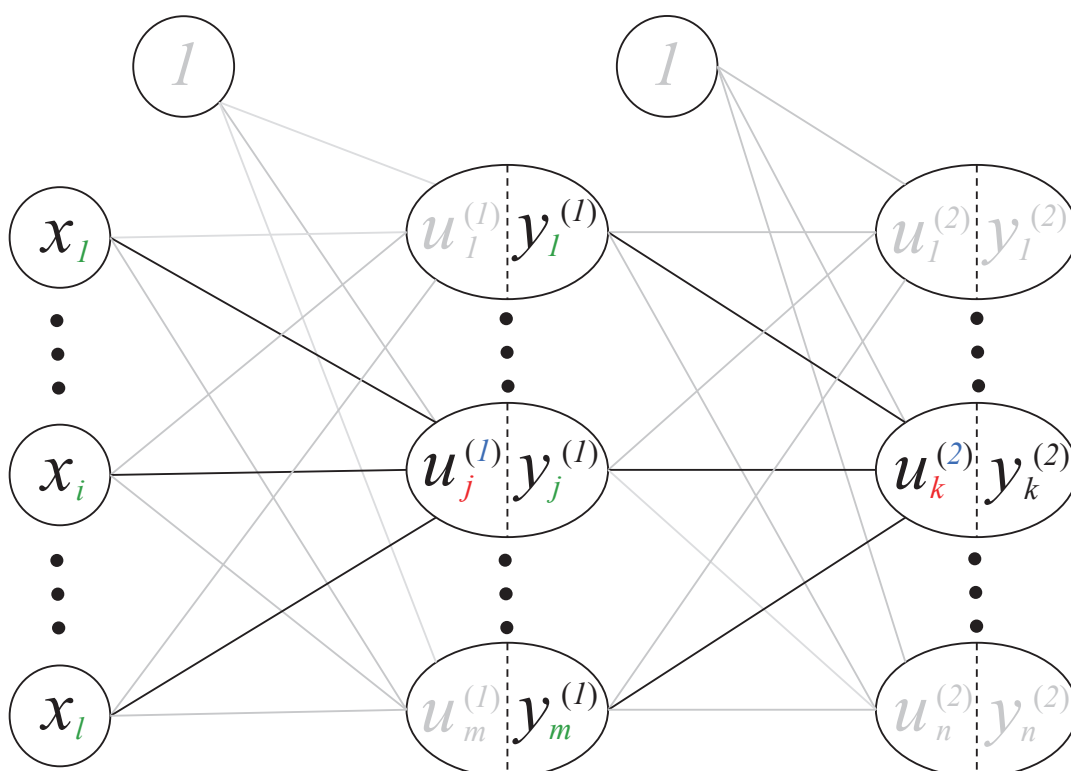




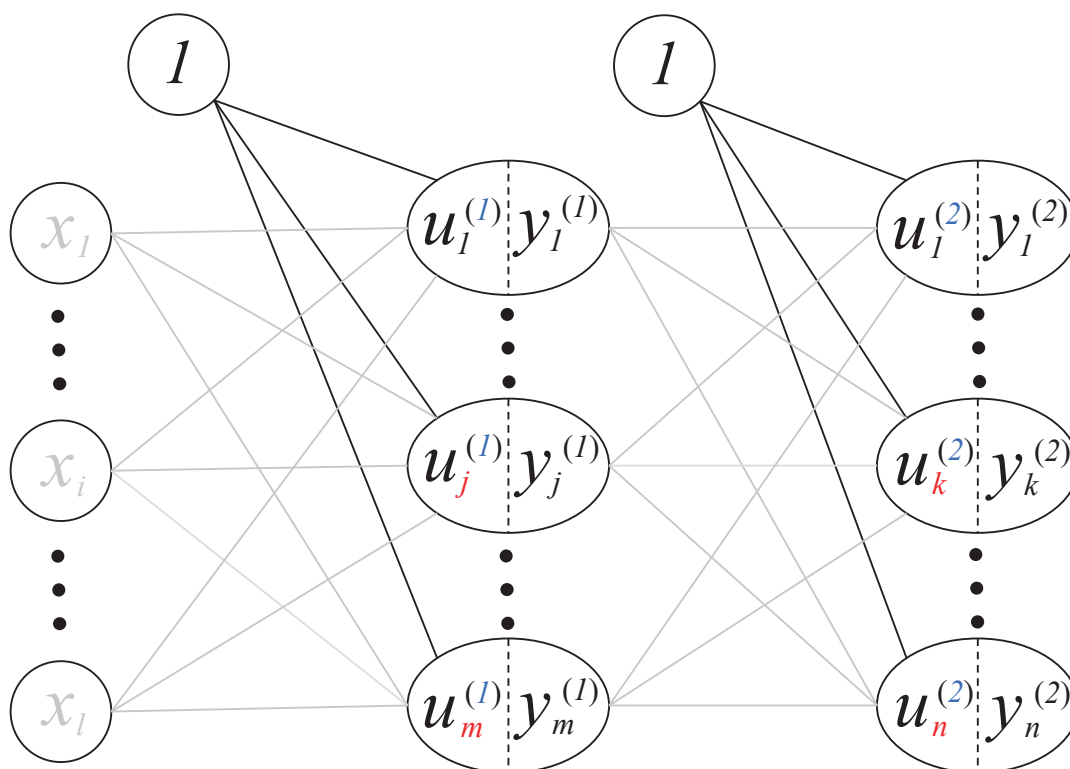
3

## ウェイトパラメータ

---



4



5

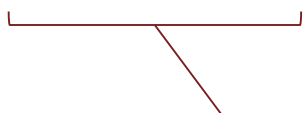
## 活性化関数

■ の場合： と 関数

$$h^{(2)}(u_k^{(2)}) = \quad h^{(1)}(u_j^{(1)}) = \underline{\hspace{2cm}}$$

■ の場合： 関数と 関数

$$h^{(2)}(u_k^{(2)}) = \underline{\hspace{2cm}} \quad h^{(1)}(u_j^{(1)}) = \underline{\hspace{2cm}}$$



の関数であることに注意！

6

## 中間層の変数

---

■ 中間層での活性化関数への入力

$$u_j^{(l)} = \quad + \cdots + \quad + \cdots + \quad +$$

■ 中間層からの出力

$$y_j^{(l)} =$$

7

## 出力層の変数

---

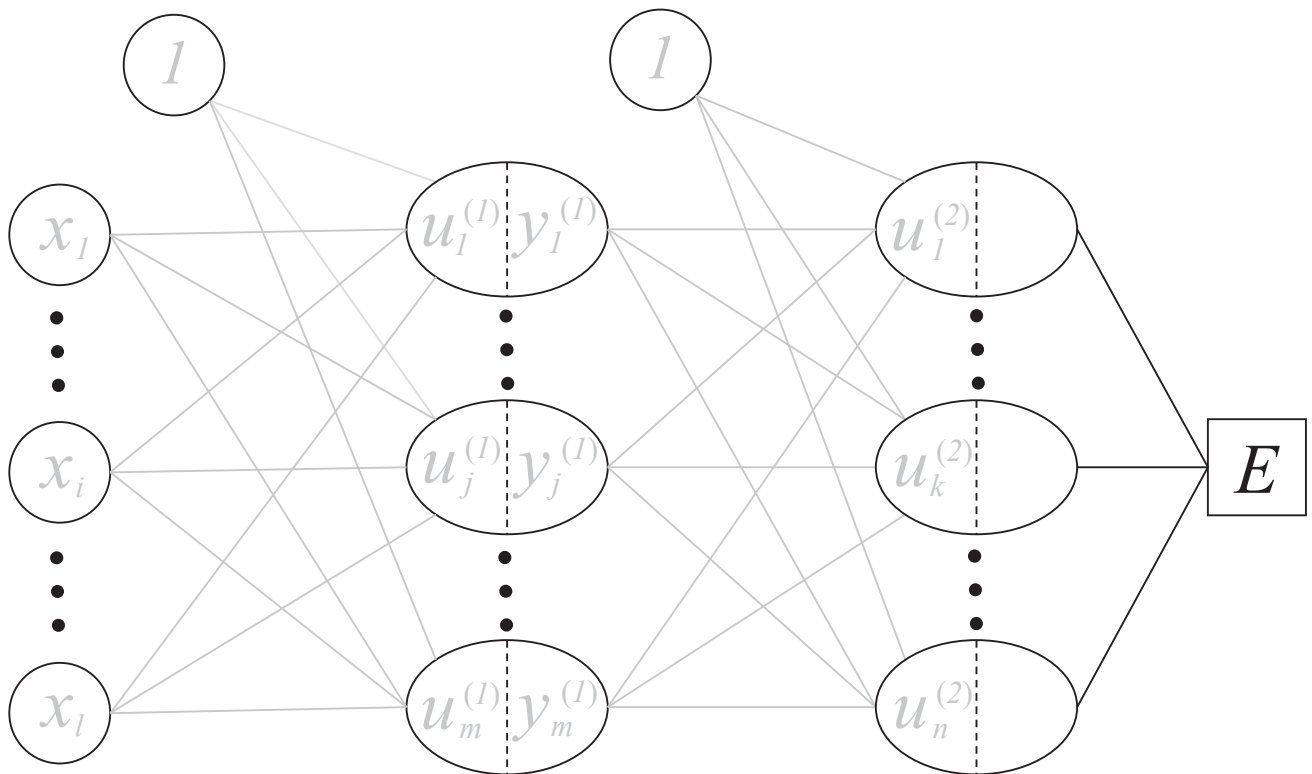
■ 出力層での活性化関数への入力

$$u_k^{(2)} = \quad + \cdots + \quad + \cdots + \quad +$$

■ 出力層からの出力

$$y_k^{(2)} =$$

8



9

## 誤差のパラメータ依存性

$$E = E(\quad, \quad, \quad, \quad) = \sum_{k=1}^n f(\quad, \quad)$$

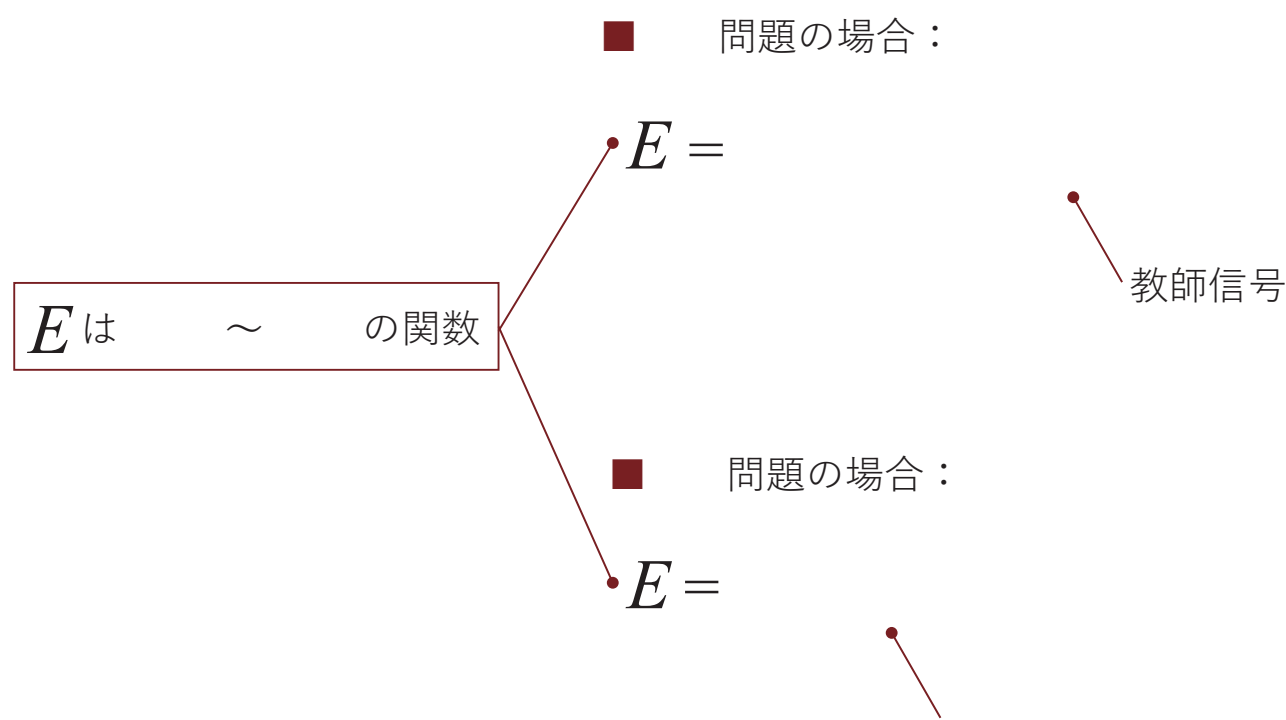
$$W^{(1)} = \begin{bmatrix} w^{(1)} & \dots & w^{(1)} \\ \vdots & w^{(1)} & \vdots \\ w^{(1)} & \dots & w^{(1)} \end{bmatrix}$$

$$B^{(1)} = \begin{bmatrix} b^{(1)} \\ \vdots \\ b^{(1)} \end{bmatrix}$$

$$W^{(2)} = \begin{bmatrix} w^{(1)} & \dots & w^{(1)} \\ \vdots & w^{(2)} & \vdots \\ w^{(1)} & \dots & w^{(1)} \end{bmatrix}$$

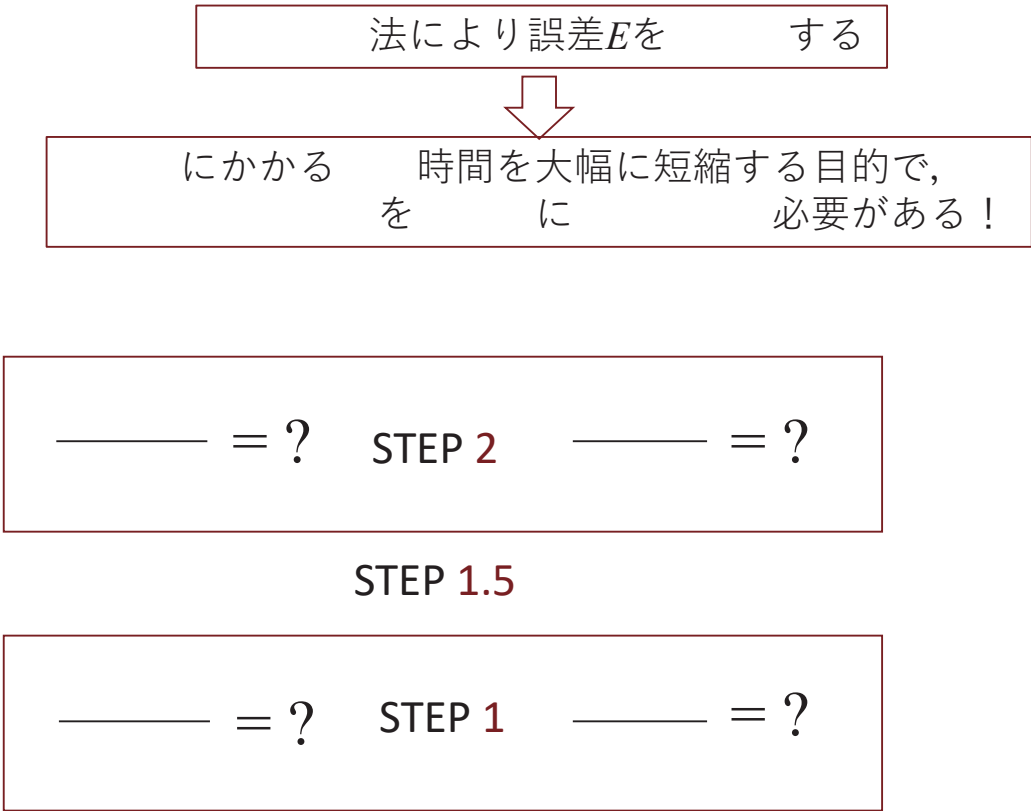
$$B^{(2)} = \begin{bmatrix} b^{(1)} \\ \vdots \\ b^{(1)} \end{bmatrix}$$

10



11

の → の取得



12

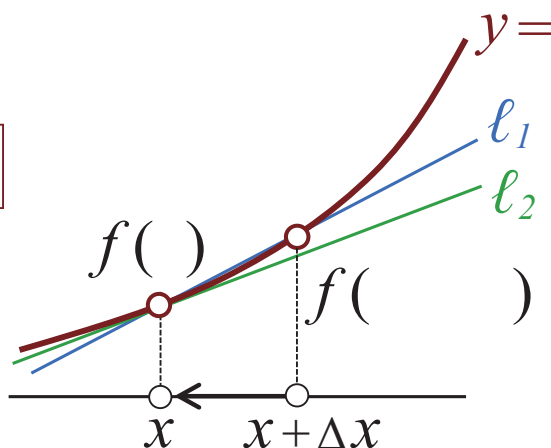
# 微分の基本      微分（変数関数の微分）

線分の傾き  $\frac{f(\quad) - f(\quad)}{\quad}$

線分の傾き  $\frac{\quad}{\quad} = \frac{f(\quad) - f(\quad)}{\quad}$



での に対する の変化率



13

# 微分の基本      律（変数の場合）

$\begin{cases} y = \\ u = \end{cases}$

$\frac{\quad}{\quad} = \frac{\quad}{\quad} \frac{\quad}{\quad}$

に対する の変化率

に対する の変化率

に対する の変化率

14

## が成立する理由

---

$$\begin{aligned} \text{——} &= \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \text{——} \\ &= \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \left( \text{——} \text{——} \right) \\ &= \lim_{\Delta u \rightarrow 0} \text{——} \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \text{——} \\ &= \text{——} \text{——} \end{aligned}$$

15

## 微分の基本      微分（変数関数の微分）

---

$$z = f(x, y)$$

$$\frac{\partial z}{\partial x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{\text{——}}{\Delta x}$$

$$\frac{\partial z}{\partial y} = \lim_{\Delta y \rightarrow 0} \text{——}$$

16

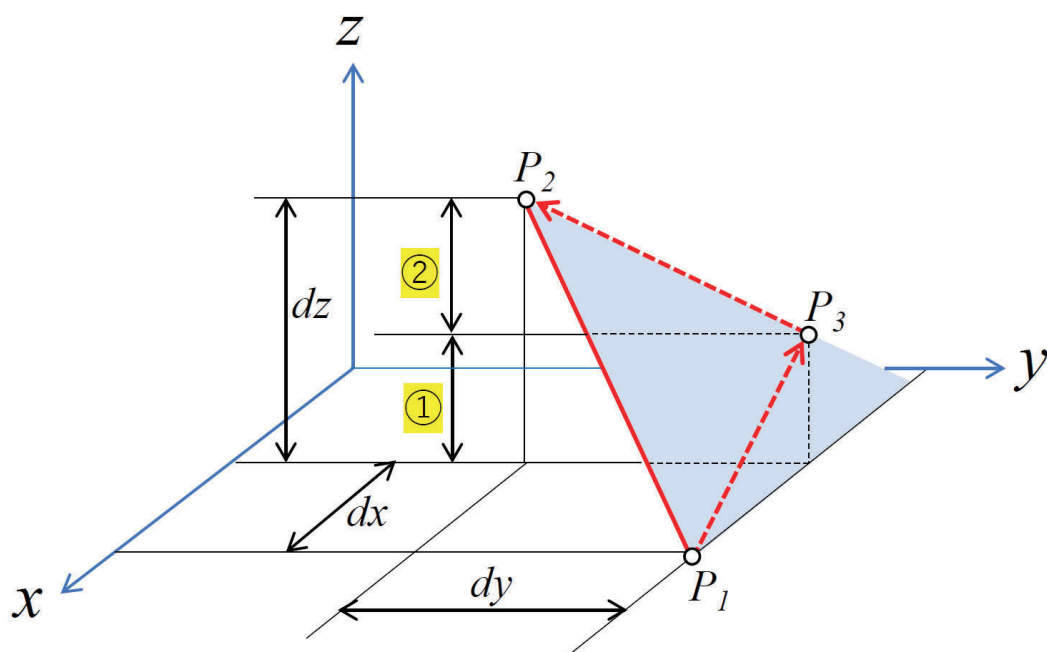


$z = f(x, y)$     変数  $x$  と  $y$  に対して  $z$  はどれだけ変化するか？

$$\begin{aligned}\Delta z &= f(x + \Delta x, y + \Delta y) - f(x, y) \\ &= \frac{f(x + \Delta x, y) - f(x, y)}{\Delta x} \Delta x \\ &\quad + \frac{f(x, y + \Delta y) - f(x, y)}{\Delta y} \Delta y\end{aligned}$$

$$dz = \frac{\partial f}{\partial x} dx + \frac{\partial f}{\partial y} dy$$

17



18

## 全微分 (            な場合)

---

$$y = f(x_1, \dots, x_n)$$

$$dy = \quad + \dots +$$

$dy =$

19

## 微分の基本 (    変数の場合)

---

■            となる変数が            の場合

$$y = f( \quad ) \quad u = g( \quad ) \quad v = h( \quad )$$

$$dy = \quad +$$



$\frac{dy}{dx} = \quad +$

■            すると

$$y = f( \quad, \dots; \quad ) \quad u = f( \quad ) \cdots u = f( \quad )$$

$\frac{dy}{dx} =$

20

■ となる変数が の場合

$$z = f( ) \quad u = g( ) \quad v = h( )$$

$$dz = +$$



$$\frac{\partial z}{\partial x} = +$$

$$\frac{\partial z}{\partial y} = +$$

■ 一般化すると

$$z = f( , \dots, ) \quad u = f( , ) \cdots f( , )$$

$$\frac{\partial z}{\partial x} =$$

$$\frac{\partial z}{\partial y} =$$

21

の



の取得

法により誤差  $E$  を する



にかかる 時間を大幅に短縮する目的で,  
を に 必要がある!

\_\_\_\_\_ = ?    STEP 2    \_\_\_\_\_ = ?

STEP 1.5

\_\_\_\_\_ = ?    STEP 1    \_\_\_\_\_ = ?

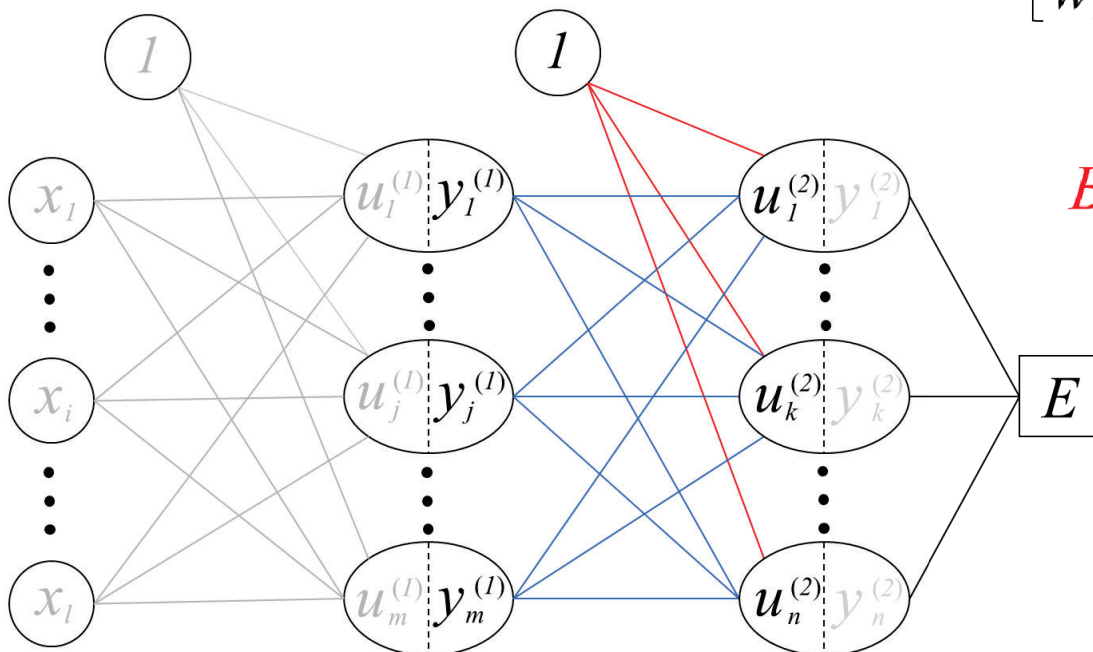
22

の最小化 →

の取得

—— = ? STEP 1 —— = ?

$$W^{(2)} = \begin{bmatrix} w_{1l}^{(2)} & \cdots & w_{1m}^{(2)} \\ \vdots & w_{kj}^{(2)} & \vdots \\ w_{nl}^{(2)} & \cdots & w_{nm}^{(2)} \end{bmatrix}$$



$$B^{(2)} = \begin{bmatrix} b_1^{(2)} \\ \vdots \\ b_n^{(2)} \end{bmatrix}$$

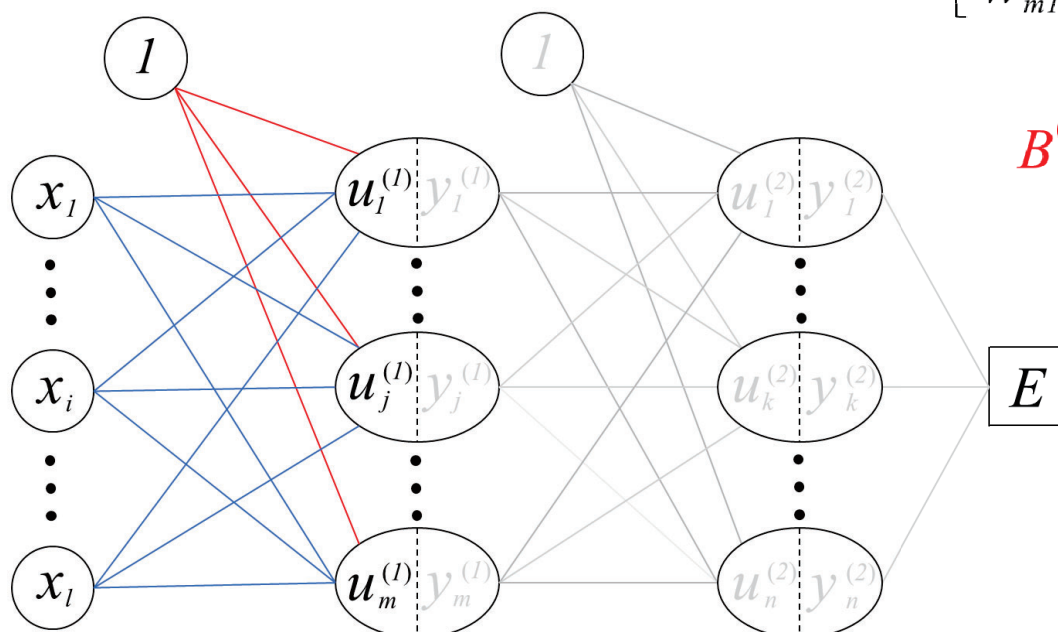
23

の最小化 →

の取得

—— = ? STEP 1 —— = ?

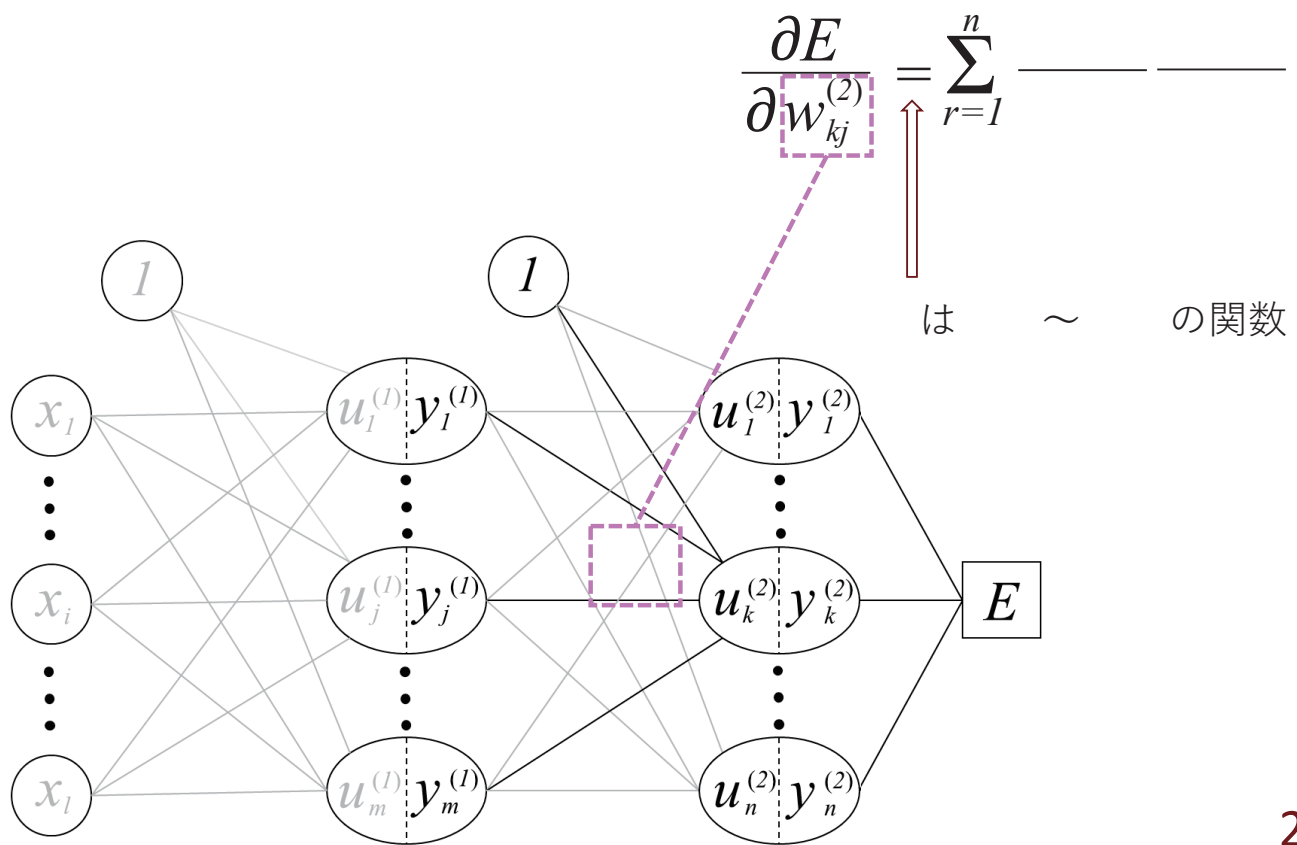
$$W^{(1)} = \begin{bmatrix} w_{1l}^{(1)} & \cdots & w_{1l}^{(1)} \\ \vdots & w_{ji}^{(1)} & \vdots \\ w_{ml}^{(1)} & \cdots & w_{ml}^{(1)} \end{bmatrix}$$



$$B^{(1)} = \begin{bmatrix} b_1^{(1)} \\ \vdots \\ b_m^{(1)} \end{bmatrix}$$

24

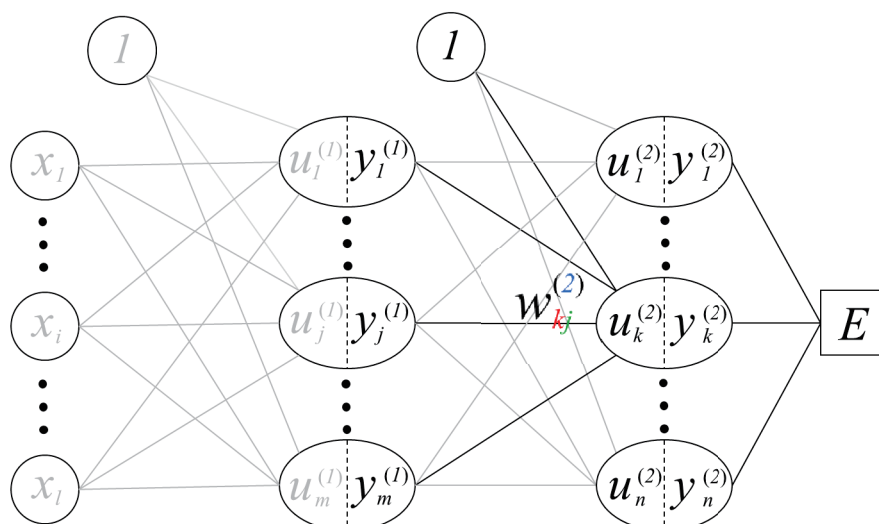
## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める



## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

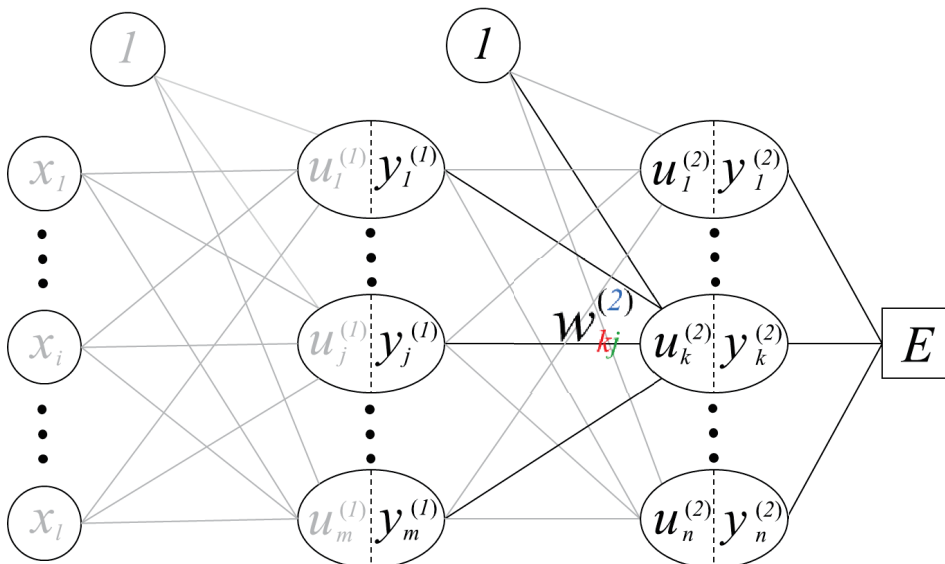
$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}^{(2)}} = \sum_{r=1}^n \text{---} = \text{---} + \sum_{r=1}^n \text{---}$$

の場合 は の関数ではないため は



## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

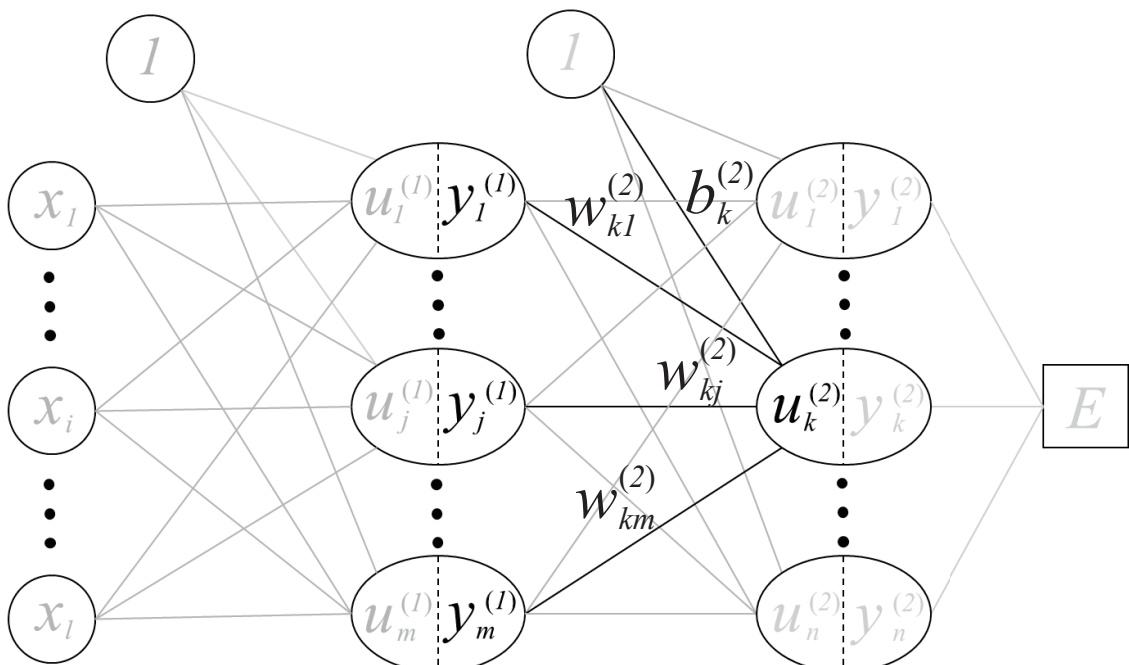
$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}^{(2)}} = \boxed{\phantom{000}} \text{---} = \boxed{\phantom{000}} \text{---}$$



27

## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

$$u_k^{(2)} = \phantom{000} + \dots + \phantom{000} + \dots + \phantom{000} +$$



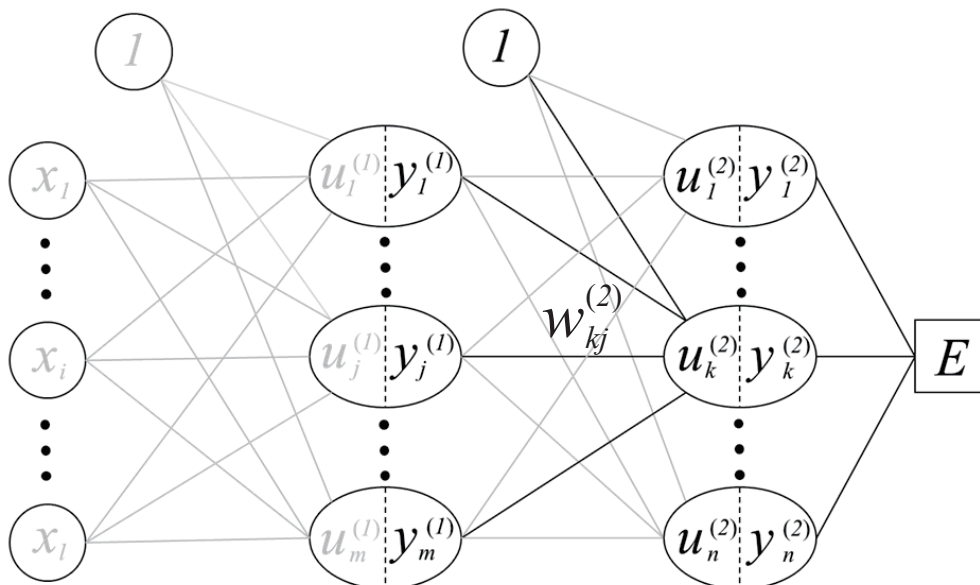
28

## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

$$u_k^{(2)} = \quad + \dots + \quad + \dots + \quad +$$



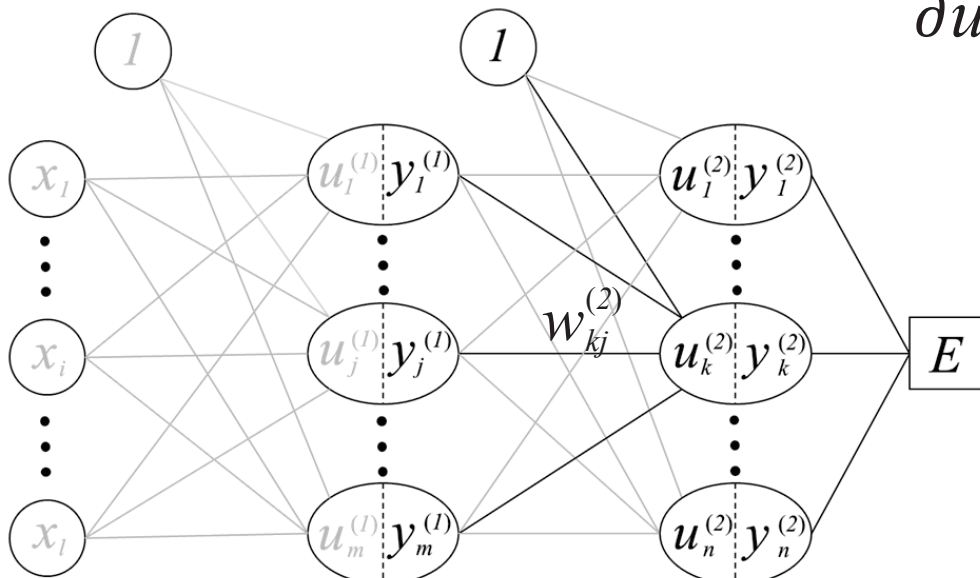
$$\frac{\partial u_k^{(2)}}{\partial w_{kj}^{(2)}} =$$



29

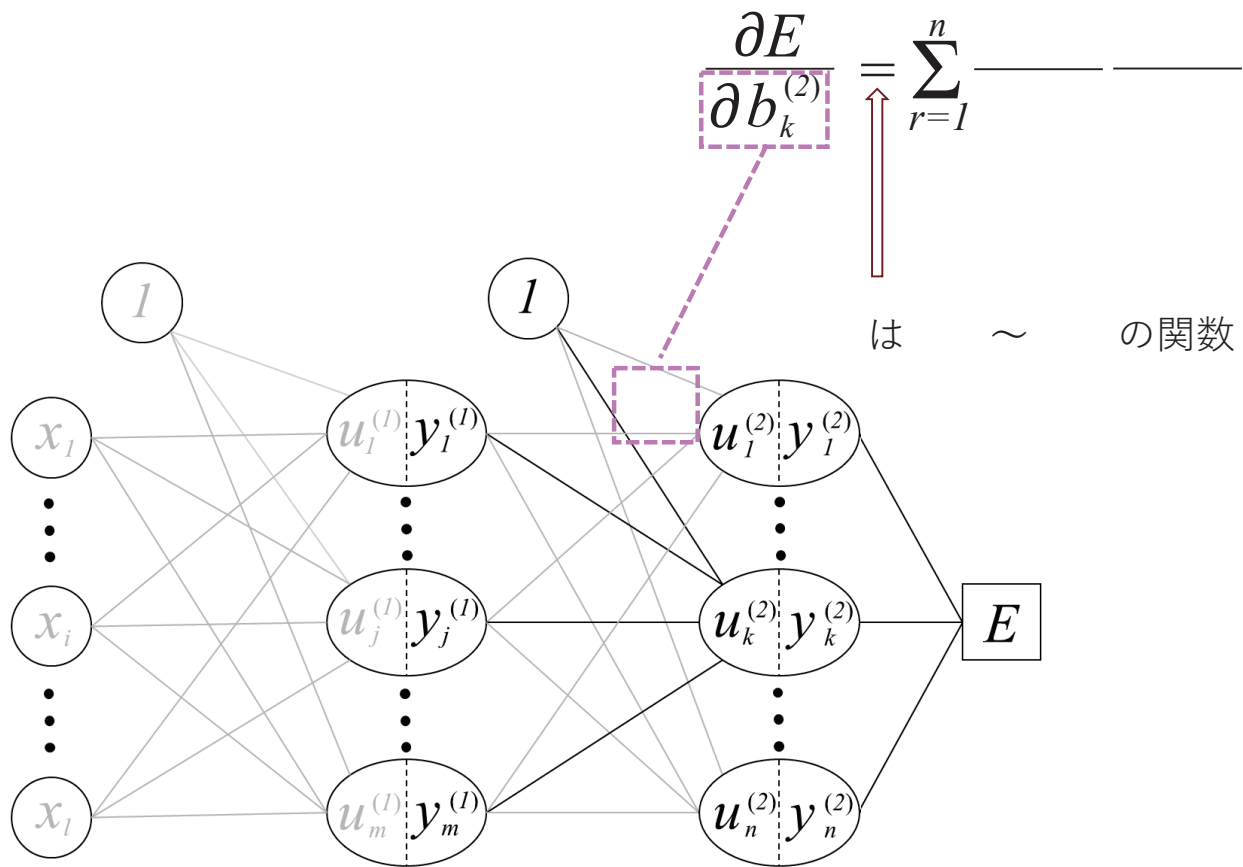
## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}^{(2)}} = \left. \begin{aligned} &\frac{\partial u_k^{(2)}}{\partial w_{kj}^{(2)}} \\ &\frac{\partial u_k^{(2)}}{\partial w_{kj}^{(2)}} = \end{aligned} \right\} \Rightarrow \boxed{\frac{\partial E}{\partial w_{kj}^{(2)}} = \frac{\partial E}{\partial u_k^{(2)}}}$$



30

## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

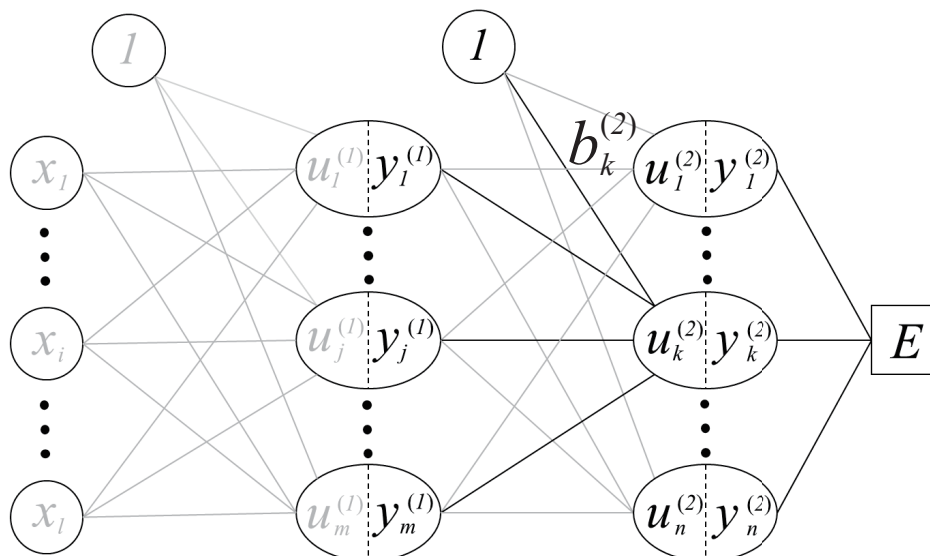


31

## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

$$\frac{\partial E}{\partial b_k^{(2)}} = \sum_{r=1}^n \frac{\partial E}{\partial u_r^{(2)}} \frac{\partial u_r^{(2)}}{\partial b_k^{(2)}} = \frac{\partial E}{\partial u_k^{(2)}} \frac{\partial u_k^{(2)}}{\partial b_k^{(2)}} + \sum_{r \neq k} \frac{\partial E}{\partial u_r^{(2)}} \boxed{\frac{\partial u_r^{(2)}}{\partial b_k^{(2)}}}$$

$r \neq k$  の場合  $u_r^{(2)}$  は  $b_k^{(2)}$  の関数ではないため微分はゼロ

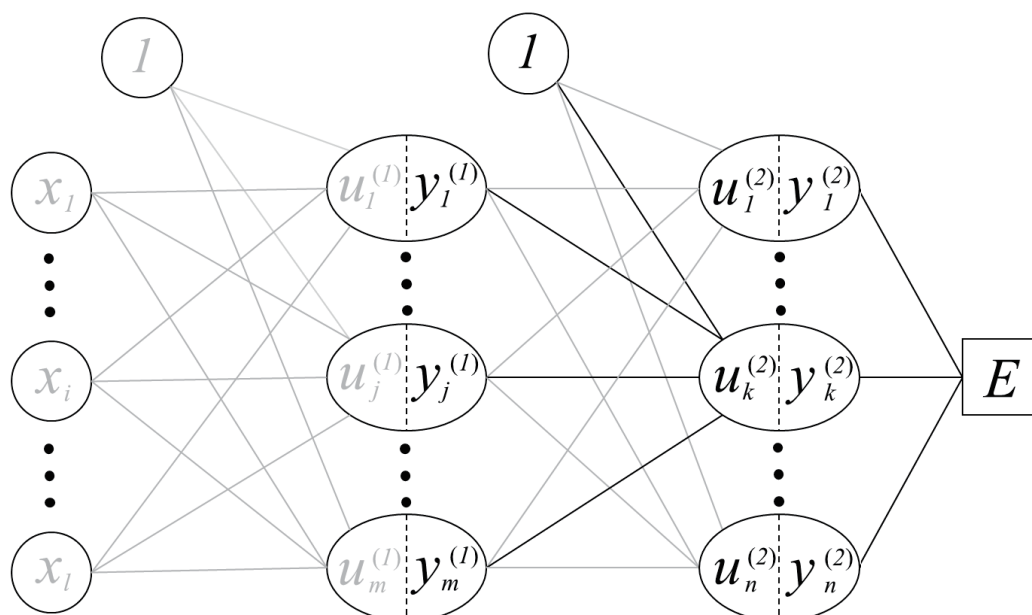


32



## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

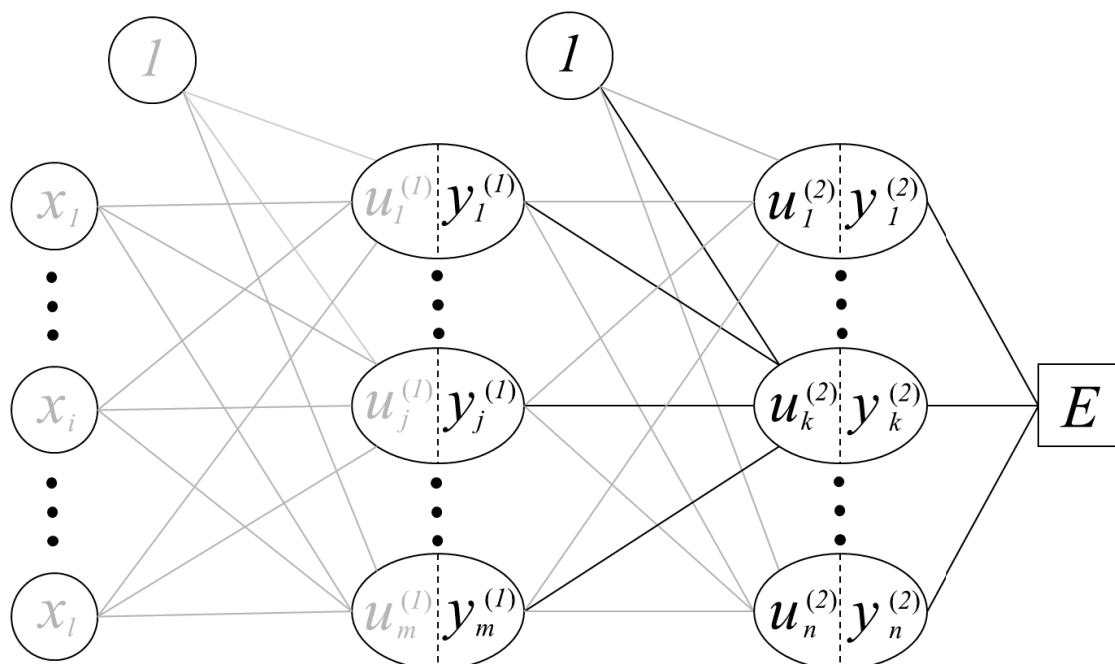
$$\frac{\partial E}{\partial b_k^{(2)}} = \boxed{\phantom{0}} = \boxed{\phantom{0}}$$



33

## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

$$u_k^{(2)} = \phantom{0} + \dots + \phantom{0} + \dots + \phantom{0}$$



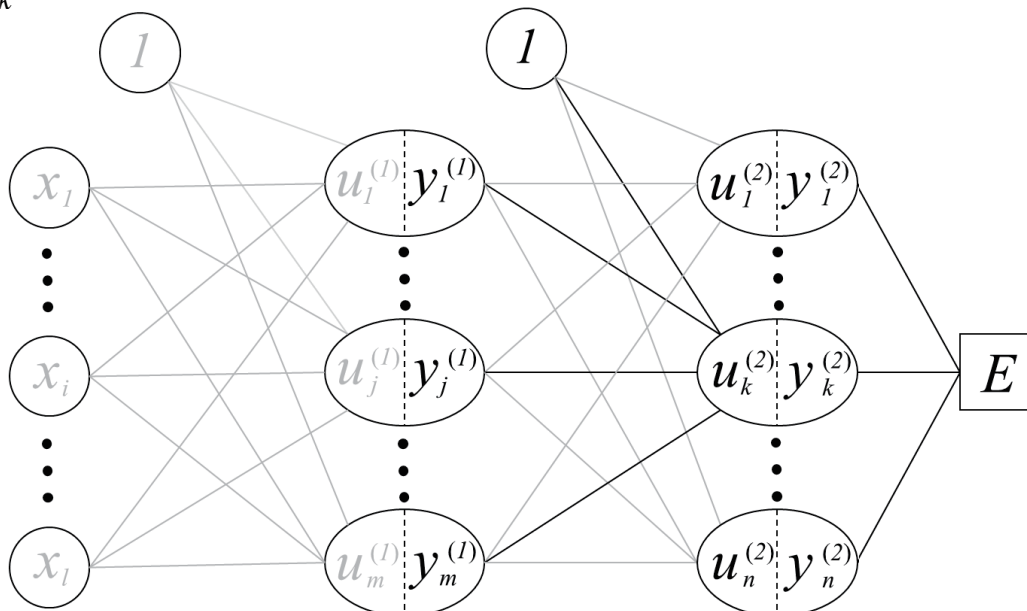
34

## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

$$u_k^{(2)} = \quad + \cdots + \quad + \cdots + \quad +$$



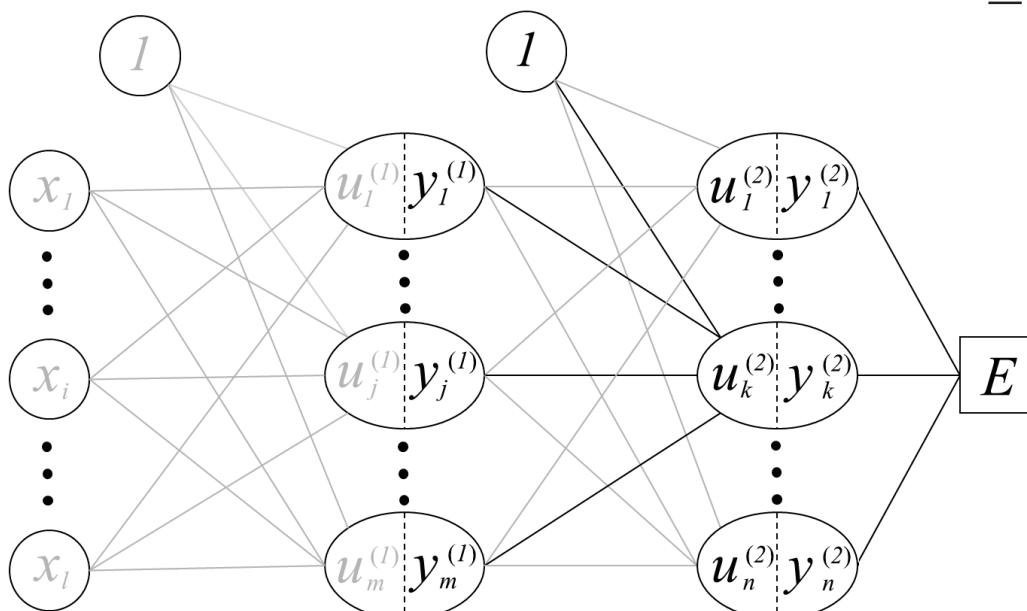
$$\frac{\partial u_k^{(2)}}{\partial b_k^{(2)}} =$$



35

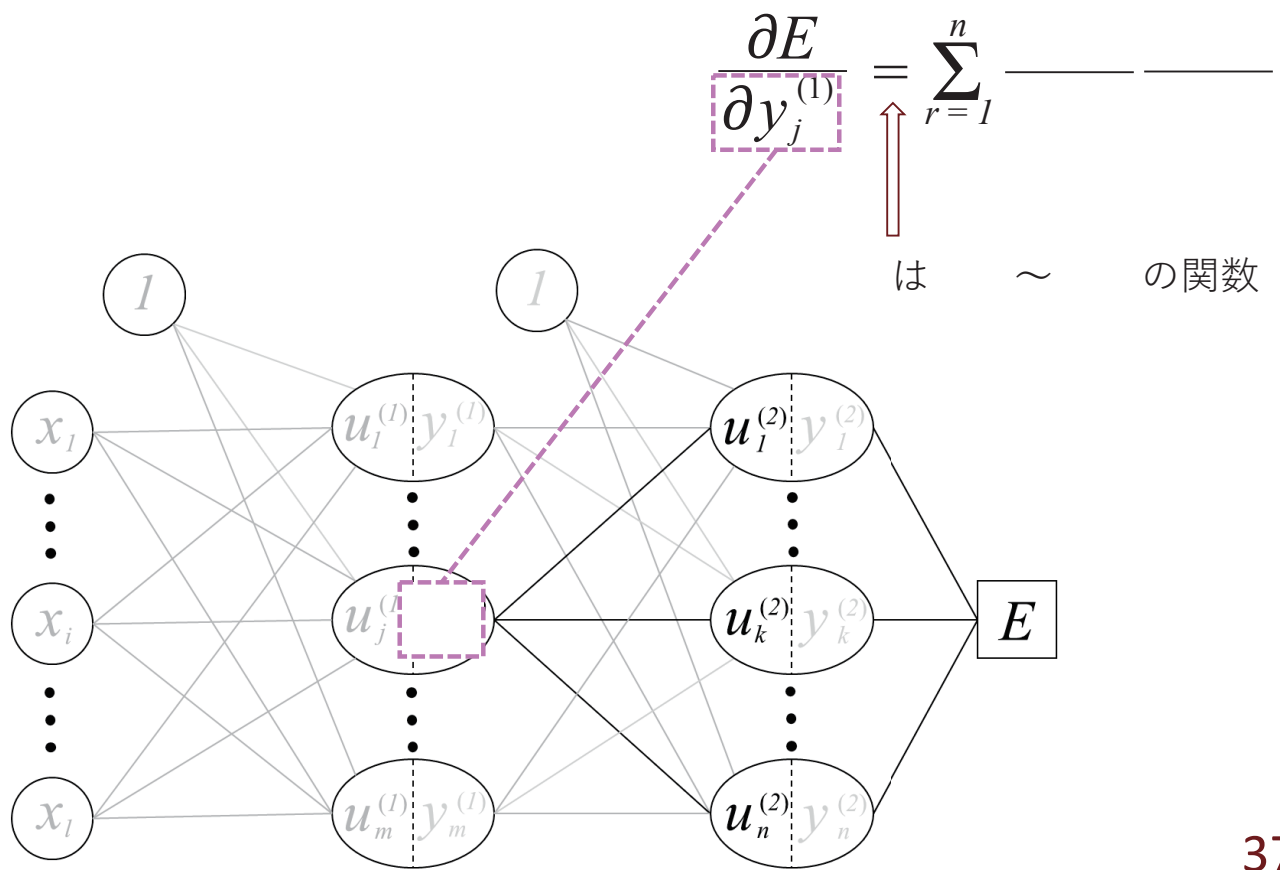
## STEP 1 出力層での対ウェイト勾配を求める

$$\frac{\partial E}{\partial b_k^{(2)}} = \left. \begin{array}{l} \frac{\partial u_k^{(2)}}{\partial b_k^{(2)}} \\ \frac{\partial u_k^{(2)}}{\partial b_k^{(2)}} = \end{array} \right\} \Rightarrow \boxed{\frac{\partial E}{\partial b_k^{(2)}} =} = \frac{\partial E}{\partial u_k^{(2)}}$$



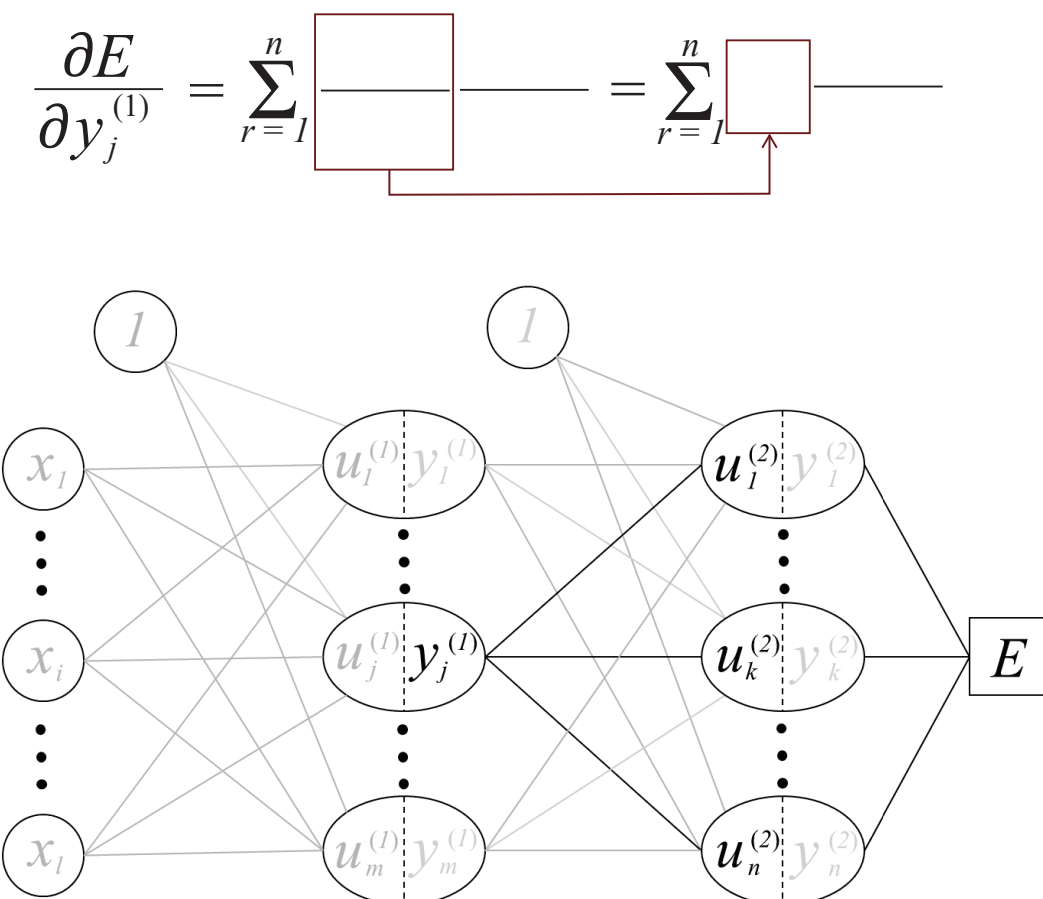
36

## STEP 1.5 出力層での対入力勾配を求める



37

## STEP 1.5 出力層での対入力勾配を求める



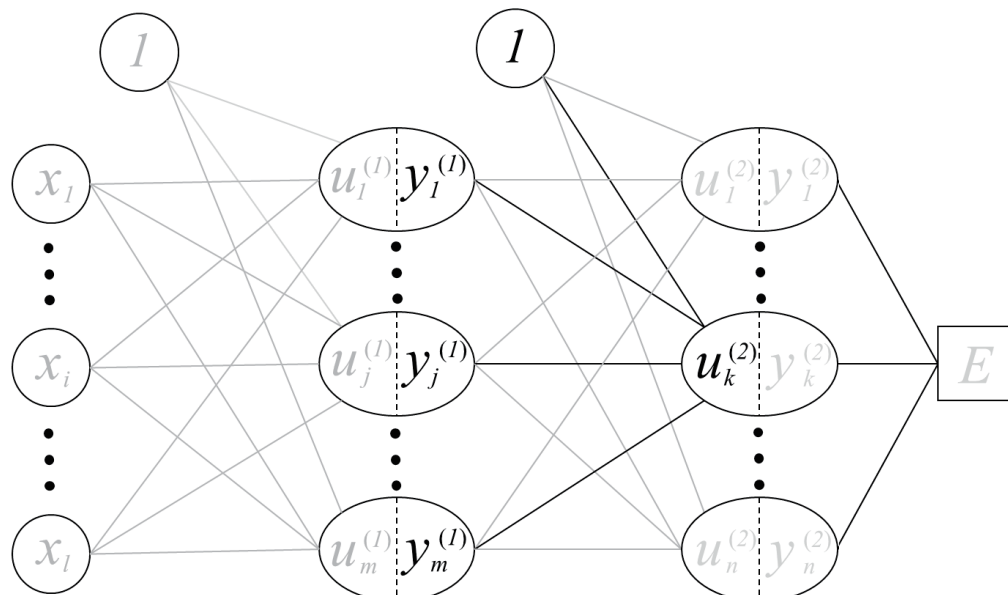
38

## STEP 1.5 出力層での対入力勾配を求める

$$u_k^{(2)} = \quad + \dots + \quad + \dots + \quad +$$



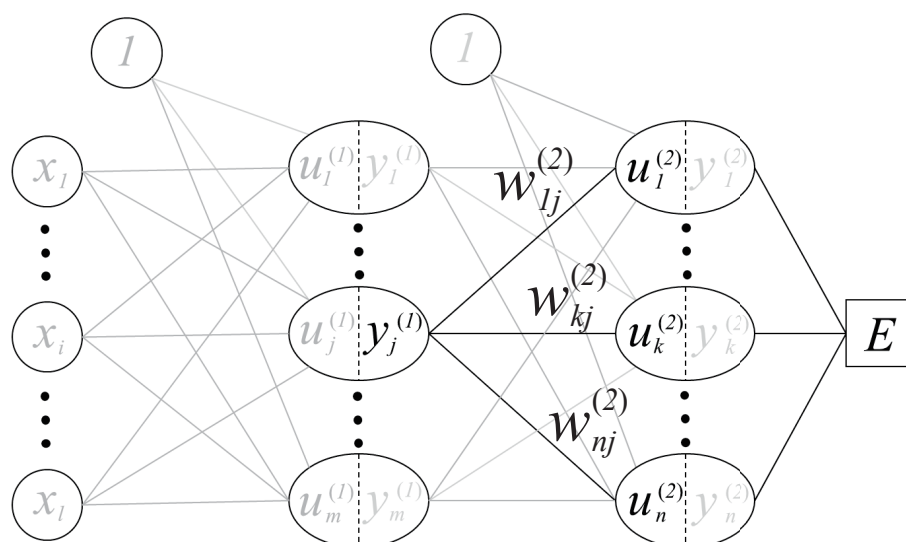
$$\frac{\partial u_r^{(2)}}{\partial y_j^{(1)}} =$$



39

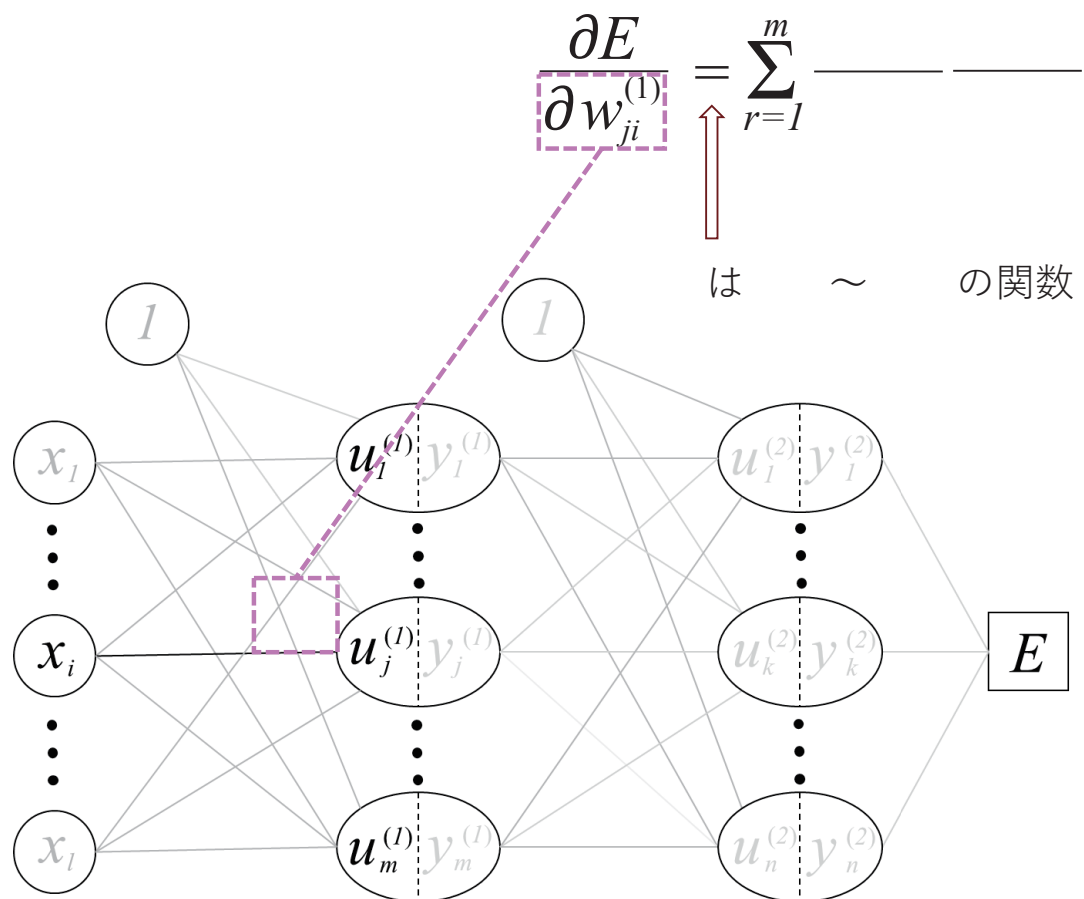
## STEP 1.5 出力層での対入力勾配を求める

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial y_j^{(1)}} &= \sum_{r=1}^n \frac{\partial u_r^{(2)}}{\partial y_j^{(1)}} \\ \frac{\partial u_r^{(2)}}{\partial y_j^{(1)}} &= \end{aligned} \right\} \Rightarrow \boxed{\frac{\partial E}{\partial y_j^{(1)}} = \sum_{r=1}^n \frac{\partial E}{\partial u_r^{(2)}}}$$



40

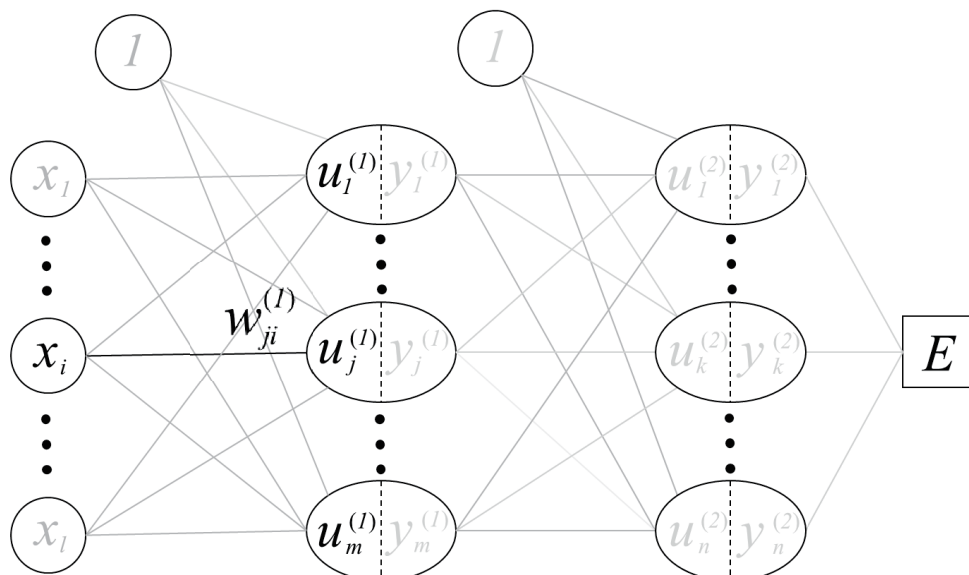
## STEP 2 中間層での対ウェイト勾配を求める



## STEP 2 中間層での対ウェイト勾配を求める

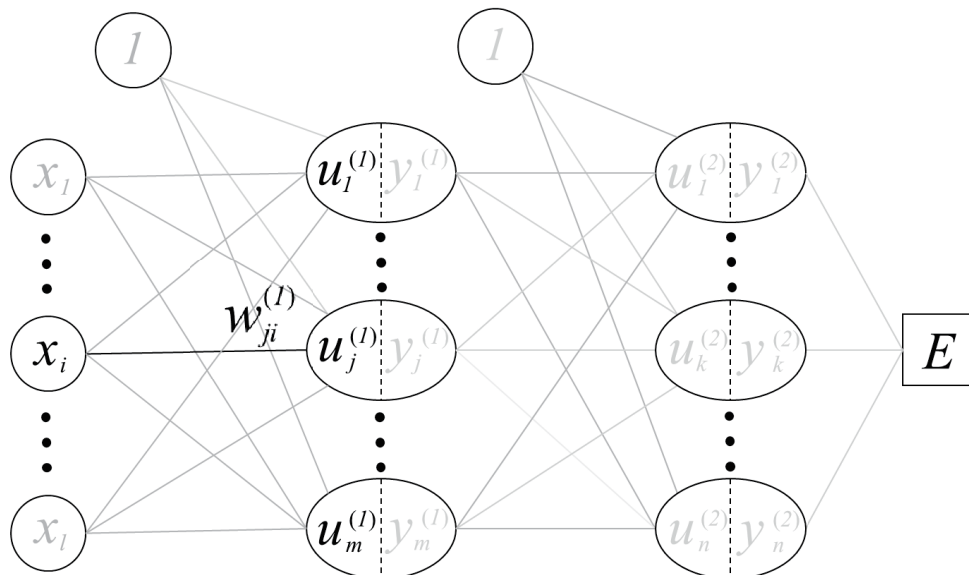
$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{(1)}} = \sum \text{---} = \text{---} + \sum \text{---}$$

の場合      は      の関数ではないため      は



## STEP 2 中間層での対ウェイト勾配を求める

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{(1)}} = \boxed{\phantom{000}} \text{---} = \boxed{\phantom{000}} \text{---}$$



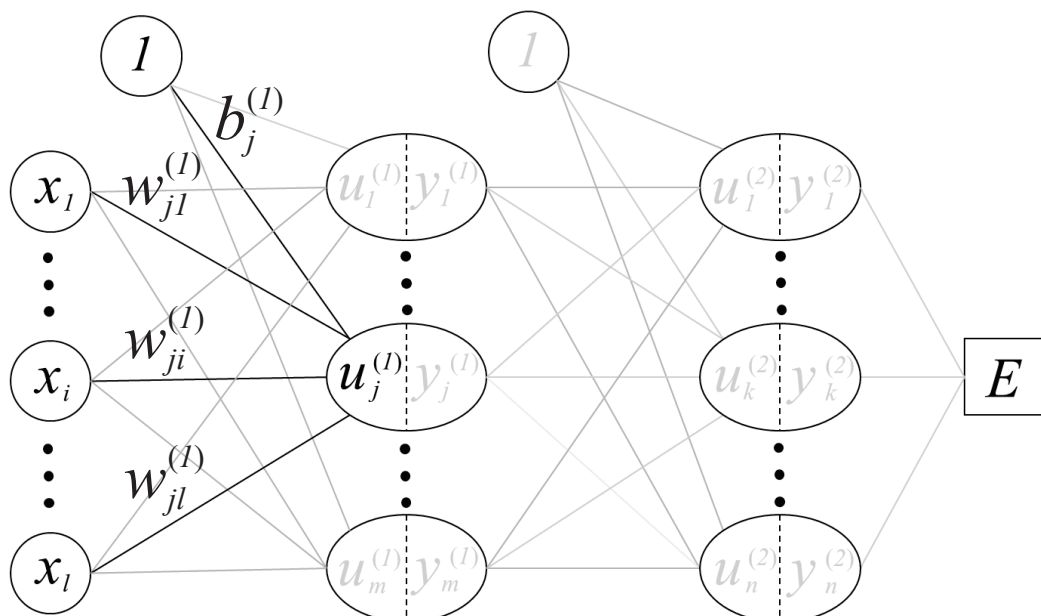
43

## STEP 2 中間層での対ウェイト勾配を求める

$$u_j^{(1)} = \phantom{000} + \cdots + \phantom{000} + \cdots + \phantom{000} +$$

↓

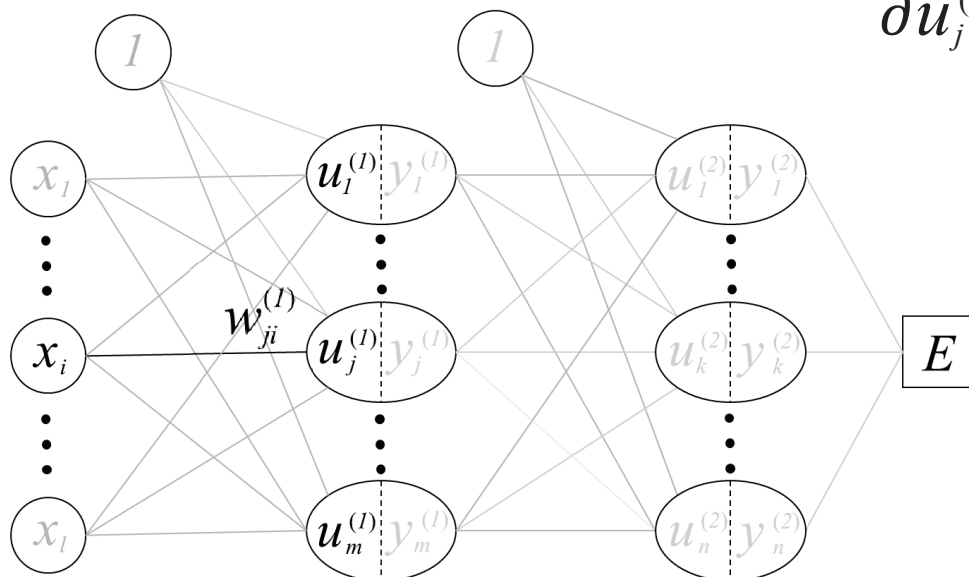
$$\frac{\partial u_j^{(1)}}{\partial w_{ji}^{(1)}} =$$



44

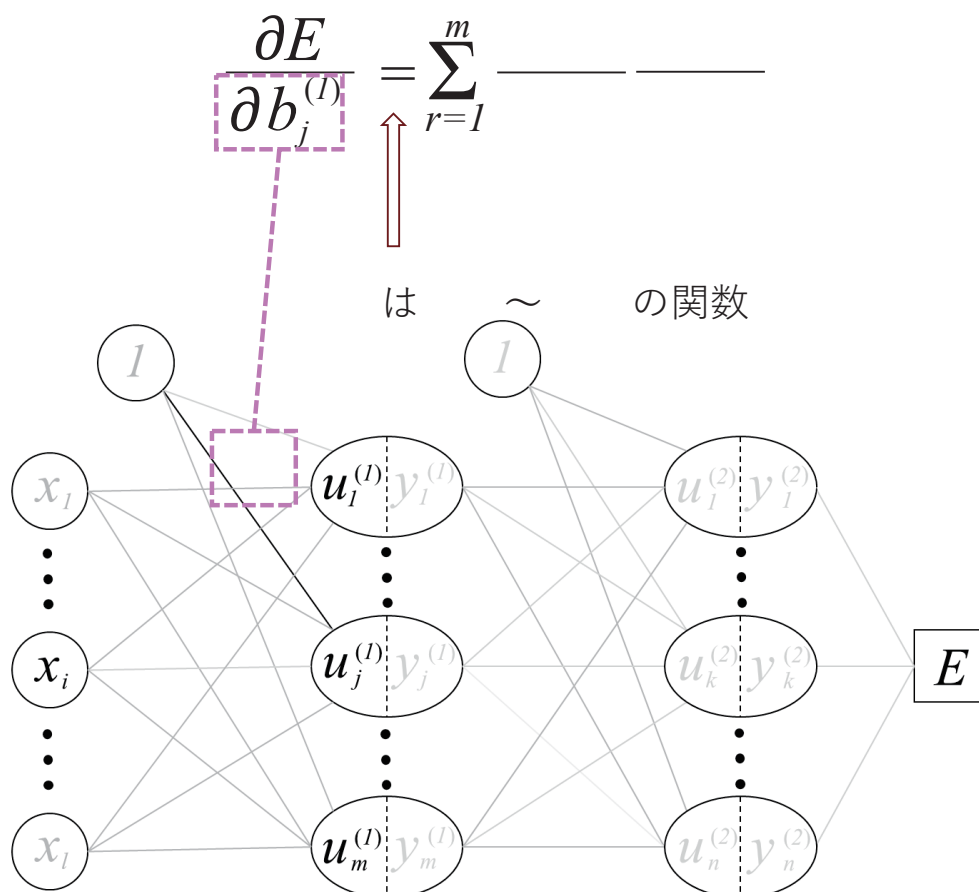
## STEP 2 中間層での対ウェイト勾配を求める

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{(1)}} = \left. \begin{aligned} \frac{\partial u_j^{(1)}}{\partial w_{ji}^{(1)}} \\ \frac{\partial u_j^{(1)}}{\partial w_{ji}^{(1)}} \end{aligned} \right\} \Rightarrow \boxed{\frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{(1)}}} = \frac{\partial E}{\partial u_j^{(1)}}$$



45

## STEP 2 中間層での対ウェイト勾配を求める

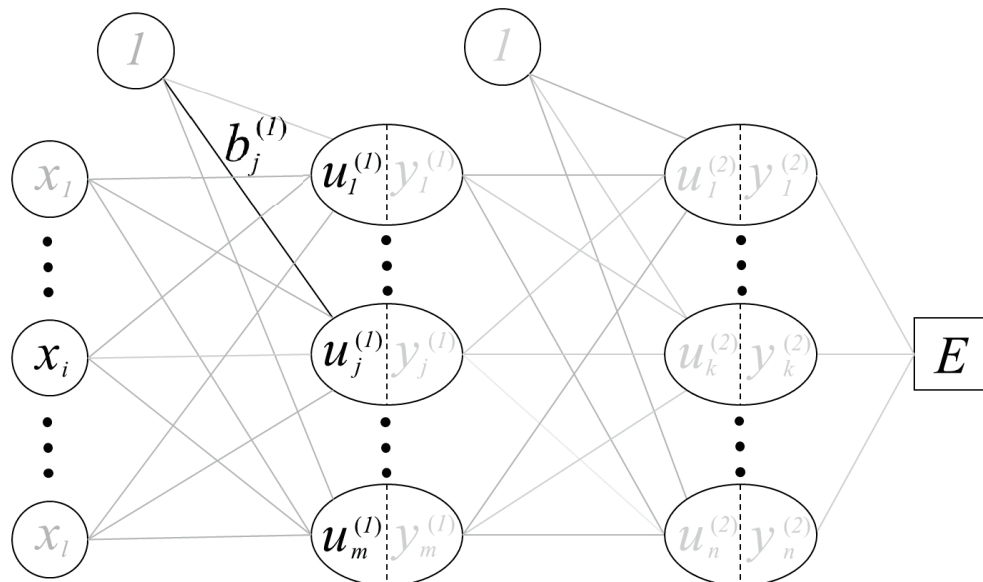


46

## STEP 2 中間層での対バイアス勾配を求める

$$\frac{\partial E}{\partial b_j^{(l)}} = \sum^m \text{---} = \text{---} + \sum^m \text{---}$$

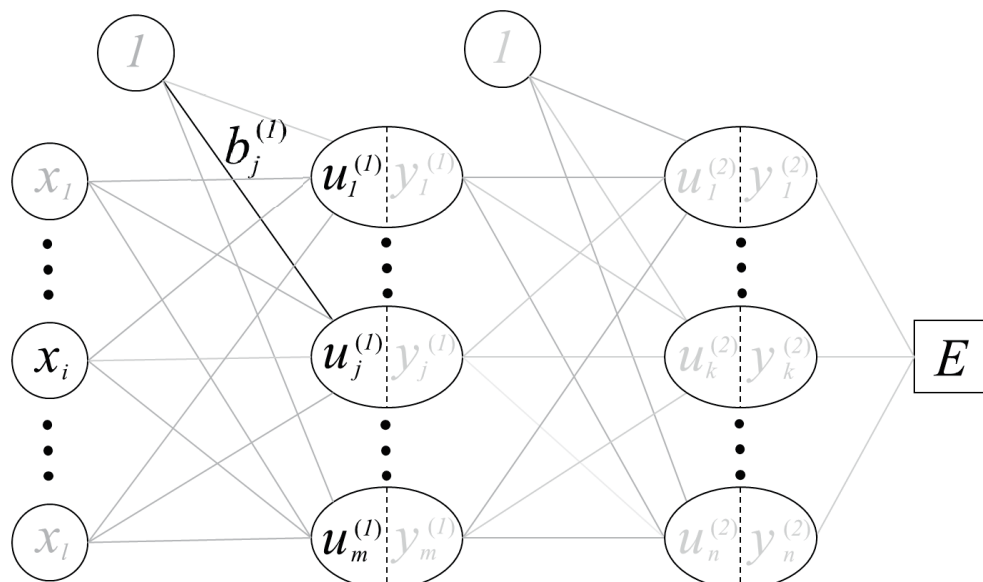
の場合 は の関数ではないため は



47

## STEP 2 中間層での対バイアス勾配を求める

$$\frac{\partial E}{\partial b_j^{(l)}} = \text{---} = \text{---}$$



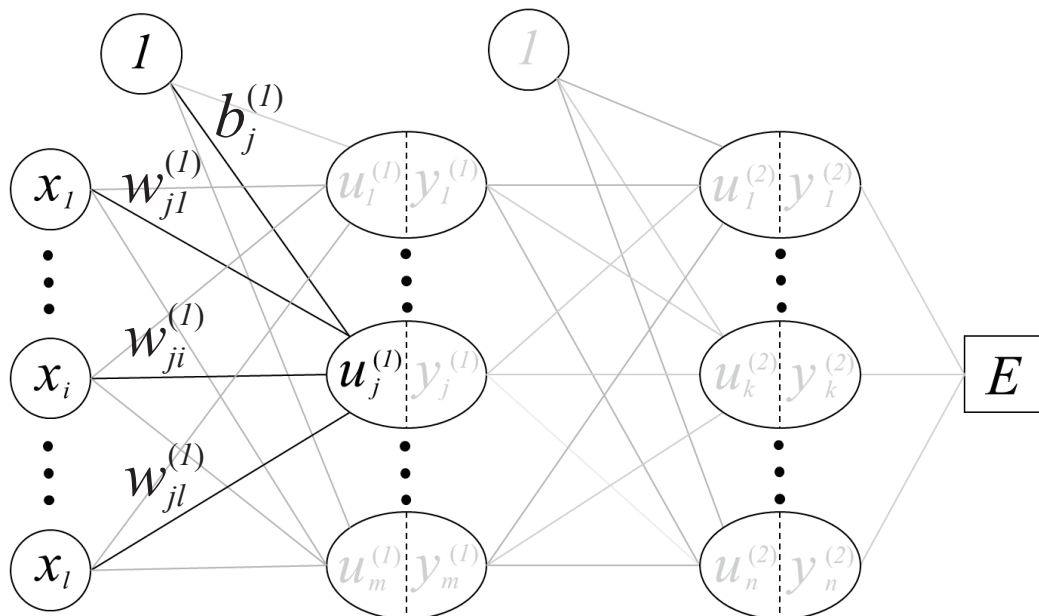
48



## STEP 2 中間層での対バイアス勾配を求める

$$u_j^{(1)} = \dots + \dots +$$

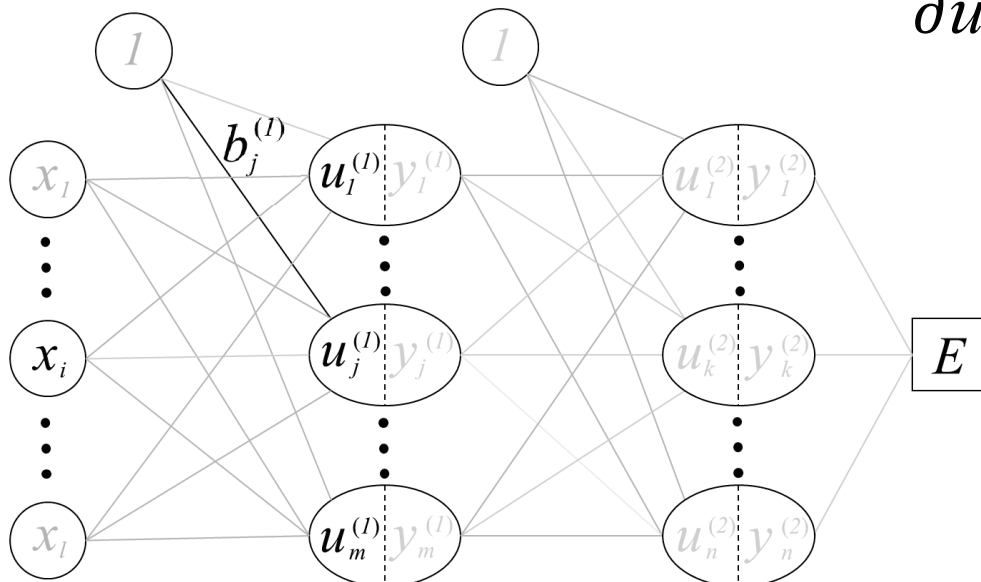
$$\frac{\partial u_j^{(1)}}{\partial b_j^{(1)}} =$$



49

## STEP 2 中間層での対バイアス勾配を求める

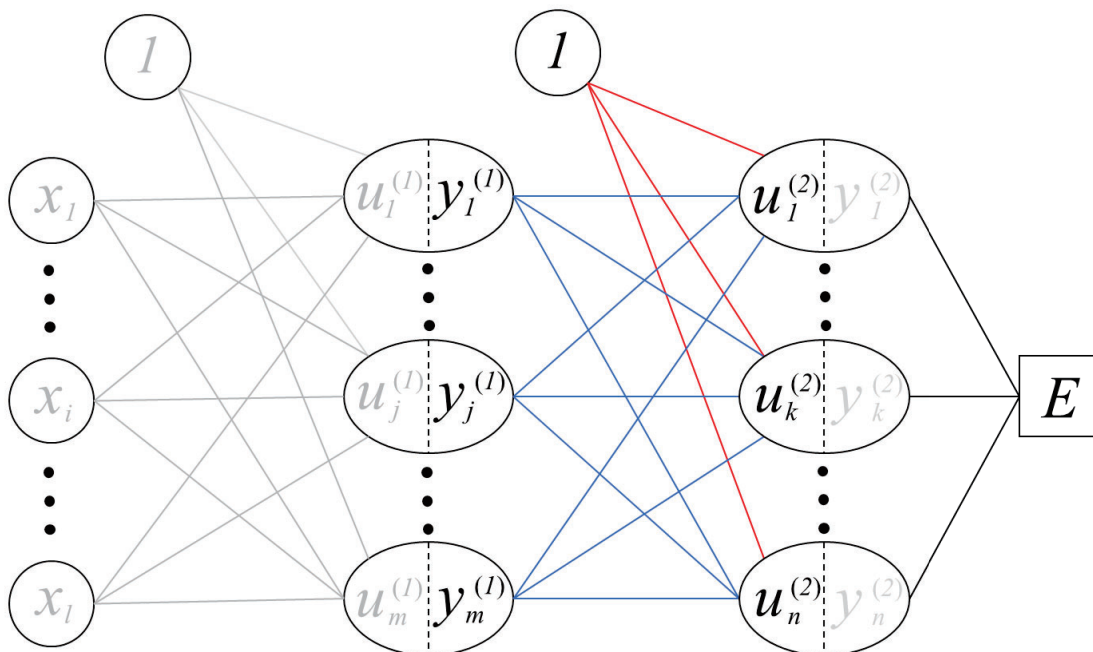
$$\frac{\partial E}{\partial b_j^{(1)}} = \frac{\partial u_j^{(1)}}{\partial b_j^{(1)}} \left\{ \frac{\partial u_j^{(1)}}{\partial b_j^{(1)}} = \right\} \Rightarrow \frac{\partial E}{\partial b_j^{(1)}} = \frac{\partial E}{\partial u_j^{(1)}}$$



50

## 対パラメータ勾配のデルタ表現 出力層

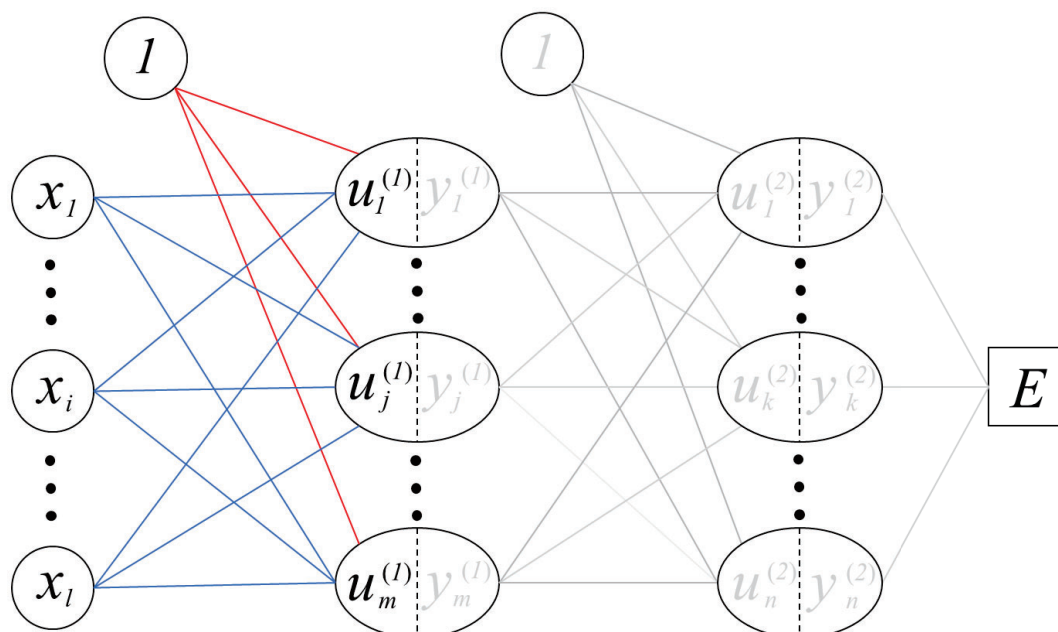
$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{W}^{(2)}} = \begin{pmatrix} \quad \end{pmatrix}_{\times} \quad \frac{\partial E}{\partial \mathbf{B}^{(2)}} = \begin{pmatrix} \quad \end{pmatrix}_{\times}$$



51

## 対パラメータ勾配のデルタ表現 中間層


$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{W}^{(1)}} = \begin{pmatrix} \quad \end{pmatrix}_{\times} \quad \frac{\partial E}{\partial \mathbf{B}^{(1)}} = \begin{pmatrix} \quad \end{pmatrix}_{\times}$$

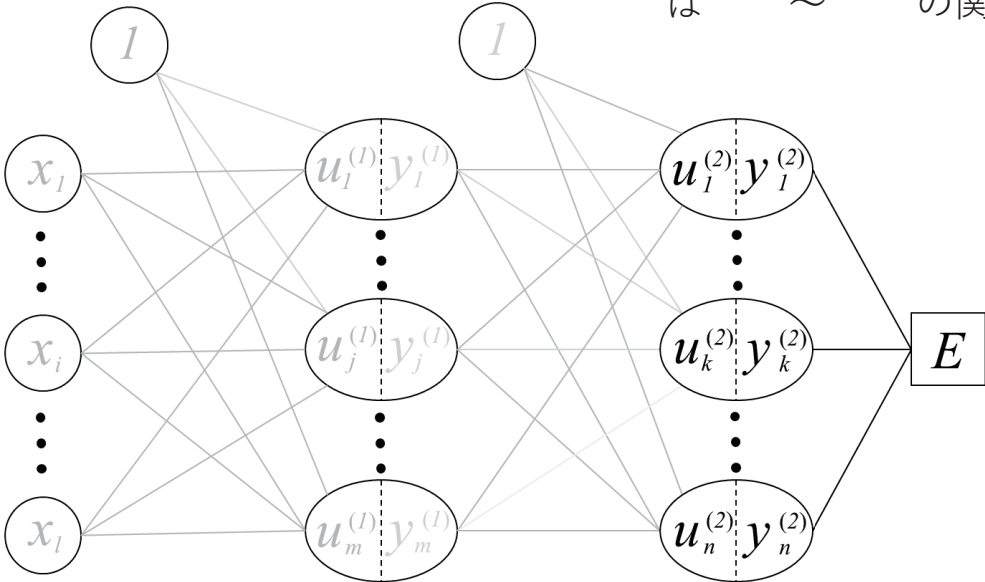


52

# 出力層デルタ

$$\delta_k^{(2)} = \frac{\partial E}{\partial u_k^{(2)}} = \sum_{r=1}^n \text{-----}$$

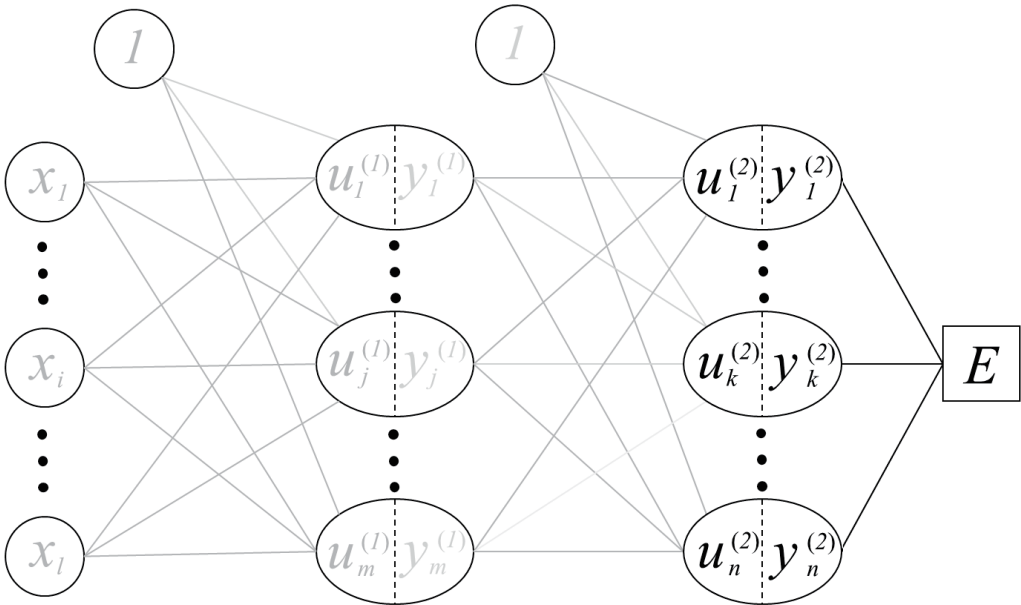

 は    ~    の関数



53

# 出力層デルタ

$$\delta_k^{(2)} = \text{-----} + \sum^n \text{-----}$$



54

## 出力層デルタ： 問題の場合

関数

$$E = \sum_{r=1}^n \frac{1}{2} (y_r^{(2)} - d_r)^2$$

関数

$$y_k^{(2)} = h^{(2)}(u_k^{(2)}) = u_k^{(2)}$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_k^{(2)}} \frac{\partial y_k^{(2)}}{\partial u_k^{(2)}} = \left[ \quad \right] \times \left[ \quad \right] =$$

$$\sum \frac{\partial E}{\partial y_r^{(2)}} \frac{\partial y_r^{(2)}}{\partial u_k^{(2)}} = \sum \text{---} \times \left[ \quad \right] =$$

$$\delta_k^{(2)} =$$

55

## 出力層デルタ： 分類問題の場合

関数

$$E = \sum_{r=1}^n \left[ -d_r \log(y_r^{(2)}) \right]$$

関数

$$y_k^{(2)} = h^{(2)}(u_k^{(2)}) = \frac{\exp(u_k^{(2)})}{\sum_{r=1}^n \exp(u_r^{(2)})}$$

計算のヒント  
次のスライド

$$\frac{\partial E}{\partial y_k^{(2)}} \frac{\partial y_k^{(2)}}{\partial u_k^{(2)}} = \left[ \quad \right] \times \left[ \quad \right] =$$

56

$$\frac{\partial}{\partial u_k^{(2)}} \left[ \frac{\exp(u_k^{(2)})}{\sum_{r=1}^n \exp(u_r^{(2)})} \right]$$

$$= \left[ \begin{array}{c} \phantom{\frac{\partial}{\partial u_k^{(2)}}} \\ \phantom{\frac{\partial}{\partial u_k^{(2)}}} \end{array} \right] \Rightarrow$$

$$+ \left[ \begin{array}{c} \phantom{\frac{\partial}{\partial u_k^{(2)}}} \\ \phantom{\frac{\partial}{\partial u_k^{(2)}}} \end{array} \right] \Rightarrow$$

57

出力層デルタ： 問題の場合

$$E = \sum_{r=1}^n \left[ -d_r \log(y_r^{(2)}) \right]$$

$$y_k^{(2)} = h^{(2)}(u_k^{(2)}) = \frac{\exp(u_k^{(2)})}{\sum_{r=1}^n \exp(u_r^{(2)})}$$

$$\sum_{r=1}^n \frac{\partial E}{\partial y_r^{(2)}} \frac{\partial y_r^{(2)}}{\partial u_k^{(2)}} = \sum_{r=1}^n \left( \boxed{\phantom{\frac{\partial E}{\partial y_r^{(2)}}}} \times \boxed{\phantom{\frac{\partial y_r^{(2)}}{\partial u_k^{(2)}}}} \right) =$$

58

## 出力層デルタ： 問題の場合

$$\delta_k^{(2)} = \frac{\partial E}{\partial y_k^{(2)}} \frac{\partial y_k^{(2)}}{\partial u_k^{(2)}} + \sum_{r \neq k}^n \frac{\partial E}{\partial y_r^{(2)}} \frac{\partial y_r^{(2)}}{\partial u_k^{(2)}}$$

= +

=

$$\delta_k^{(2)} =$$

• 回帰問題と同じ式

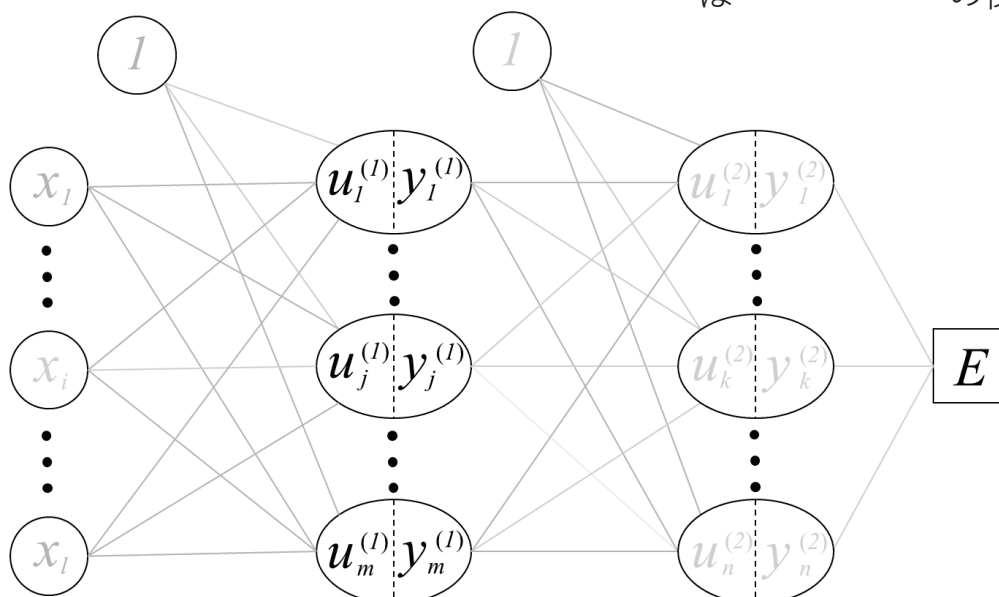
59

## 中間層デルタ

$$\delta_j^{(l)} = \frac{\partial E}{\partial u_j^{(l)}} = \sum_{r=1}^m \text{---} \text{---}$$



は ~ の関数



60

## 中間層デルタ

$$\delta_j^{(l)} = \text{---} + \sum^m \text{---} \boxed{\text{---}}$$

の場合  
は の関数  
ではないため

■ 活性化関数がシグモイド関数の場合

$$y_j^{(l)} = h^{(l)}(u_j^{(l)}) = \frac{1}{1 + \exp(-u_j^{(l)})}$$

■ 活性化関数がReLU関数の場合

$$y_j^{(l)} = h^{(l)}(u_j^{(l)}) = \begin{cases} u_j^{(l)} & \text{if } u_j^{(l)} \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

は だけの関数

61

## 中間層デルタ

$$\delta_j^{(l)} = \frac{\partial E}{\partial y_j^{(l)}} \frac{\partial y_j^{(l)}}{\partial u_j^{(l)}} = \boxed{\text{---}} \frac{\partial y_j^{(l)}}{\partial u_j^{(l)}}$$

STEP 1.5

を求めるには を先に算出しておく必要あり

62

## 中間層デルタ：回帰問題と分類問題共通

■活性化関数が

関数の場合

$$y_j^{(l)} = h^{(l)}(u_j^{(l)}) = \frac{1}{1 + \exp(-u_j^{(l)})}$$

$$\frac{\partial y_j^{(l)}}{\partial u_j^{(l)}} =$$

$$\delta_j^{(l)} = \begin{pmatrix} \phantom{0} \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} \phantom{0} \end{pmatrix}$$

63

## 中間層デルタ：回帰問題と分類問題共通

■活性化関数が

関数の場合

$$y_j^{(l)} = h^{(l)}(u_j^{(l)}) = \begin{cases} u_j^{(l)} & \text{if } u_j^{(l)} \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\frac{\partial y_j^{(l)}}{\partial u_j^{(l)}} = \begin{cases} 1 & \text{if } u_j^{(l)} \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$u_j^{(l)} \geq 0$  の場合

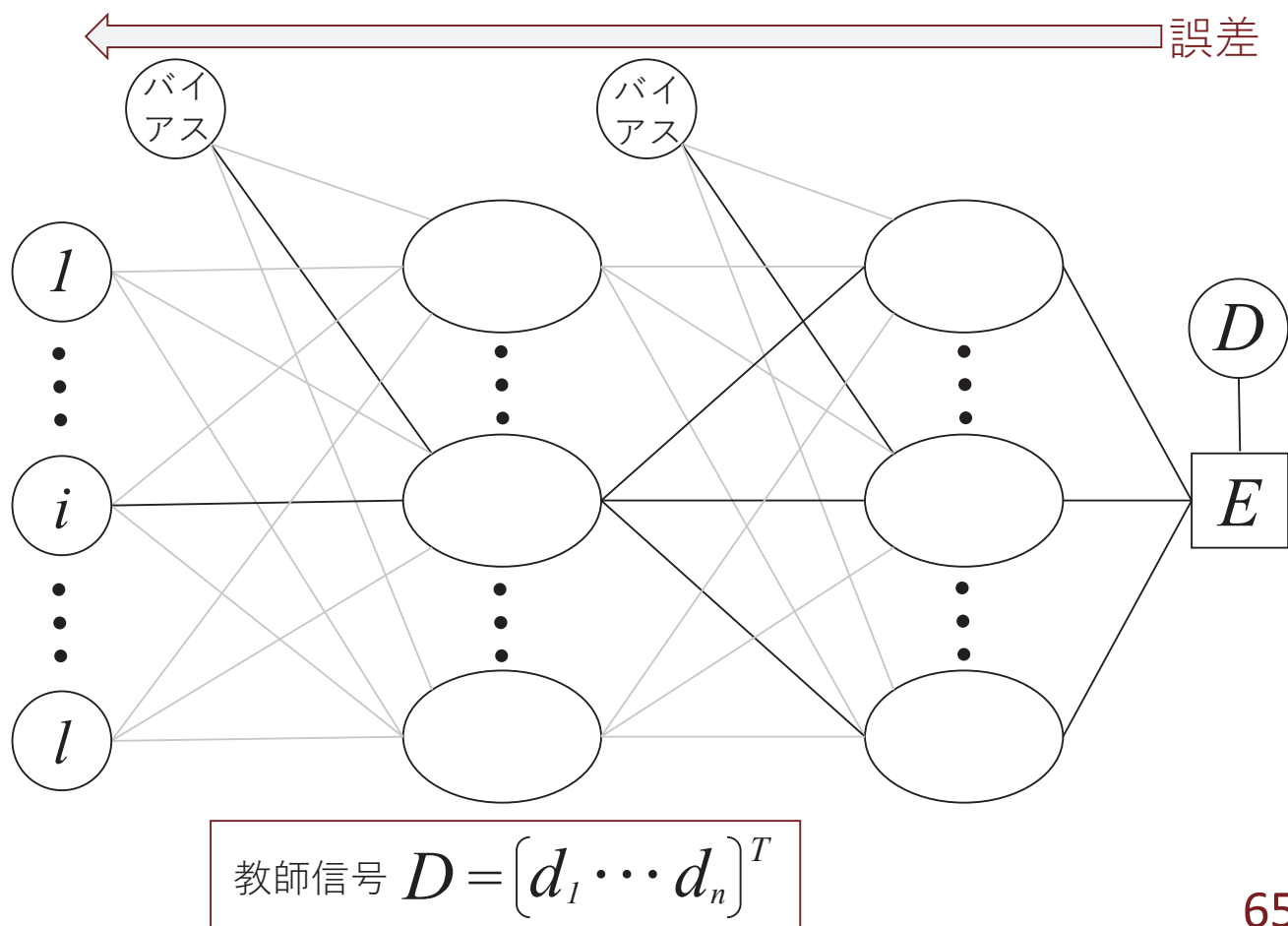
$$\delta_j^{(l)} =$$

$u_j^{(l)} < 0$  の場合

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

64





65

まとめ 対パラメータ勾配の計算：出力層

$$\frac{\partial E}{\partial W^{(2)}} = \left[ \delta_k^{(2)} y_j^{(l)} \right]_{n \times m}$$



$$\frac{\partial E}{\partial W^{(2)}} = \left[ \right]_{n \times m}$$

$$\frac{\partial E}{\partial B^{(2)}} = \left[ \delta_k^{(2)} \right]_{n \times 1}$$



$$\frac{\partial E}{\partial B^{(2)}} = \left[ \right]_{n \times 1}$$

66

## 中間層 ( $h^{(l)}(\cdot)$ : シグモイド関数)

$$\frac{\partial E}{\partial W^{(l)}} = \left[ \delta_j^{(l)} x_i \right]_{m \times l} = \left[ \left( \sum_{r=1}^n \delta_r^{(2)} w_{rj}^{(2)} \right) y_j^{(l)} (1 - y_j^{(l)}) x_i \right]_{m \times l}$$



$$\frac{\partial E}{\partial W^{(l)}} = \left[ \left( \sum_{r=1}^n \delta_r^{(2)} w_{rj}^{(2)} \right) y_j^{(l)} (1 - y_j^{(l)}) x_i \right]_{m \times l}$$

$$\frac{\partial E}{\partial B^{(l)}} = \left[ \delta_j^{(l)} \right]_{m \times l}$$



$$\frac{\partial E}{\partial B^{(l)}} = \left[ \delta_j^{(l)} y_j^{(l)} (1 - y_j^{(l)}) \right]_{m \times l}$$

67

## 中間層 ( $h^{(l)}(\cdot)$ : ReLU関数)

$u_j^{(l)} \geq 0$  の場合

$$\frac{\partial E}{\partial W^{(l)}} = \left[ \delta_j^{(l)} x_i \right]_{m \times l} = \left[ \left( \sum_{r=1}^n \delta_r^{(2)} w_{rj}^{(2)} \right) x_i \right]_{m \times l}$$



$$\frac{\partial E}{\partial W^{(l)}} = \left[ \left( \sum_{r=1}^n \delta_r^{(2)} w_{rj}^{(2)} \right) x_i \right]_{m \times l}$$

$$\frac{\partial E}{\partial B^{(l)}} = \left[ \delta_j^{(l)} \right]_{m \times l}$$



$$\frac{\partial E}{\partial B^{(l)}} = \left[ \delta_j^{(l)} \right]_{m \times l}$$

68

$$\frac{\partial E}{\partial W^{(l)}} = \left[ \delta_j^{(l)} x_i \right]_{m \times l}$$



$$\frac{\partial E}{\partial W^{(l)}} = \begin{bmatrix} & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}_{m \times l}$$

$$\frac{\partial E}{\partial B^{(l)}} = \left[ \delta_j^{(l)} \right]_{m \times 1}$$



$$\frac{\partial E}{\partial B^{(l)}} = \begin{bmatrix} & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}_{m \times 1}$$

69

## BPNNにおける信号の計算：シンボルの定義

$t$ ： のイタレーション

$$X = \begin{bmatrix} x \\ \vdots \\ x \end{bmatrix} \quad U^{(l)}[t] = \begin{bmatrix} u^{(l)}[t] \\ \vdots \\ u^{(l)}[t] \end{bmatrix} \quad Y^{(l)}[t] = \begin{bmatrix} y^{(l)}[t] \\ \vdots \\ y^{(l)}[t] \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} d \\ \vdots \\ d \end{bmatrix} \quad U^{(2)}[t] = \begin{bmatrix} u^{(2)}[t] \\ \vdots \\ u^{(2)}[t] \end{bmatrix} \quad Y^{(2)}[t] = \begin{bmatrix} y^{(2)}[t] \\ \vdots \\ y^{(2)}[t] \end{bmatrix}$$

70

## BPNNにおける信号の計算：シンボルの定義

---

$$W^{(l)}[t] = \begin{bmatrix} w^{(l)}[t] & \cdots & w^{(l)}[t] \\ \vdots & w^{(l)}[t] & \vdots \\ w^{(l)}[t] & \cdots & w^{(l)}[t] \end{bmatrix} \quad B^{(l)}[t] = \begin{bmatrix} b^{(l)}[t] \\ \vdots \\ b^{(l)}[t] \end{bmatrix}$$

$$W^{(2)}[t] = \begin{bmatrix} w^{(2)}[t] & \cdots & w^{(2)}[t] \\ \vdots & w^{(2)}[t] & \vdots \\ w^{(2)}[t] & \cdots & w^{(2)}[t] \end{bmatrix} \quad B^{(2)}[t] = \begin{bmatrix} b^{(2)}[t] \\ \vdots \\ b^{(2)}[t] \end{bmatrix}$$

71

## BPNNにおける信号の計算：順伝搬

---

$$U^{(l)}[t] = W^{(l)}[t] X + B^{(l)}[t]$$

$$\begin{bmatrix} u^{(l)}[t] \\ \vdots \\ u^{(l)}[t] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w^{(l)}[t] & \cdots & w^{(l)}[t] \\ \vdots & w^{(l)}[t] & \vdots \\ w^{(l)}[t] & \cdots & w^{(l)}[t] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \vdots \\ x \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b^{(l)}[t] \\ \vdots \\ b^{(l)}[t] \end{bmatrix}$$

$$Y^{(l)}[t] = h^{(1)}(U^{(l)}[t])$$

$$\begin{bmatrix} y^{(l)}[t] \\ \vdots \\ y^{(l)}[t] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h^{(1)}(u^{(l)}[t]) \\ \vdots \\ h^{(1)}(u^{(l)}[t]) \end{bmatrix}$$

72

## BPNNにおける信号の計算：順伝搬

$$U^{(2)}[t] = W^{(2)}[t]Y^{(1)}[t] + B^{(2)}[t] \quad \text{出力層ノードへの入力信号}$$

$$\begin{bmatrix} u^{(2)}[t] \\ \vdots \\ u^{(2)}[t] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w^{(2)}[t] & \cdots & w^{(2)}[t] \\ \vdots & w^{(2)}[t] & \vdots \\ w^{(2)}[t] & \cdots & w^{(2)}[t] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y^{(1)}[t] \\ \vdots \\ y^{(1)}[t] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b^{(2)}[t] \\ \vdots \\ b^{(2)}[t] \end{bmatrix}$$

$$Y^{(2)}[t] = h^{(2)}(U^{(2)}[t]) \quad \text{出力層ノードからの出力信号}$$

$$\begin{bmatrix} y^{(2)}[t] \\ \vdots \\ y^{(2)}[t] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h^{(2)}(u^{(2)}[t]) \\ \vdots \\ h^{(2)}(u^{(2)}[t]) \end{bmatrix}$$

73

## BPNNにおける信号の計算：順伝搬

$$E[t] = f(Y^{(2)}[t], D) \quad \text{学習誤差の計算}$$

■ 回帰問題の場合

$$E[t] = \sum_{r=1}^n \frac{1}{2} \left( \quad \right)^2$$

■ 分類問題の場合

$$E[t] = \sum_{r=1}^n \left( \quad \right)$$

74

## BPNNにおける信号の計算：逆伝搬

$$W^{(2)}[t+1] = W^{(2)}[t] - \eta^2 \frac{\partial E[t]}{\partial W^{(2)}}$$

$$\frac{\partial E[t]}{\partial W^{(2)}} = \left( \begin{array}{c} \phantom{0} \end{array} \right) \times$$

$$B^{(2)}[t+1] = B^{(2)}[t] - \eta^2 \frac{\partial E[t]}{\partial B^{(2)}}$$

$$\frac{\partial E[t]}{\partial B^{(2)}} = \left( \begin{array}{c} \phantom{0} \end{array} \right) \times$$

75

## BPNNにおける信号の計算：逆伝搬

$$W^{(1)}[t+1] = W^{(1)}[t] - \eta^2 \frac{\partial E[t]}{\partial W^{(1)}}$$

■  $h^{(1)}(\cdot)$ : 関数

$$\frac{\partial E[t]}{\partial W^{(1)}} = \left( \left( \sum_{r=1}^n \left( y_r^{(2)}[t] - d_r \right) w_{rj}^{(2)}[t] \right) y_j^{(1)}[t] \left( 1 - y_j^{(1)}[t] \right) x_i \right) \times$$

■  $h^{(1)}(\cdot)$ : 関数

$$\frac{\partial E[t]}{\partial W^{(1)}} = \begin{cases} \left( \left( \sum_{r=1}^n \left( y_r^{(2)}[t] - d_r \right) w_{rj}^{(2)}[t] \right) x_i \right) \times & \text{の場合} \\ \left( 0 \right) \times & \text{の場合} \end{cases}$$

76

$$B^{(l)}[t+1] = B^{(l)}[t] - \eta^2 \frac{\partial E[t]}{\partial B^{(l)}}$$

■  $h^{(l)}(\cdot)$ : 関数

$$\frac{\partial E[t]}{\partial B^{(l)}} = \left( \left( \sum_{r=1}^n \left( y_r^{(2)}[t] - d_r \right) w_{rj}^{(2)}[t] \right) y_j^{(l)}[t] \left( 1 - y_j^{(l)}[t] \right) \right) \times$$

■  $h^{(l)}(\cdot)$ : 関数

$$\frac{\partial E[t]}{\partial B^{(l)}} = \begin{cases} \left( \left( \sum_{r=1}^n \left( y_r^{(2)}[t] - d_r \right) w_{rj}^{(2)}[t] \right) \right) \times & \text{の場合} \\ \left( 0 \right) \times & \text{の場合} \end{cases}$$