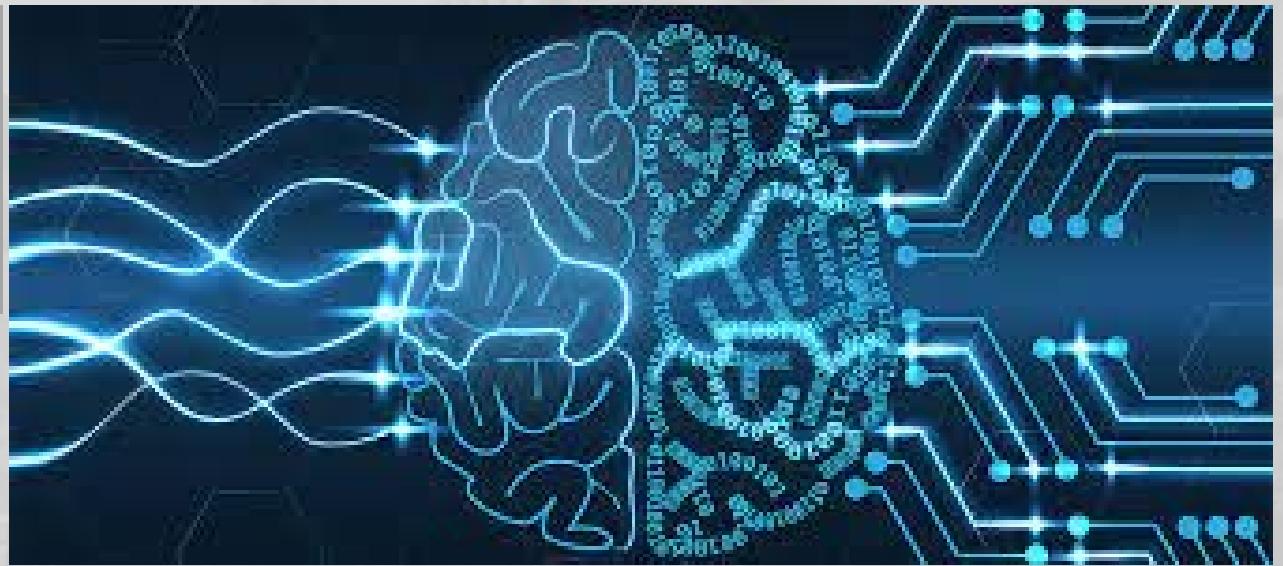


14620323  
**DEEP LEARNING**



## Deep Feedforward Networks



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya



Teknik Informatika

# PENGAMPU



Dr. Fajar Astuti Hermawati, S.Kom.,M.Kom.



Bagus Hardiansyah, S.Kom.,M.Si



Elsen Ronando, S.Si.,M.Si



Andrey Kartika Widhy H., S.Kom., M.Kom.



# Sub Course LO

- Able to identify the basic concepts of deep artificial neural networks (deep feedforward networks) as well as regularization and optimization of learning in deep learning and able to apply modeling and evaluation to solve the problem examples given [C3, A3]

## CAPAIAN PEMBELAJARAN MATA KULIAH DEEP LEARNING

Menguasai konsep teoretis ilmu komputasi khususnya pada aspek sistem cerdas dengan deep learning secara mendalam; mampu menyelesaikan permasalahan yang tidak dapat diselesaikan oleh algoritma dengan menggunakan pendekatan sistem cerdas deep learning meliputi pemilihan dan penerapan pendekatan sistem cerdas serta evaluasi penerapannya; dengan menginternalisasi nilai, norma, dan etika akademik; serta menunjukkan kinerja mandiri, bermutu, dan terukur

### Evaluasi Akhir Semester (Minggu 16)

Sub CPMK-7 : Mampu menyelesaikan permasalahan dengan menggunakan pendekatan-pendekatan dalam deep learning meliputi pemilihan dan penerapan pendekatannya serta evaluasi penerapannya menggunakan TensorFlow dengan kinerja mandiri, bermutu, dan terukur [C6, A3, P3] (Minggu 11-15) (50%)

Sub CPMK-6: Mampu mengidentifikasi konsep dasar Generative Modeling dalam deep learning dan mampu menerapkan pemodelan serta evaluasinya untuk menyelesaikan contoh permasalahan yang diberikan [C3, A3] (Minggu 10) (10%)

Sub-CPMK-5: Mampu mengidentifikasi konsep dasar Sequence Modeling dalam deep learning dan mampu menerapkan pemodelan serta evaluasinya untuk menyelesaikan contoh permasalahan yang diberikan [C3, A3] (Minggu 9) (10%)

### Evaluasi Tengah Semester (Minggu 8)

Sub-CPMK-4: Mampu mengidentifikasi konsep dasar Convolutional Networks dalam deep learning, dan mampu menerapkan pemodelan serta evaluasinya untuk menyelesaikan contoh permasalahan yang diberikan [C3, A3] (Minggu 7) (10%)

Sub-CPMK-3: Mampu mengidentifikasi konsep dasar jaringan syaraf tiruan dalam (deep feedforward network) serta regularisasi dan optimisasi pembelajaran dalam deep learning dan mampu mengaplikasikan pemodelan serta evaluasinya untuk menyelesaikan contoh permasalahan yang diberikan [C3, A3] (Minggu 4- 6) (10%)

Sub-CPMK-2: Mampu mengidentifikasi konsep matematika dan mesin pembelajaran dasar untuk algoritma deep learning [C2, A3] (Minggu 2- 3) (5%)

Sub-CPMK-1: Mampu mengidentifikasi konsep dasar deep learning dan menentukan karakteristik permasalahan yang dapat diselesaikan dengan algoritma deep learning dengan memperhatikan etika akademik. [C2, A3] (Minggu 1) (5%)

# Bahan Kajian

- Example: Learning XOR
- Multilayer Perceptron
- *Interpretability*
- Deep Neural Network
- *Minibatches*

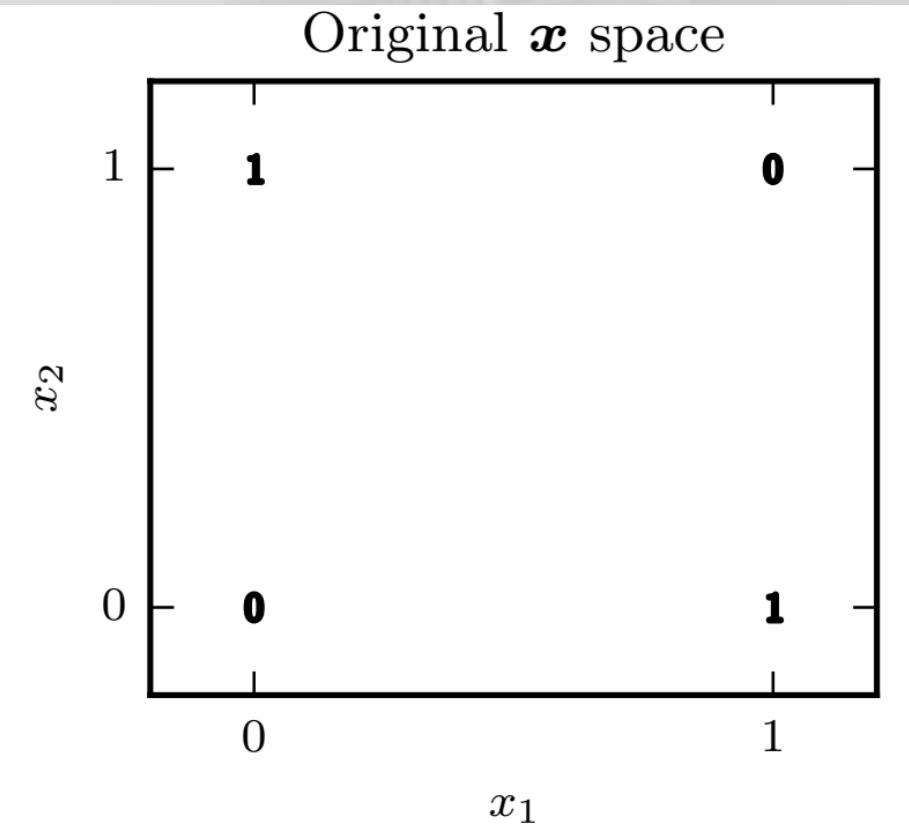


# Example: Learning XOR



# XOR function

Variabel Input		XOR
$x_1$	$x_2$	$x_1 \gg x_2$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



# XOR function

- Fungsi target  $y = f^*(x)$ .
- Fungsi model pembelajaran  $y = f(x; \vartheta)$ , dan algoritma pembelajaran akan mengadaptasi parameter  $\vartheta$  untuk membuat  $f$  semirip mungkin dengan  $f^*$
- seluruh rangkaian pembelajaran dievaluai menggunakan , fungsi kerugian (*loss function*) MSE adalah

$$J(\theta) = \frac{1}{4} \sum_{x \in \mathbb{X}} (f^*(x) - f(x; \theta))^2 .$$



# XOR function

- Misalkan kita memilih model linier, dengan  $\vartheta$  terdiri dari  $w$  dan  $b$ . Model didefinisikan sebagai:

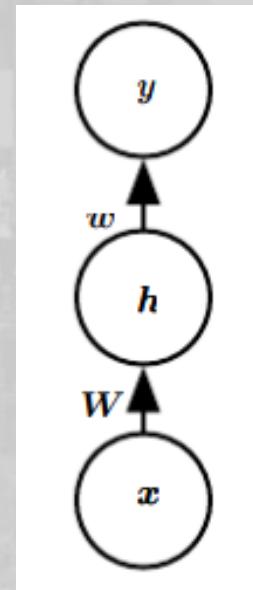
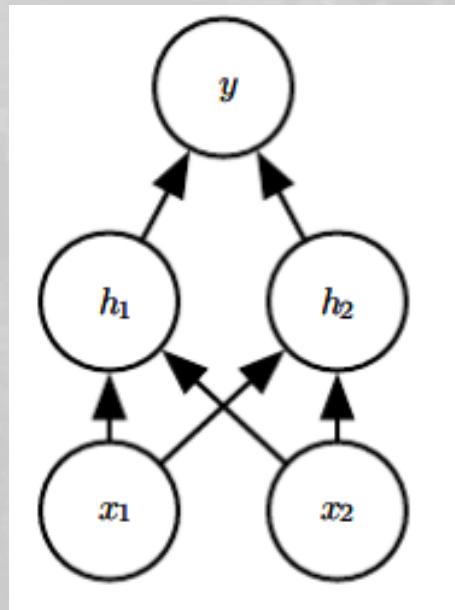
$$f(\mathbf{x}; \mathbf{w}, b) = \mathbf{x}^T \mathbf{w} + b.$$

- Kita dapat meminimalkan  $J(\vartheta)$  dalam bentuk tertutup sehubungan dengan  $w$  dan  $b$  menggunakan persamaan normal



# XOR Network

- Contoh jaringan feedforward, digambar dalam dua gaya berbeda untuk training XOR dengan satu hidden layer.



matriks  $W$  menjelaskan pemetaan dari  $x$  ke  $h$ , dan vektor  $w$  menjelaskan pemetaan dari  $h$  ke  $y$ .



# XOR Network

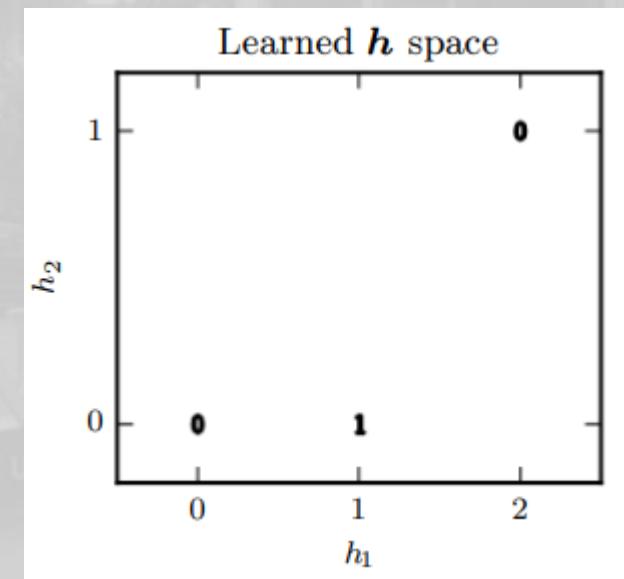
- Jaringan feedforward ini memiliki vektor unit tersembunyi  $h$  yang dihitung dengan fungsi  $f^{(1)}(x; W, c)$ .
- Nilai unit tersembunyi ini kemudian digunakan sebagai input untuk lapisan kedua. Lapisan kedua adalah lapisan keluaran jaringan (***output layer***).
- Lapisan keluaran masih berupa model regresi linier, tetapi sekarang diterapkan ke  $h$  daripada ke  $x$ .



# XOR Network

- Jaringan sekarang berisi dua fungsi yang dirangkai bersama,  $h = f^{(1)}(x; \mathbf{W}, c)$  dan  $y = f^{(2)}(h; \mathbf{w}, b)$ , dengan model lengkapnya adalah

$$f(x; \mathbf{W}, c, \mathbf{w}, b) = f^{(2)}(f^{(1)}(x)).$$



# XOR Function Computation

- Jika  $f^{(1)}(x) = \mathbf{W}^T x$  and  $f^{(2)}(\mathbf{h}) = \mathbf{h}^T \mathbf{w}$ . Maka  $f(x) = x^T \mathbf{W} \mathbf{w}$ .
- Kita dapat menyatakan fungsi ini sebagai  
 $f(x) = x^T \mathbf{w}'$  dimana  $\mathbf{w}' = \mathbf{W} \mathbf{w}$ .



# Activation Function

- Kita harus menggunakan fungsi **nonlinear** untuk mendeskripsikan fitur.
- Sebagian besar jaringan saraf melakukannya dengan menggunakan **transformasi *affine*** yang dikontrol oleh parameter yang dipelajari, diikuti oleh fungsi nonlinier tetap yang disebut **fungsi aktivasi**.
- Kita menggunakan strategi **transformasi *affine***, dengan mendefinisikan
$$h = g(Wx + c),$$
di mana ***W*** memberikan bobot transformasi linier dan ***c*** bias.



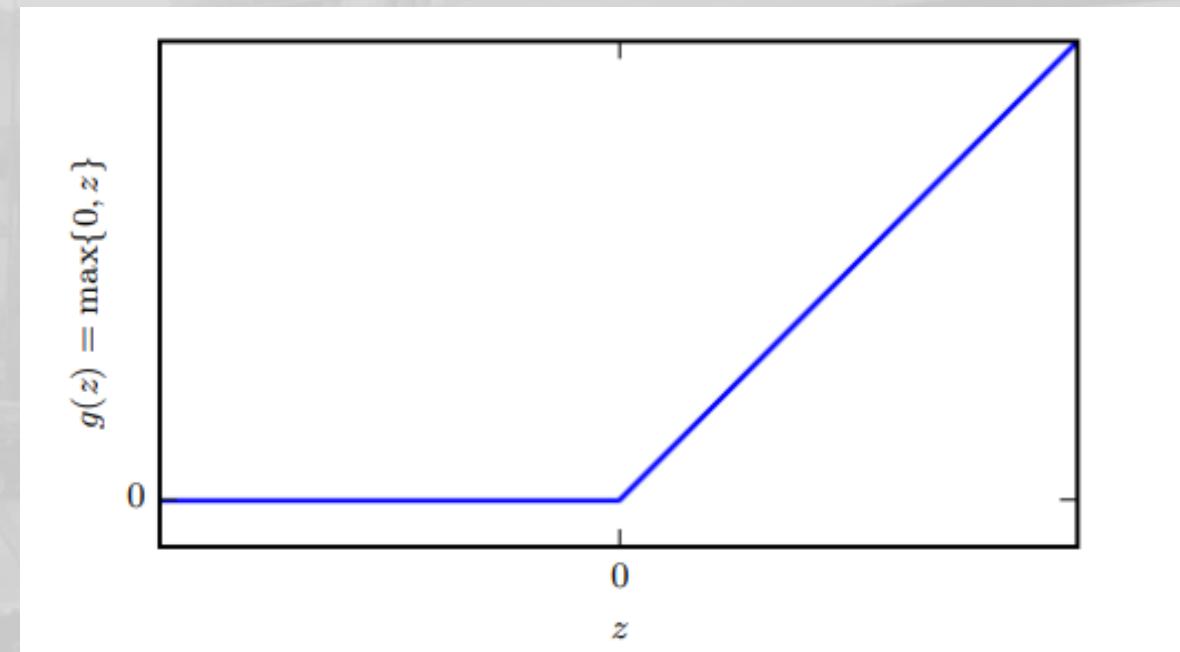
# Activation Function

- Sekarang, kita menggambarkan transformasi ***affine*** dari vektor  $x$  ke vektor  $h$ , sehingga diperlukan seluruh vektor parameter bias.
- Fungsi aktivasi  $g$  biasanya dipilih sebagai fungsi yang diterapkan berdasarkan elemen, dengan  $h_i = g(x^T W_{:,i} + c_i)$ .
- Dalam jaringan saraf modern, rekomendasi default adalah menggunakan unit linier yang diperbaiki (***rectified linear unit***), atau **ReLU** (Jarrett et al., 2009; Nair dan Hinton, 2010; Glorot et al., 2011a), ditentukan oleh fungsi aktivasi  $g(z) = \max\{0, z\}$



# Activation Function

- Menerapkan fungsi ***rectified linear unit*** ke keluaran transformasi linier menghasilkan transformasi nonlinier.
- Fungsinya tetap sangat dekat dengan linier, dalam arti bahwa itu adalah fungsi linier sepotong-sepotong dengan dua bagian linier.
- Karena unit linier terkoreksi hampir linier, mereka mempertahankan banyak properti yang membuat model linier mudah dioptimalkan dengan metode berbasis gradien.



# Feedforward computation

- Jaringan lengkap kita dapat dinyatakan sebagai:

$$f(\mathbf{x}; \mathbf{W}, \mathbf{c}, \mathbf{w}, b) = \mathbf{w}^\top \max\{0, \mathbf{W}^\top \mathbf{x} + c\} + b.$$

- Kita dapat menentukan solusi untuk masalah XOR. Dimana misalkan  $b=0$  dan

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{c} = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix},$$



# Feedforward computation

- Kita sekarang dapat menelusuri bagaimana model memproses sekumpulan input.
- Misalkan  $\mathbf{X}$  adalah matriks desain yang memuat keempat titik dalam ruang masukan biner, dengan satu contoh per baris

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}.$$



# Feedforward computation

- Langkah pertama dalam jaringan saraf adalah mengalikan matriks input dengan matriks bobot lapisan pertama:

$$\mathbf{XW} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 1 \\ 1 & 1 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}.$$

- Selanjutnya, kita tambahkan vektor bias  $c$ , untuk mendapatkan

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}.$$



# Feedforward computation

- Untuk menyelesaikan penghitungan nilai  $h$  untuk setiap contoh, diterapkan transformasi *rectified linear*

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

- Kita akhiri dengan mengalikan dengan vektor bobot  $w$ :

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$



# Multilayer Perceptron



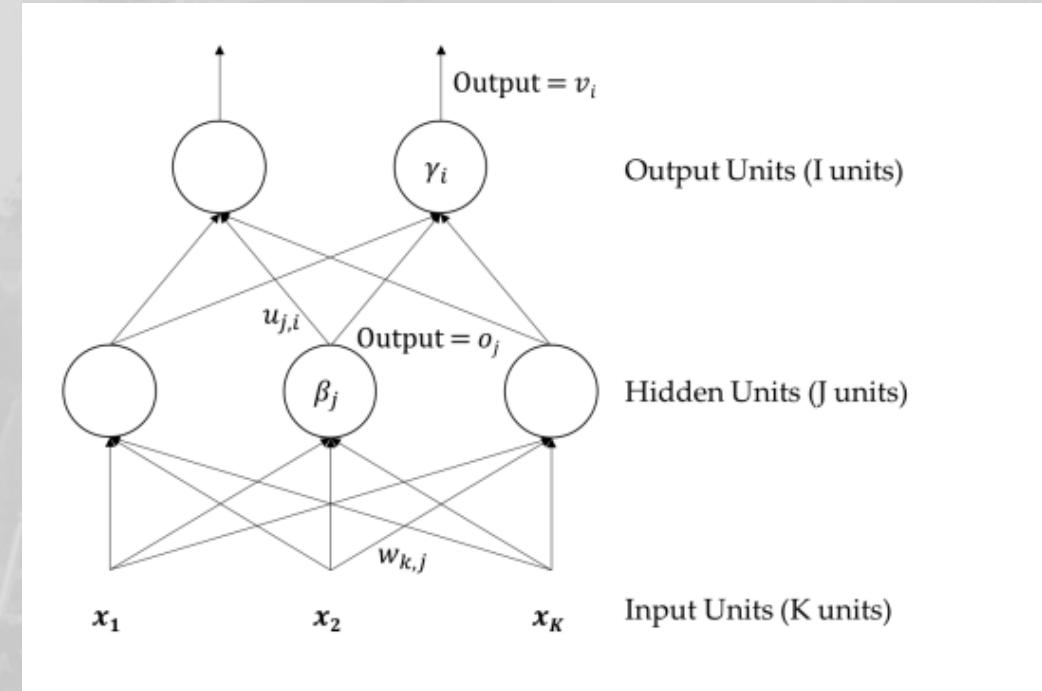
Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya



Teknik Informatika

# multilayer perceptron (MLP)

- multilayer perceptron (MLP) yang juga dikenal sebagai feedforward neural network.
- secara umum ada tiga layers: input, hidden, dan output layer.
- $u, w$  adalah learning parameters.
- $\alpha, \beta$  melambangkan noise atau bias
- $K$  adalah banyaknya input units dan  $J$  adalah banyaknya hidden units



# multilayer perceptron (MLP)

- Input layer menerima input (tanpa melakukan operasi apapun), kemudian nilai input (tanpa dilewatkan ke fungsi aktivasi) diberikan ke hidden units:

$$o_j = \sigma \left( \sum_{k=1}^K x_k w_{k,j} + \beta_j \right)$$

- Pada hidden units, input diproses dan dilakukan perhitungan hasil fungsi aktivasi untuk tiap-tiap neuron, lalu hasilnya diberikan ke layer berikutnya (persamaan berikut adalah fungsi aktivasi).

$$v_i = \sigma \left( \sum_{j=1}^J o_j u_{j,i} + \gamma_i \right) = \sigma \left( \sum_{j=1}^J \sigma \left( \sum_{k=1}^K x_k w_{k,j} + \beta_j \right) u_{j,i} + \gamma_i \right)$$

# multilayer perceptron (MLP)

- Output dari input layer akan diterima sebagai input bagi hidden layer. Begitupula seterusnya hidden layer akan mengirimkan hasilnya untuk output layer.
- Kegiatan ini dinamakan ***feed forward***.
- Persamaan fungsi aktivasi dapat disederhanakan dengan:

$$\mathbf{v} = \sigma(\mathbf{o}\mathbf{U} + \gamma) = \sigma((\sigma(\mathbf{x}\mathbf{W} + \beta))\mathbf{U} + \gamma)$$



# multilayer perceptron (MLP)

- Hal serupa berlaku untuk artificial neural network dengan lebih dari tiga layers.
- Parameter neuron dapat dioptimisasi menggunakan ***metode gradient-based optimization***.
- Perlu diperhatikan, MLP adalah gabungan dari banyak fungsi non-linear.
- Masing-masing neuron terkoneksi dengan semua neuron pada layer berikutnya.
- Konfigurasi ini disebut sebagai ***fully connected***.



# *back propagation.*

- Untuk melatih MLP, algoritma yang umumnya digunakan adalah ***back propagation***.
  - Memperbaharui parameter (*synapse weights*) secara bertahap (dari output ke input layer, karena itu disebut backpropagation) berdasarkan ***error/loss*** (output dibandingkan dengan desired output).
  - Intinya adalah mengoreksi ***synapse weight*** dari output layer ke hidden layer, kemudian ***error*** tersebut dipropagasi ke layer sebelum-sebelumnya.
  - Artinya, perubahan ***synapse weight*** pada suatu layer dipengaruhi oleh perubahan ***synapse weight*** pada layer setelahnya.
- Backpropagation adalah ***metode gradient-based optimization*** yang diterapkan pada ANN



# *back propagation.*

- Pertama-tama diberikan pasangan input ( $x$ ) dan desired output ( $y$ ) sebagai training data.
- Untuk **meminimalkan *loss***, algoritma backpropagation menggunakan prinsip ***gradient descent***.
- Error, untuk MLP diberikan oleh persamaan mean squared error

$$E(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I (y_i - v_i)^2$$

- dimana  $I$  adalah banyaknya output unit dan  $\theta$  adalah kumpulan ***weight matrices*** (semua parameter pada MLP).



# *back propagation*

- Proses penurunan untuk melatih MLP.
- Error/loss diturunkan terhadap tiap learning parameter.
- Diferensial  $u_{j,i}$  diberikan oleh turunan sigmoid function

$$\begin{aligned}\frac{\delta E(\theta)}{\delta u_{j,i}} &= (y_i - v_i) \frac{\delta v_i}{\delta u_{j,i}} \\ &= (y_i - v_i)v_i(1 - v_i)o_j\end{aligned}$$



# *back propagation*

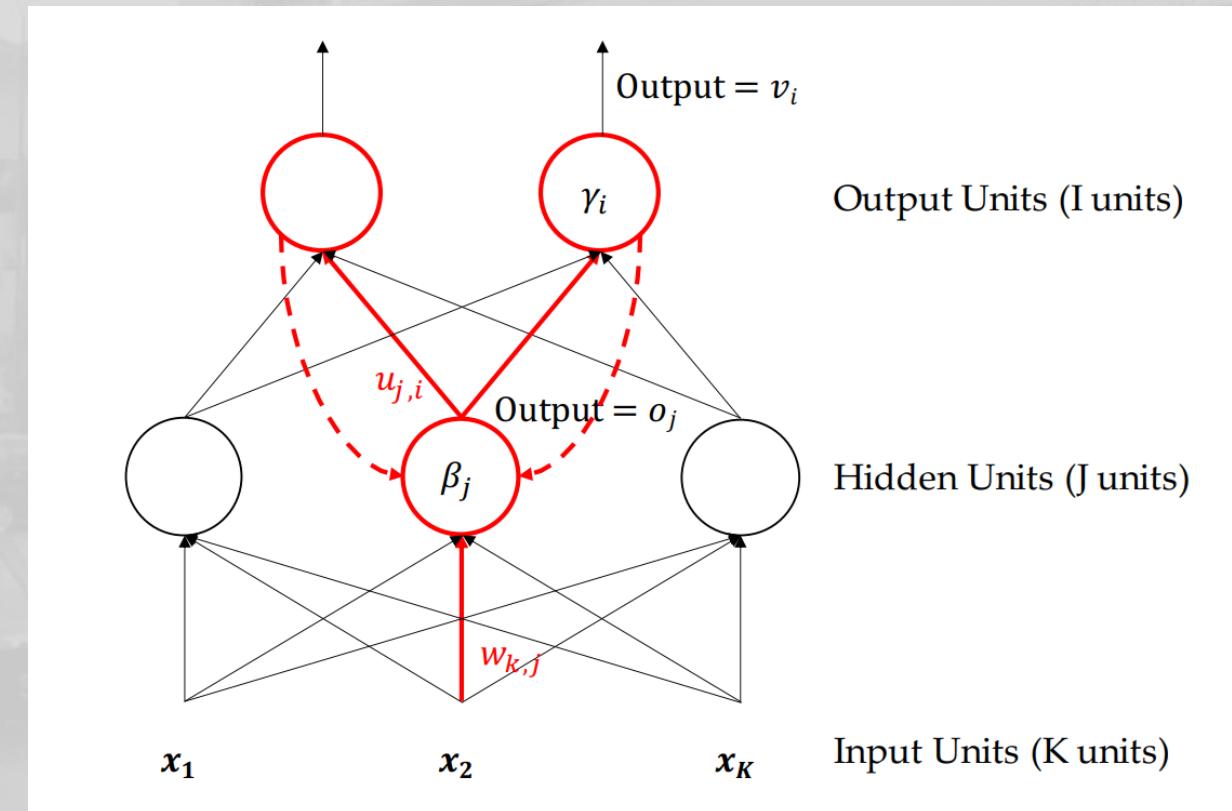
- Diferensial  $w_{k,j}$  diberikan oleh turunan sigmoid function

$$\begin{aligned}\frac{\delta E(\theta)}{\delta w_{k,j}} &= \sum_{i=1}^I (y_i - v_i) \frac{\delta v_i}{\delta w_{k,j}} \\ &= \sum_{i=1}^I (y_i - v_i) \frac{\delta v_i}{\delta o_j} \frac{\delta o_j}{\delta w_{k,j}} \\ &= \sum_{i=1}^I (y_i - v_i) (v_i(1 - v_i) u_{j,i}) (o_j(1 - o_j) x_k)\end{aligned}$$



# *back propagation*

- Perhatikan, diferensial  $w_{k,j}$  memiliki  $\sum$  sementara  $u_{j,i}$  tidak ada.
- Hal ini disebabkan karena  $u_{j,i}$  hanya berkorespondensi dengan satu output neuron. Sementara  $w_{k,j}$  berkorespondensi dengan banyak output neuron.
- Dengan kata lain, nilai  $w_{k,j}$  mempengaruhi hasil operasi yang terjadi pada banyak output neuron, sehingga banyak neuron mempropagasi error kembali ke  $w_{k,j}$



# *back propagation*

- Proses latihan MLP menggunakan backpropagation

## **(2) Hidden to Output**

$$v_i = \sigma \left( \sum_{j=1}^J o_j u_{j,i} + \gamma_i \right)$$

## **(3) Output to Hidden**

$$\begin{aligned}\delta_i &= (y_i - v_i)v_i(1 - v_i) \\ \Delta u_{j,i} &= -\eta(t)\delta_i o_j \\ \Delta \gamma_i &= -\eta(t)\delta_i\end{aligned}$$

## **(1) Input to Hidden Layer**

$$o_j = \sigma \left( \sum_{k=1}^K x_k w_{k,j} + \beta_j \right)$$

## **(4) Hidden to Input**

$$\begin{aligned}\varphi_j &= \sum_{i=1}^I \delta_i u_{j,i} o_j (1 - o_j) \\ \Delta w_{k,j} &= -\eta(t)\varphi_j x_k \\ \Delta \beta_j &= -\eta(t)\varphi_j\end{aligned}$$

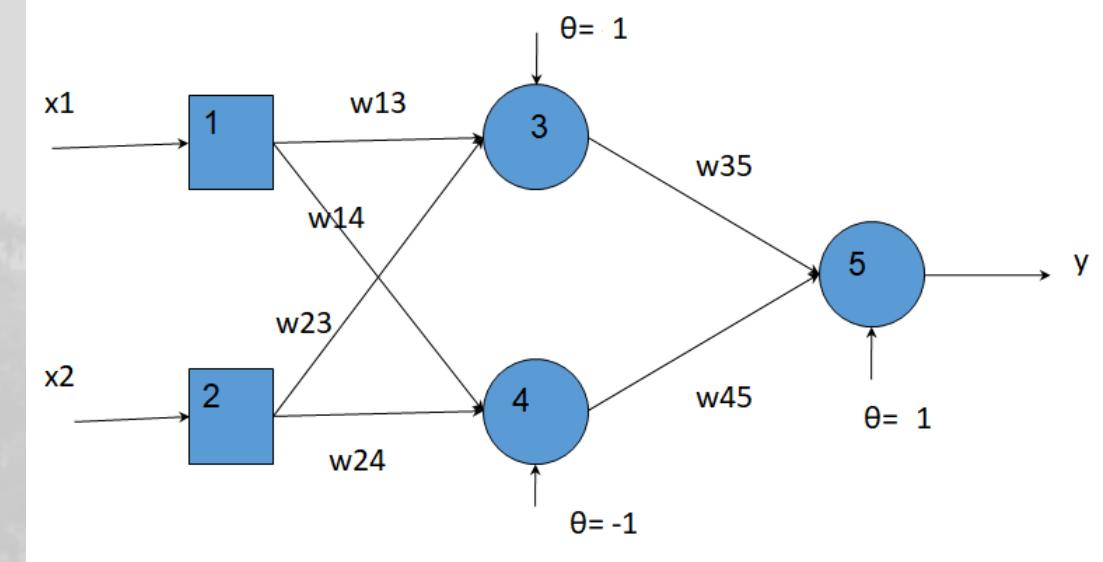


# Contoh Perhitungan 1 iterasi permasalahan XOR

- Diketahui :

- $\alpha = 0,1$
- Threshold neuron 3 =  $\theta_3 = 1$
- Threshold neuron 4 =  $\theta_4 = -1$
- Threshold neuron 5 =  $\theta_5 = 1$
- Fungsi aktivasi = relu

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}.$$



- Initial weight untuk ketiga neuron :

- Hidden Neuron 3 :  $w_{13} = 0,1$ ;  $w_{23} = 0,3$
- Hidden Neuron 4 :  $w_{14} = -0,1$ ;  $w_{24} = 0,5$
- Output Neuron 5 :  $w_{35} = -0,9$ ;  $w_{45} = 0,1$

$$w = \begin{bmatrix} 0.1 & -0.1 \\ 0.3 & 0.5 \end{bmatrix} \quad w = \begin{bmatrix} -0.9 \\ 0.1 \end{bmatrix} \quad \beta = c = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} \quad \gamma = b = 1; \quad y = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

# Contoh Perhitungan 1 iterasi

- Input to hidden layer (feed forward):

$$O = \sigma(X \cdot W + \beta) = \sigma \left( \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.1 & -0.1 \\ 0.3 & 0.5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix} \right) = \sigma \left( \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0.3 & 0.5 \\ 0.1 & -0.1 \\ 0.4 & 0.4 \end{bmatrix} \right)$$
$$+ \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \\ 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \right) = \sigma \left( \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1.3 & -0.5 \\ 1.1 & -1.1 \\ 1.4 & -0.6 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1.3 & 0 \\ 1.1 & 0 \\ 1.4 & 0 \end{bmatrix}$$



# Contoh Perhitungan 1 iterasi

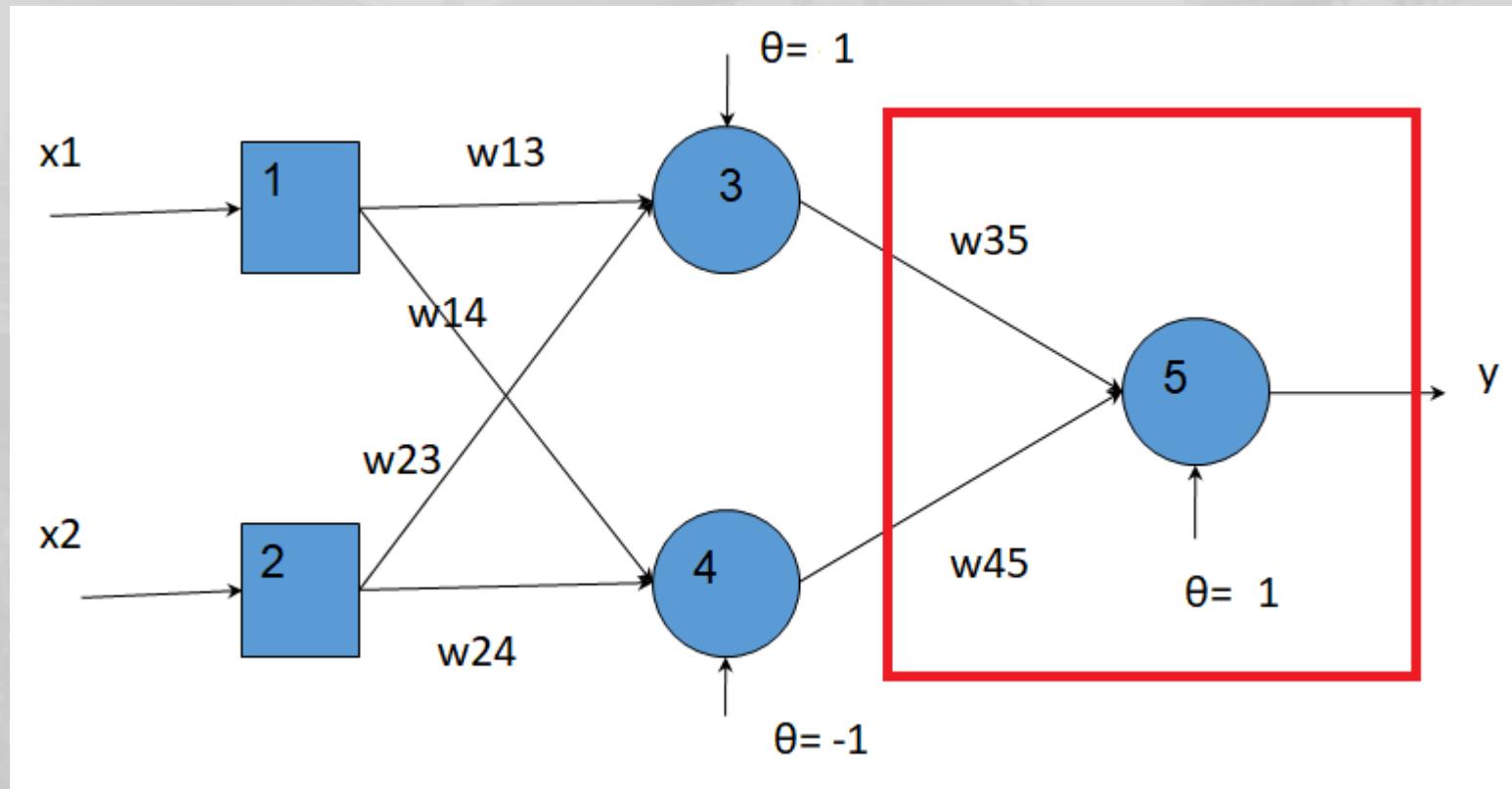
- hidden layer to output (feed forward):

$$\begin{aligned}v &= \sigma(o \cdot w + \gamma) = \sigma \left( \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1.3 & 0 \\ 1.1 & 0 \\ 1.4 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -0.9 \\ 0.1 \end{bmatrix} + [1] \right) = \sigma \left( \begin{bmatrix} -0.9 \\ 1.17 \\ 0.99 \\ 1.26 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right) \\&= \sigma \left( \begin{bmatrix} 0.1 \\ 2.17 \\ 1.99 \\ 2.26 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0.1 \\ 2.17 \\ 1.99 \\ 2.26 \end{bmatrix}\end{aligned}$$



# Contoh Perhitungan 1 iterasi

- Training Bobot Output Layer



# Contoh Perhitungan 1 iterasi

- Output to hidden (back propagation):

$$\begin{aligned}\delta &= (y - v)v^T(1 - v) = \left( \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.1 \\ 1.17 \\ 0.99 \\ 1.26 \end{bmatrix} \right) [0.1 \ 1.17 \ 0.99 \ 1.26] \left( \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.1 \\ 1.17 \\ 0.99 \\ 1.26 \end{bmatrix} \right) \\ &= \begin{bmatrix} -0.1 \\ -0.17 \\ 0.01 \\ -1.26 \end{bmatrix} [0.1 \ 1.17 \ 0.99 \ 1.26] \begin{bmatrix} 0.9 \\ -0.17 \\ 0.01 \\ -0.26 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.1 \\ -0.17 \\ 0.01 \\ -1.26 \end{bmatrix} (0.09 - 0.1989 + 0.0099 - 0.3276) = \begin{bmatrix} -0.1 \\ -0.17 \\ 0.01 \\ -1.26 \end{bmatrix} (-0.43) = \begin{bmatrix} 0.043 \\ 0.073 \\ -0.0043 \\ 0.54 \end{bmatrix}\end{aligned}$$

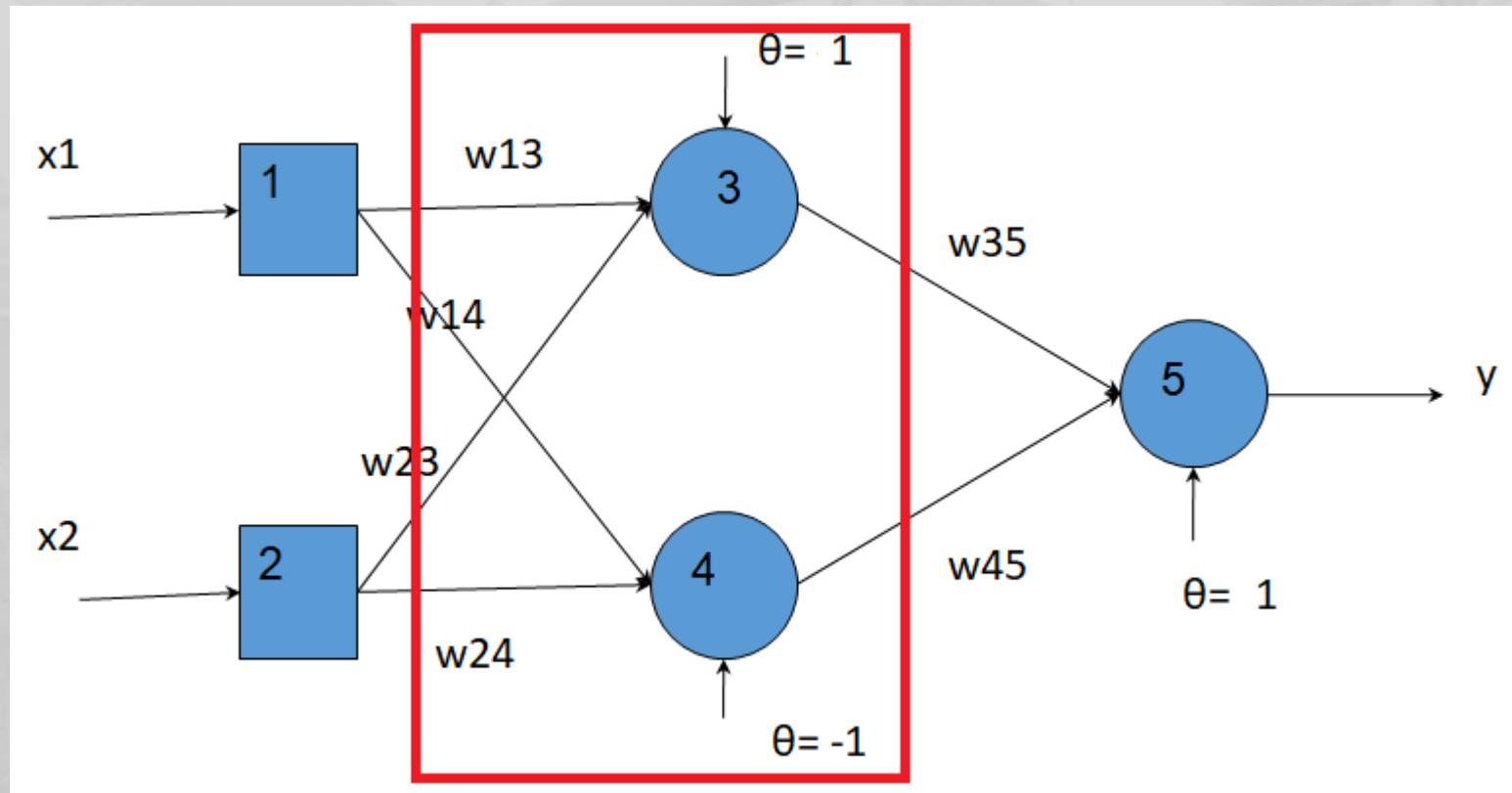
$$\Delta w = -\alpha \delta^T o = -0.1 [0.043 \ 0.073 \ -0.0043 \ 0.54] \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1.3 & 0 \\ 1.1 & 0 \\ 1.4 & 0 \end{bmatrix} = -0.1 [0.89 \ 0] = [-0.089 \ 0]$$

$$w' = w + \Delta w = \begin{bmatrix} -0.9 \\ 0.1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.089 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.98 \\ 0.1 \end{bmatrix}$$



# Contoh Perhitungan 1 iterasi

- Training Bobot Hidden Layer



$$\varphi_j = \sum_{i=1}^I \delta_i u_{j,i} o_j (1 - o_j)$$

$$\Delta w_{k,j} = -\eta(t) \varphi_j x_k$$

$$\Delta \beta_j = -\eta(t) \varphi_j$$

# Contoh Perhitungan 1 iterasi

- Hidden to input (*back propagation*):

$$\varphi = \delta u^T o^T (1 - o) = \begin{bmatrix} 0.043 \\ 0.073 \\ -0.0043 \\ 0.54 \end{bmatrix} [[-0.98 \ 0.1]] \begin{bmatrix} 1 & 1.3 & 1.1 & 1.4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -0.3 & 0 \\ -0.1 & 0 \\ -0.4 & 0 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.043 \\ 0.073 \\ -0.0043 \\ 0.54 \end{bmatrix} [[-0.98 \ 0.1]] \begin{bmatrix} -1.06 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.043 \\ 0.073 \\ -0.0043 \\ 0.54 \end{bmatrix} [1.04 \ 0] = \begin{bmatrix} 0.045 & 0 \\ 0.076 & 0 \\ -0.0045 & 0 \\ 0.56 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\Delta w = -\alpha \varphi^T x = -0.1 \begin{bmatrix} 0.045 & 0.076 & -0.0045 & 0.56 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} = -0.1 \begin{bmatrix} 0.557 & 0.636 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -0.0557 & -0.0636 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$w' = w + \Delta w = \begin{bmatrix} 0.1 & -0.1 \\ 0.3 & 0.5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.0557 & -0.0636 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.09 & -0.16 \\ 0.3 & 0.5 \end{bmatrix}$$



# Contoh Perhitungan 1 iterasi (1 epoch)

- Weight yang diperoleh untuk ketiga neuron :
  - Hidden Neuron 3 :  $w_{13} = 0.619$ ;  $w_{23} = 0,3$
  - Hidden Neuron 4 :  $w_{14} = 0.495$ ;  $w_{24} = 0,5$
  - Output Neuron 5 :  $w_{35} = -0.98$ ;  $w_{45} = 0,1$
- Dengan menerapkan bobot yang diperoleh pada pelatihan maka kita dapat menghitung luaran keseluruhan dengan menggunakan perhitungan feed forward seperti diatas



# *Interpretability*



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya



Teknik Informatika

# Interpretability

- *Interpretability* ada dua macam yaitu:
  - **model interpretability** (i.e., apakah struktur model pembelajaran mesin dapat dipahami) dan
  - **prediction interpretability** (i.e., bagaimana memahami dan memverifikasi cara input dipetakan menjadi output)
- ANN (MLP) biasanya dianggap sebagai metode black box atau susah untuk dinterpretasikan (terutama model interpretability-nya).
- Hal ini disebabkan oleh kedalaman (*depth*) yaitu memiliki beberapa layer dan non-linearities.



# Interpretability

- Suatu unit pada output layer dipengaruhi oleh kombinasi (*arbitrary combination*) banyak parameter pada layers sebelumnya yang dilewatkan pada fungsi non-linear
- Intinya, **fitur dan output tidak memiliki korespondensi satu-satu**. Berbeda dengan model linear, kita tahu parameter (dan bobotnya) untuk setiap input.



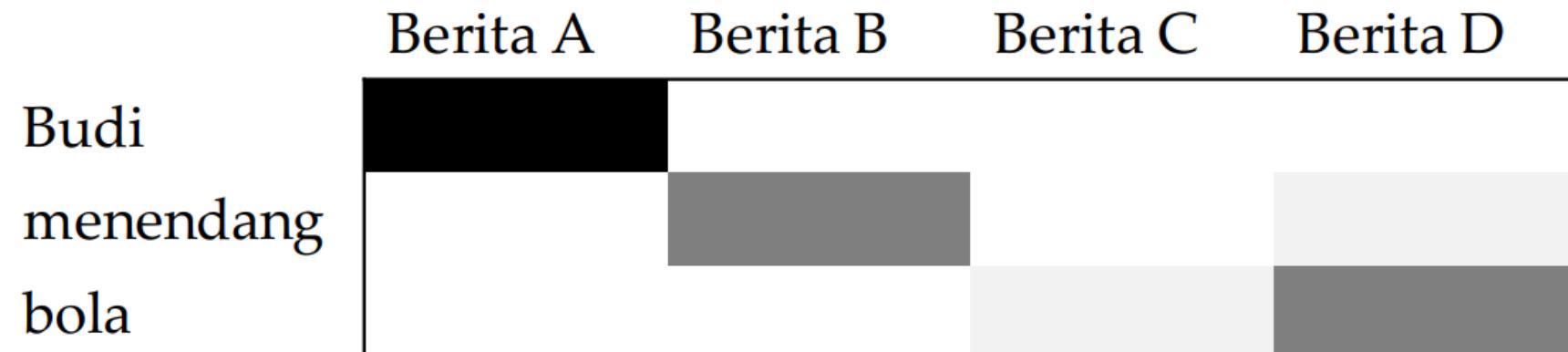
# Interpretability

- Cara paling umum untuk menjelaskan keputusan pada ANN adalah menggunakan ***heat map***.
- Sederhananya, kita lewatkan suatu data  $x$  pada ANN, kemudian kita lakukan *feed-forward* sekali (misal dari input ke hidden layer dengan parameter  $W$ ).
- Kemudian, kita visualisasikan  $x \cdot W$
- Dengan ini, kita kurang lebih dapat mengetahui bagian input mana yang berpengaruh terhadap keputusan di layer berikutnya.



# Interpretability

- Contoh heat map pada persoalan klasifikasi teks.
  - Input berupa kata-kata yang dimuat pada suatu berita.
  - Output adalah kategori berita untuk input.
  - Warna lebih gelap menandakan bobot lebih tinggi.
  - Sebagai contoh, kata “menendang” berkorespondensi paling erat dengan kelas berita B



# *Binary Classification*

- Salah satu strategi untuk ***binary classification*** adalah dengan menyediakan hanya satu output unit di jaringan.
- Kelas pertama direpresentasikan dengan -1
- kelas kedua direpresentasikan dengan nilai 1 (setelah diaktivasi)
- Hal ini dapat dicapai dengan fungsi non-linear seperti **sign** atau **tanh**.
- Kita dapat menggunakan fungsi seperti sigmoid, dimana output pada masing-masing neuron berada pada range nilai [0, 1], jika kita ingin mengukur probabilitas yang masuk ke sebuah kelas



# *Multi-class Classification*

- Multilayer perceptron dapat memiliki lebih dari satu output unit.
- Seumpama kita mempunyai empat kelas, dengan demikian kita dapat merepresentasikan keempat kelas tersebut sebagai empat output units. Kelas pertama direpresentasikan dengan unit pertama, kelas kedua dengan unit kedua, dst.
- Untuk **C** kelas, kita dapat merepresentasikannya dengan **C** output units.



# Multi-class Classification

- Kita dapat merepresentasikan data harus dimasukkan ke kelas mana menggunakan ***sparse vector***, yaitu bernilai **0** atau **1**.
- Elemen ke-*i* bernilai **1** apabila data masuk ke kelas  $c_i$ , sementara nilai elemen lainnya adalah **0**

$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	
1	0	0	0	Label = $c_1$
0	1	0	0	Label = $c_2$
0	0	1	0	Label = $c_3$
0	0	0	1	Label = $c_4$



# Multi-class Classification

- Output ANN dilewatkan pada suatu fungsi **softmax** yang melambangkan probabilitas ***class-assignment***; i.e., kita ingin output agar semirip mungkin dengan sparse vector (***desired output***).
- Pada kasus ini, output ANN adalah sebuah distribusi yang melambangkan input di-assign ke kelas tertentu.



# *Multi-label Classification*

- Seperti halnya multi-class classification, kita dapat menggunakan sebanyak  $C$  neuron untuk merepresentasikan  $C$  kelas pada multi-label classification.
- Perbedaan **multi-class** dan **multilabel** terletak pada cara interpretasi output dan evaluasi output.
- Pada umumnya, layer terakhir diaktivasi dengan fungsi sigmoid, dimana tiap neuron  $n_i$  merepresentasikan probabilitas suatu dapat diklasifikasikan sebagai kelas  $c_i$  atau tidak



# *Multi-label Classification*

- Ilustrasi representasi desired output pada multi-label classification.

$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	
1	0	1	0	Label = $c_1, c_3$
0	1	0	0	Label = $c_2$
1	0	0	1	Label = $c_1, c_4$
0	1	1	1	Label = $c_2, c_3, c_4$

- Pada umumnya, ***binary cross entropy*** digunakan sebagai ***loss*** (utility function) pada multi-label classification, yaitu perhitungan ***cross entropy*** untuk tiap-tiap output unit (bukan sekaligus semua output unit seperti pada multi-class classification).



# Deep Neural Network



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya



Teknik Informatika

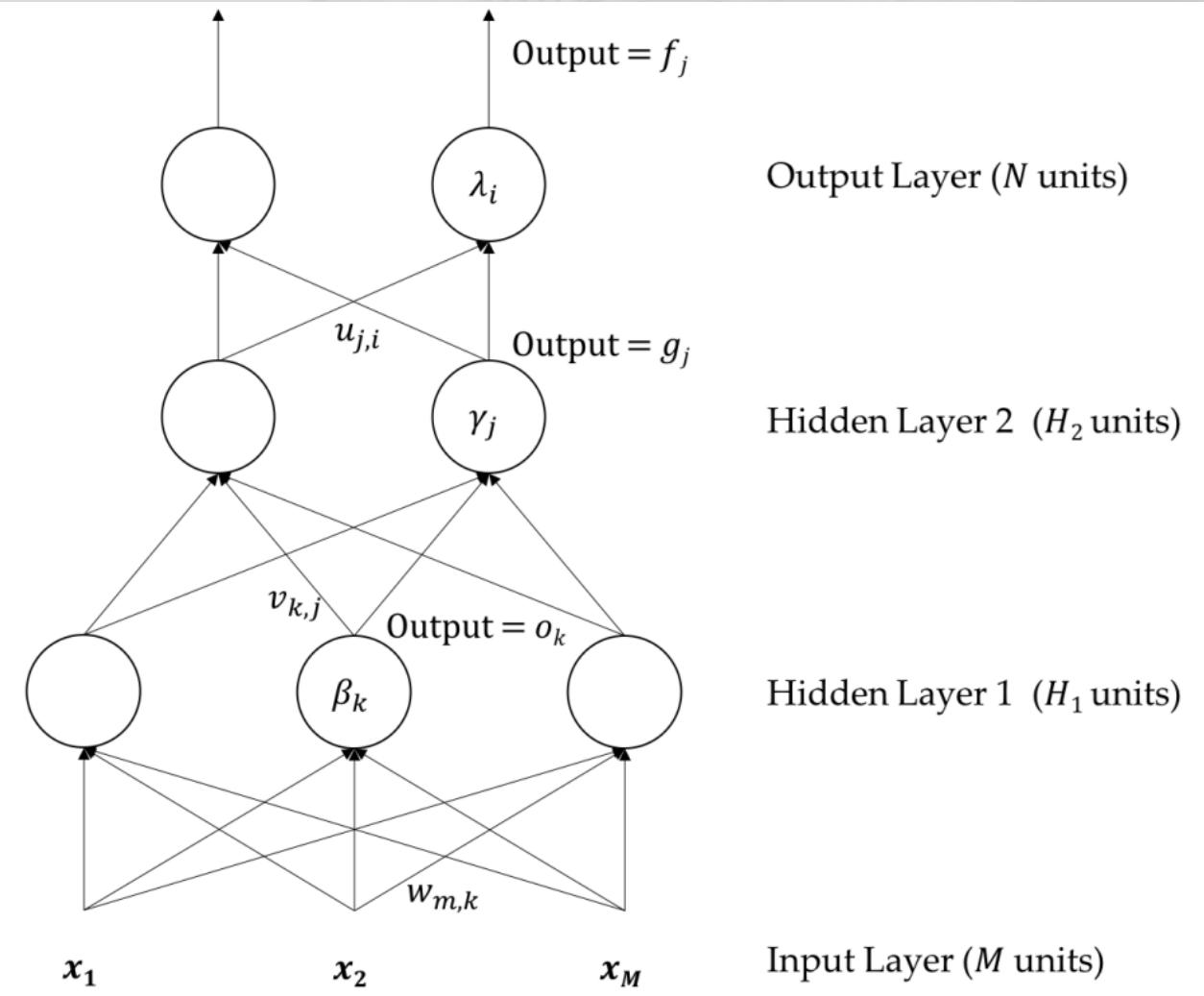
# Deep Neural Network

- **Deep Neural Network (DNN)** adalah artificial neural network yang memiliki **banyak layer**.
- Pada umumnya, deep neural network memiliki lebih dari 3 layers (input layer,  $N \geq 2$  hidden layers, output layer ), dengan kata lain adalah MLP dengan lebih banyak layer.
- Karena ada relatif banyak layer, disebutlah ***deep***.
- Proses pembelajaran pada DNN disebut sebagai deep learning (tidak ada bedanya dengan proses latihan pada jaringan yang lebih dangkal)
- **Jaringan neural network pada DNN disebut deep neural network.**



# Deep Neural Network

- Contoh **deep neural network** yang memiliki 4 layers



# Deep Neural Network

- Cara menghitung final output sama seperti MLP, diberikan pada persamaan

$$f_i = \sigma \left( \sum_{j=1}^{H_2} u_{j,i} \sigma \left( \sum_{k=1}^{H_1} v_{k,j} \sigma \left( \sum_{m=1}^M x_m w_{m,k} + \beta_k \right) + \gamma_j \right) + \lambda_i \right)$$

- $\alpha, \beta, \gamma$  adalah noise atau bias,  $\sigma$  adalah fungsi aktivasi.



# Deep Neural Network

- Cara melatih deep neural network, salah satunya dapat menggunakan backpropagation.
- Seperti pada bagian sebelumnya, kita hanya perlu menurunkan rumusnya saja

## (3) Hidden 2 to Output

$$f_i = \sigma \left( \sum_{j=1}^{H_2} g_j u_{j,i} + \lambda_i \right)$$

## (2) Hidden 1 to Hidden 2

$$g_j = \sigma \left( \sum_{k=1}^{H_1} o_k v_{k,j} + \gamma_j \right)$$

## (1) Input to Hidden Layer

$$o_k = \sigma \left( \sum_{m=1}^M x_m w_{m,k} + \beta_k \right)$$

## (4) Output to Hidden 2

$$\begin{aligned}\delta_i &= (y_i - f_i) f_i (1 - f_i) \\ \Delta u_{j,i} &= -\eta(t) \delta_i g_j \\ \Delta \lambda_i &= -\eta(t) \delta_i\end{aligned}$$

## (5) Hidden 2 to Hidden 1

$$\begin{aligned}\varphi_j &= \sum_{i=1}^N \delta_i u_{j,i} g_j (1 - g_j) \\ \Delta v_{k,j} &= -\eta(t) \varphi_j o_k \\ \Delta \gamma_j &= -\eta(t) \varphi_j\end{aligned}$$

## (6) Hidden 1 to Input

$$\begin{aligned}\mu_k &= \sum_{j=1}^{H_2} \varphi_j v_{k,j} o_k (1 - o_k) \\ \Delta w_{m,k} &= -\eta(t) \mu_k x_m \\ \Delta \beta_k &= -\eta(t) \beta_k\end{aligned}$$



# Deep Neural Network

- Deep network terdiri dari **banyak layer dan synapse weight**, karenanya estimasi parameter susah dilakukan.
- Arti filosofisnya adalah susah/lama untuk menentukan relasi antara input dan output.
- Walaupun deep learning sepertinya kompleks, tetapi dapat bekerja dengan baik untuk permasalahan praktis.
- Deep learning dapat menemukan relasi “tersembunyi” antara input dan output, yang tidak dapat diselesaikan menggunakan multilayer perceptron (3 layers).



# Deep Neural Network

- Perhatikan, harus ingat bahwa **satu langkah feedforward memiliki analogi dengan transformasi**.
- Jadi, input ditransformasikan secara non-linear sampai akhirnya pada output, berbentuk ***distribusi class-assignment***.
- Banyak orang percaya deep neural network lebih baik dibanding neural network yang lebar tapi sedikit layer, karena terjadi lebih **banyak transformasi**.



# Deep Neural Network

- Maksud lebih **banyak transformasi** adalah **kemampuan untuk merubah input menjadi suatu representasi** (tiap hidden layer dapat dianggap sebagai salah satu bentuk representasi input) dengan langkah hierarchical.
- Seperti contoh permasalahan XOR, permasalahan non-linearly separable pun dapat diselesaikan apabila kita dapat mentransformasi data (representasi data) ke dalam bentuk linearly separable pada ruang yang berbeda.



# Deep Neural Network

- Keuntungan utama deep learning adalah **mampu merubah data dari non-linearly separable menjadi linearly separable** melalui serangkaian **transformasi (hidden layers)**.
- Selain itu, deep learning juga mampu mencari decision boundary yang berbentuk non-linear, serta mengsimulasikan interaksi non-linear antar fitur



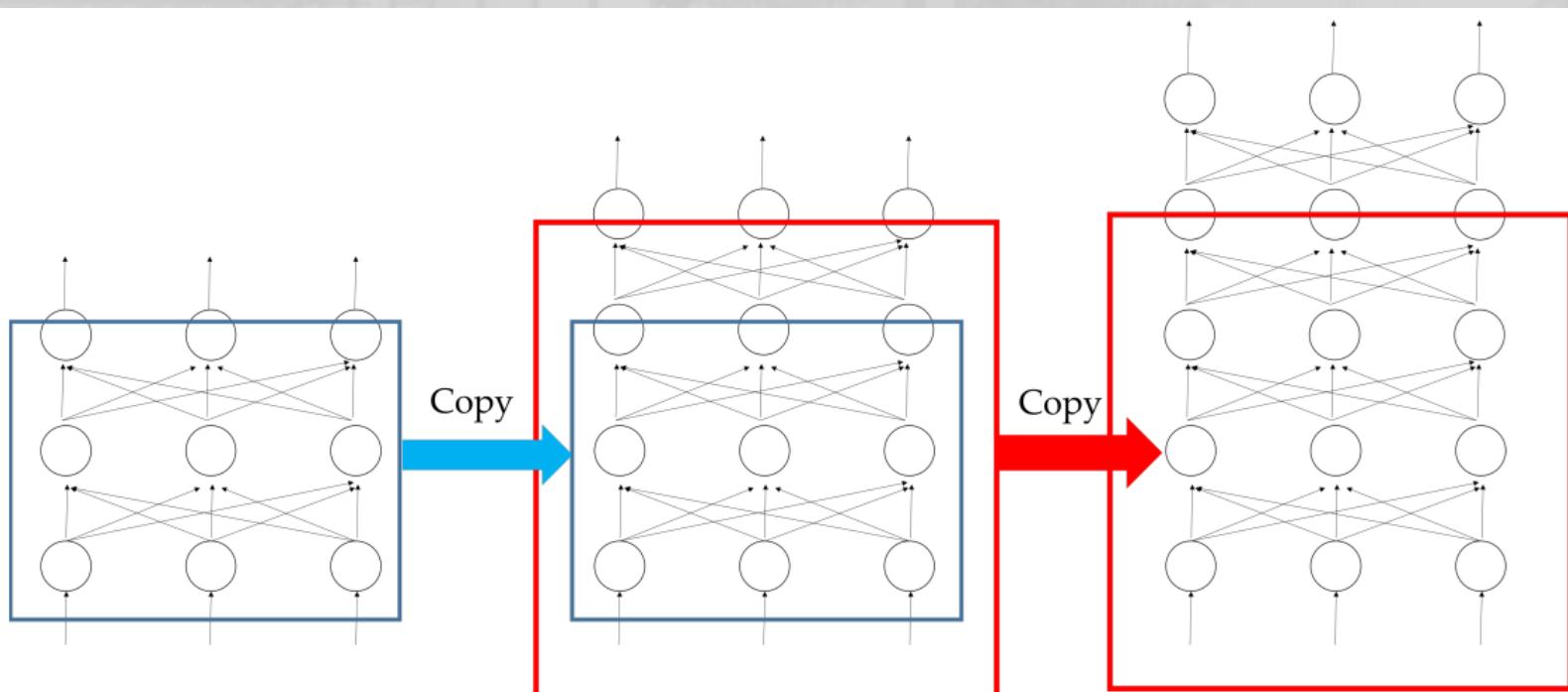
# Deep Neural Network

- Karena memiliki banyak parameter, proses latihan ANN pada umumnya lambat.
- Ada **beberapa strategi untuk mempercepat pembelajaran** menggunakan deep learning, misalnya: **regularisasi, successive learning, dan penggunaan autoencoder.**



# Deep Neural Network

- Sebagai contoh, arti ***successive learning*** adalah jaringan yang dibangun secara bertahap.
- Misal kita latih ANN dengan 3 layers, kemudian kita lanjutkan 3 layers tersebut menjadi 4 layers, lalu kita latih lagi menjadi 5 layers, dst.



# *Minibatches*



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya



Teknik Informatika

# Minibatches

- Pada contoh yang diberikan, ***error atau loss*** dihitung per tiap data point.
- Artinya begitu ada melewatkannya suatu input, parameter langsung dioptimisasi sesuai dengan ***loss***.
- Pada umumnya, hal ini tidak baik untuk dilakukan karena ANN menjadi tidak stabil.
- Metode yang lebih baik digunakan adalah teknik ***minibatches***. Yaitu mengoptimisasi parameter untuk beberapa buah inputs. Jadi, update parameter dilakukan per batch.



# Minibatches

- Perhitungan error juga berubah, diberikan pada persamaan berikut dimana  $B$  melambangkan **batch size** (banyaknya *instance per batch*),  $\mathbf{y}$  adalah *desired output* dan  $\mathbf{o}$  adalah *actual output*.

$$E(\text{minibatch}) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \|\mathbf{y} - \mathbf{o}\|^2$$

- Perhitungan *error* saat menggunakan *minibatches* secara sederhana adalah rata-rata (bisa diganti dengan penjumlahan saja) individual error untuk semua instance yang ada pada batch bersangkutan.
- Setelah menghitung *error per batch*, barulah *backpropagation* dilakukan



# Minibatches

- Data mana saja yang dimasukkan ke suatu batch dalam dipilih secara acak.
- Seperti yang mungkin kamu sadari secara intuitif, urutan data yang disajikan saat training mempengaruhi kinerja ANN.
- Pengacakan ini menjadi penting agar ANN mampu men-generalisasi dengan baik.
- Kita dapat mengatur laju pembelajaran dengan menggunakan *learning rate*.



# *learning rate*

- Pada library/API deep learning, *learning rate* pada umumnya berubah-ubah sesuai dengan waktu.
- Selain itu, tidak ada nilai khusus (*rule-of-thumb*) untuk *learning rate* terbaik. Pada umumnya, kita inisiasi *learning rate* dengan nilai {0.001, 0.01, 0.1}.
- Biasanya, kita **menginisiasi proses latihan dengan nilai learning rate cukup besar, kemudian mengecil seiring berjalannya waktu**.
- Kemudian, kita mencari konfigurasi parameter terbaik dengan metode ***grid-search***, yaitu dengan mencoba-coba parameter secara exhaustive (*brute-force*) kemudian memilih parameter yang memberikan kinerja terbaik





# TERIMA KASIH



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya



Teknik Informatika