

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji

Sieci neuronowe

1/1

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji

Plan wykładu

- Mózg ludzki a komputer
- Modele konekcyjistyczne
- Perceptron
- Sieć neuronowa
- Uczenie sieci
- Sieci Hopfielda

1/2

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji

Mózg ludzki a komputer

	Komputer	Mózg
Jednostki obliczeniowe	1 CPU, 10^5	10^{11} neuronów
Jednostki pamięci	10^9 bitów RAM, 10^{10} bitów na dysku	10^{11} neuronów 10^{14} połączeń
Czas operacji	10^{-8} s	10^{-3} s
Czas transmisji	10^9 bitów/s	10^{14} bitów/s
Liczba aktywacji/s	10^5	10^{14}

1/3

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji

Mózg ludzki a komputer

- Szybkość wykonania pojedynczej operacji vs. rozwiązanie skomplikowanego zadania
- Odporność na pomyłki pojedynczych elementów
- Zachowanie poprawności działania w przypadku informacji niepewnej i niepełnej

1/4

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji

Cechy modeli konekcyjistycznych

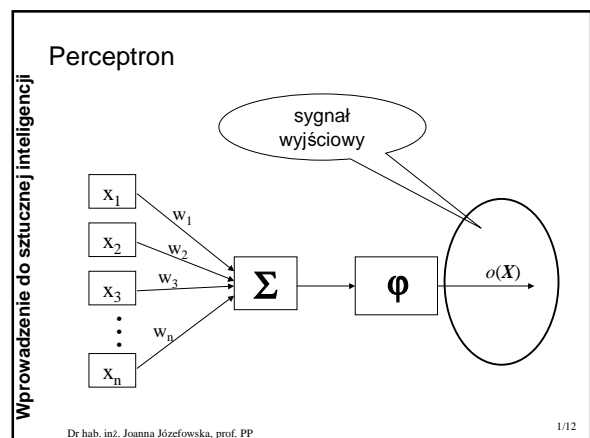
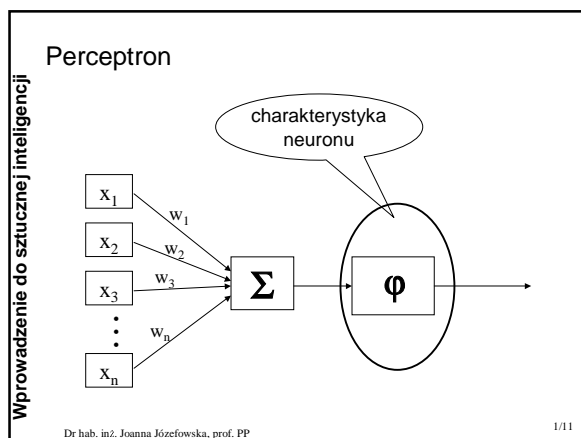
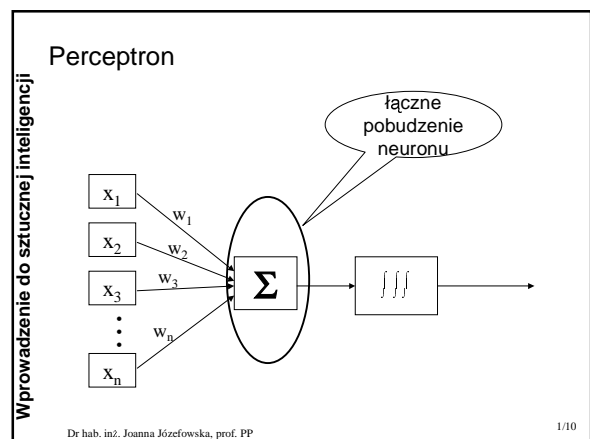
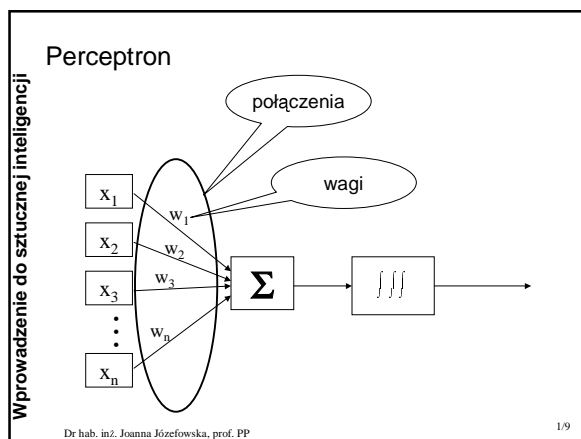
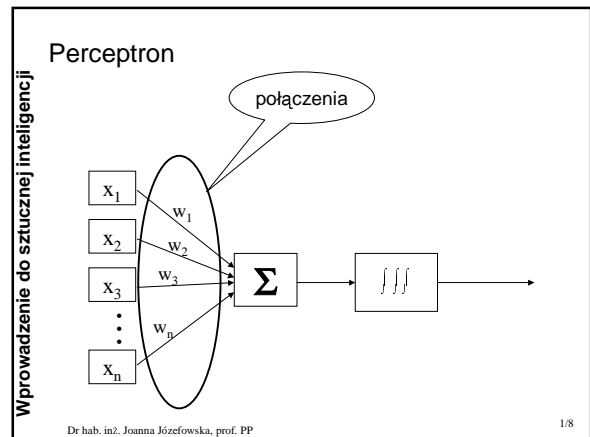
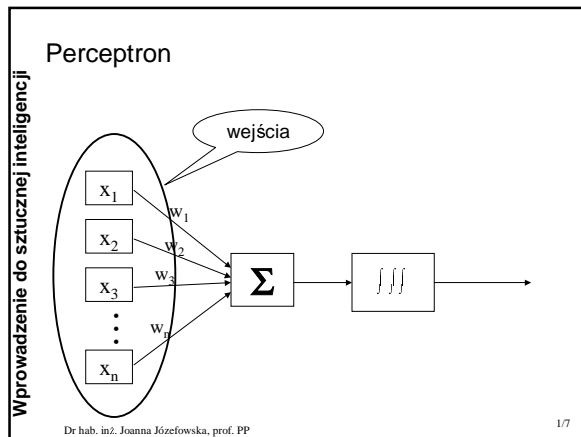
- składają się z dużej liczby prostych elementów, zwanych neuronami
- wagi na połączeniach między tymi elementami "koduja" wiedzę sieci
- sterowanie siecią jest równoległe i rozproszone
- głównym problemem jest automatyczne uczenie sieci

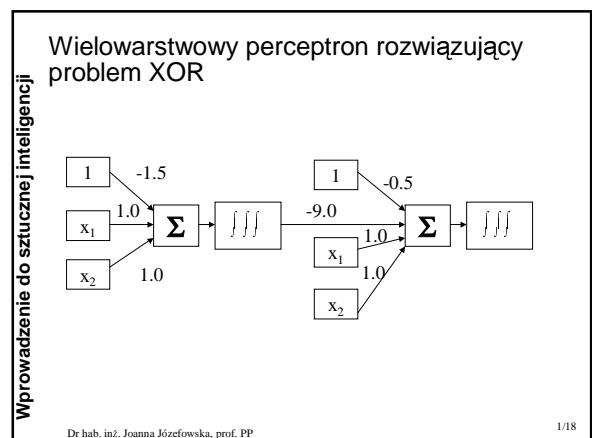
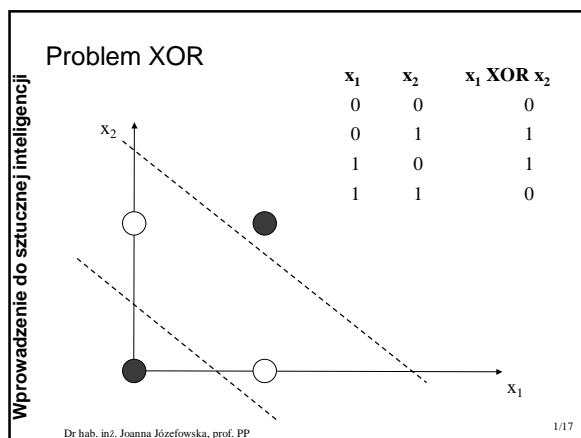
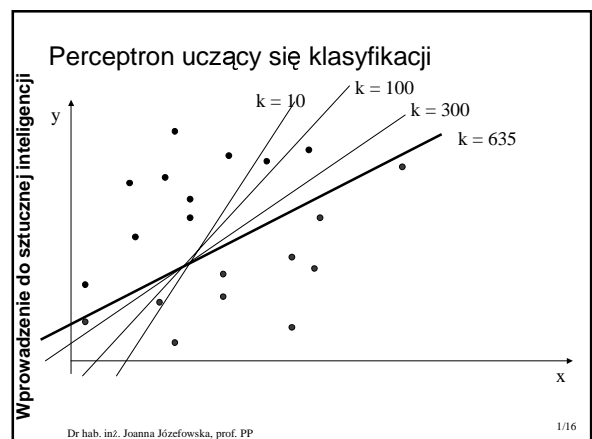
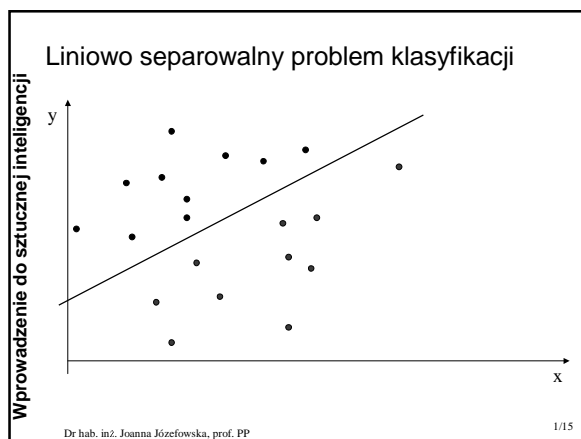
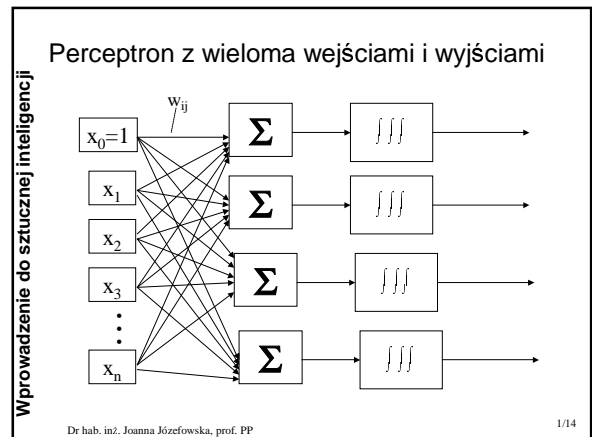
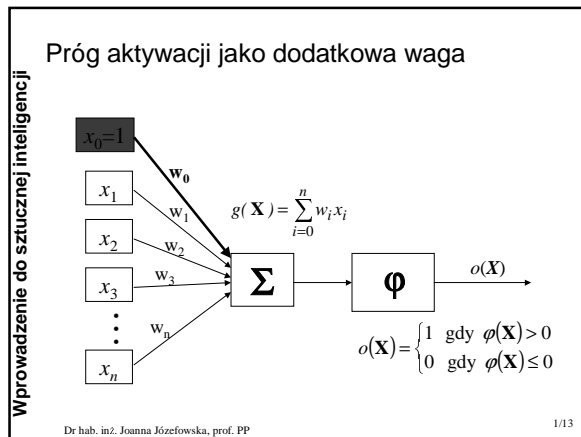
1/5

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji

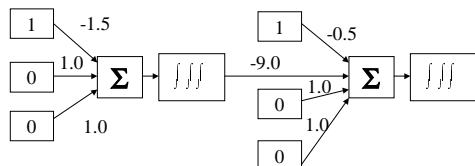
Perceptron

1/6





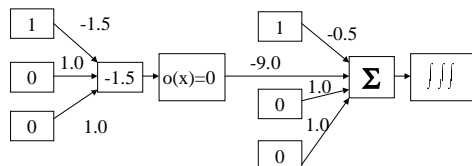
Wielowarstwowy perceptron rozwiązujący problem XOR



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/19

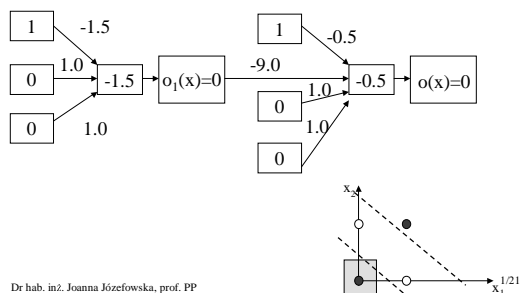
Wielowarstwowy perceptron rozwiązujący problem XOR



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/20

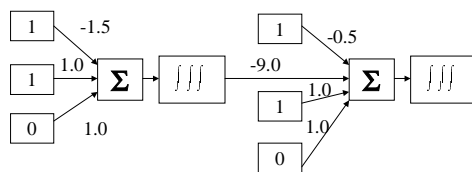
Wielowarstwowy perceptron rozwiązujący problem XOR



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/21

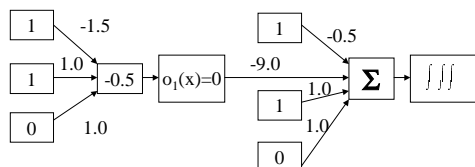
Wielowarstwowy perceptron rozwiązujący problem XOR



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/22

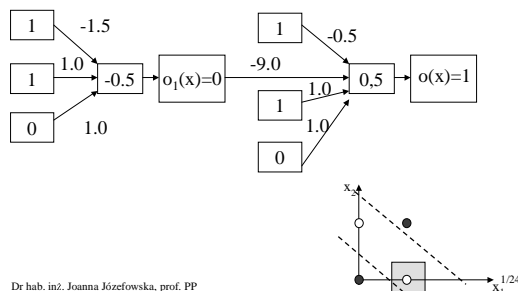
Wielowarstwowy perceptron rozwiązujący problem XOR



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

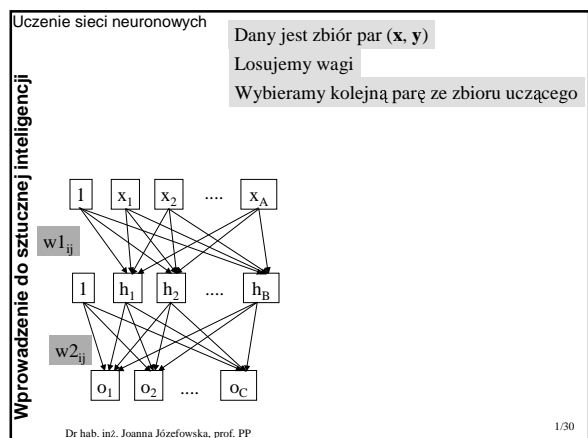
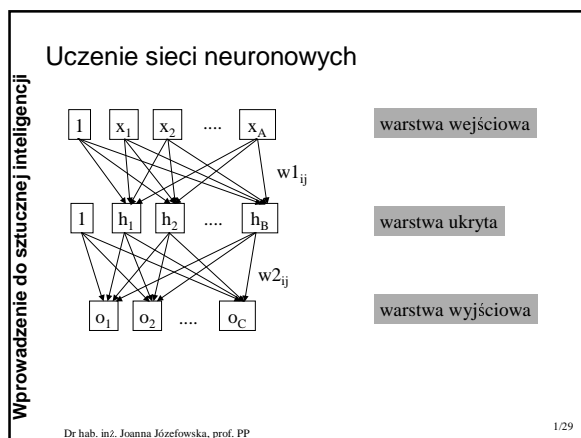
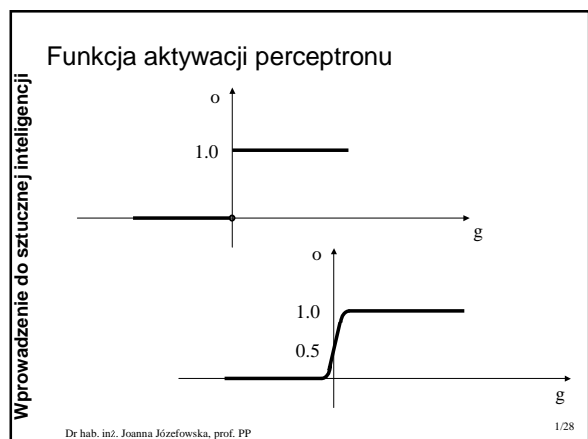
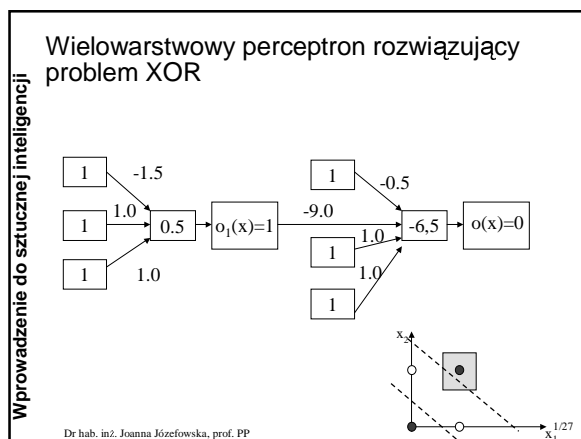
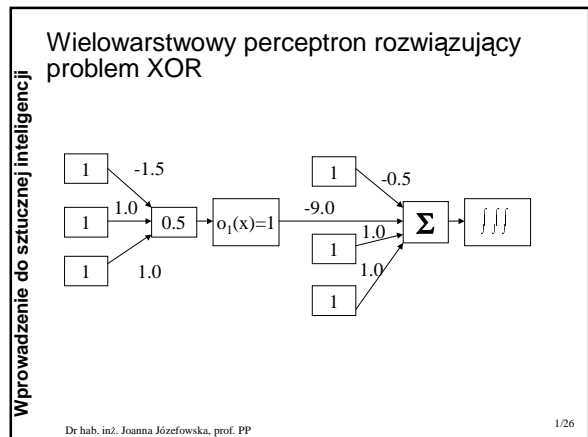
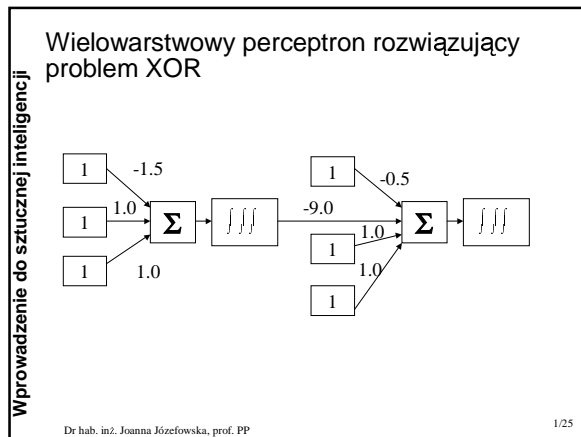
1/23

Wielowarstwowy perceptron rozwiązujący problem XOR



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/24



Uczenie sieci neuronowych

Dany jest zbiór par (\mathbf{x}, \mathbf{y})
 Losujemy wagi
 Wybieramy kolejną parę ze zbioru uczącego
 Obliczamy wartości w warstwie ukrytej

$$h_j = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=0}^A w_{1ij} x_i}} \quad j = 1, \dots, B$$

Dr hab. inż. Joanna Józefowska, prof. PP

1/31

Uczenie sieci neuronowych

Dany jest zbiór par (\mathbf{x}, \mathbf{y})
 Losujemy wagi
 Wybieramy kolejną parę ze zbioru uczącego
 Obliczamy wartości w warstwie ukrytej

$$h_j = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=0}^A w_{1ij} x_i}} \quad j = 1, \dots, B$$

Dr hab. inż. Joanna Józefowska, prof. PP

1/32

Uczenie sieci neuronowych

Dany jest zbiór par (\mathbf{x}, \mathbf{y})
 Losujemy wagi
 Wybieramy kolejną parę ze zbioru uczącego
 Obliczamy wartości w warstwie ukrytej
 Obliczamy wartości w warstwie wyjściowej

$$h_j = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=0}^A w_{1ij} x_i}} \quad j = 1, \dots, B$$

$$o_j = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=0}^B w_{2ij} h_i}} \quad j = 1, \dots, C$$

Dr hab. inż. Joanna Józefowska, prof. PP

1/33

Uczenie sieci neuronowych

Dany jest zbiór par (\mathbf{x}, \mathbf{y})
 Losujemy wagi
 Wybieramy kolejną parę ze zbioru uczącego
 Obliczamy wartości w warstwie ukrytej
 Obliczamy wartości w warstwie wyjściowej

$$h_j = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=0}^A w_{1ij} x_i}} \quad j = 1, \dots, B$$

$$o_j = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=0}^B w_{2ij} h_i}} \quad j = 1, \dots, C$$

Dr hab. inż. Joanna Józefowska, prof. PP

1/34

Uczenie sieci neuronowych

- Dany jest zbiór par (\mathbf{x}, \mathbf{y})
- Losujemy wagi
- Wybieramy kolejną parę ze zbioru uczącego
- Obliczamy wartości w warstwie ukrytej
- Obliczamy wartości w warstwie wyjściowej
- Obliczamy błąd dla elementów w warstwie wyjściowej

$$\delta \delta_j = o_j(1 - o_j)(o_j - y_j), \quad j = 1, \dots, C$$

Dr hab. inż. Joanna Józefowska, prof. PP

1/35

Uczenie sieci neuronowych

- Dany jest zbiór par (\mathbf{x}, \mathbf{y})
- Losujemy wagi
- Wybieramy kolejną parę ze zbioru uczącego
- Obliczamy wartości w warstwie ukrytej
- Obliczamy wartości w warstwie wyjściowej
- Obliczamy błąd dla elementów w warstwie wyjściowej
- Korygujemy wagi

$$w_{2ij} := w_{2ij} + \eta \delta \delta_j$$

$$i = 0, \dots, B; j = 1, \dots, C$$

Dr hab. inż. Joanna Józefowska, prof. PP

1/36

Uczenie sieci neuronowych

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji

- ▶ Dany jest zbiór par (\mathbf{x}, \mathbf{y})
- ▶ Losujemy wagi
- ▶ Wybieramy kolejną parę ze zbioru uczącego
- ▶ Obliczamy wartości w warstwie ukrytej
- ▶ Obliczamy wartości w warstwie wyjściowej
- ▶ Obliczamy błąd dla elementów w warstwie wyjściowej
- ▶ Korygujemy wagi w_{2ij}
- ▶ Obliczamy błąd dla elementów w warstwie ukrytej

$$\delta l_j = h_j(1 - h_j) \sum \delta l_i w_{ji}, j = 1, \dots, B$$

Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/37

Uczenie sieci neuronowych

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji

- ▶ Dany jest zbiór par (\mathbf{x}, \mathbf{y})
- ▶ Losujemy wagi
- ▶ Wybieramy kolejną parę ze zbioru uczącego
- ▶ Obliczamy wartości w warstwie ukrytej
- ▶ Obliczamy wartości w warstwie wyjściowej
- ▶ Obliczamy błąd dla elementów w warstwie wyjściowej
- ▶ Korygujemy wagi w_{2ij}
- ▶ Obliczamy błąd dla elementów w warstwie ukrytej
- ▶ Korygujemy wagi

$$w_{1ij} := w_{1ij} + \eta \delta l_j x_i, i = 0, \dots, A, j = 1, \dots, B$$

Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

Uczenie sieci neuronowych

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji

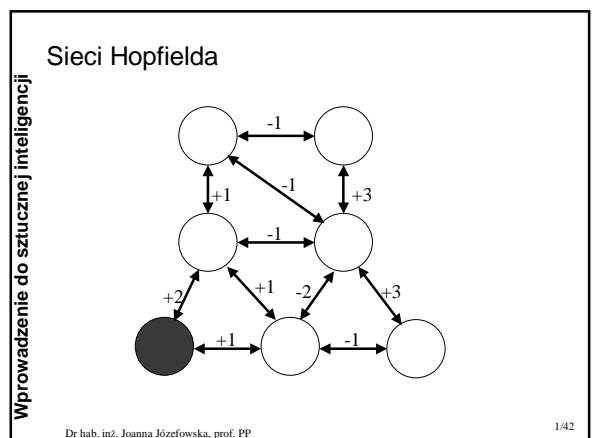
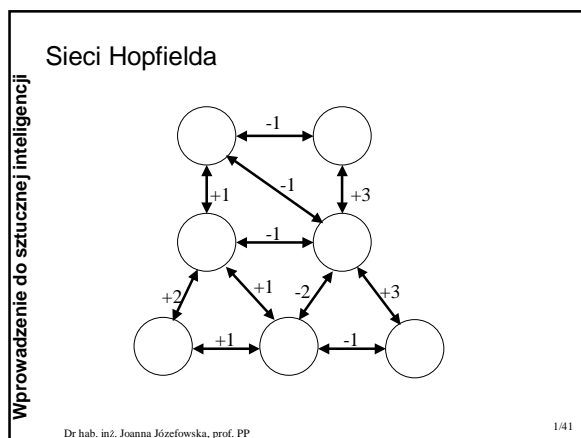
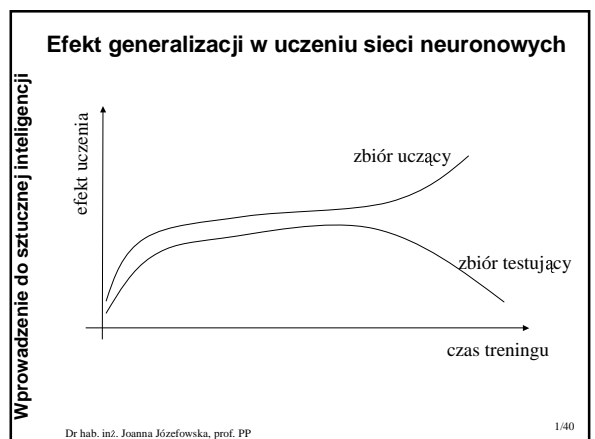
- ▶ Dany jest zbiór par (\mathbf{x}, \mathbf{y})
- ▶ Losujemy wagi
- ▶ Wybieramy kolejną parę ze zbioru uczącego
- ▶ Obliczamy wartości w warstwie ukrytej
- ▶ Obliczamy wartości w warstwie wyjściowej
- ▶ Obliczamy błąd dla elementów w warstwie wyjściowej
- ▶ Korygujemy wagi w_{2ij}
- ▶ Obliczamy błąd dla elementów w warstwie ukrytej
- ▶ Korygujemy wagi w_{1ij}

Koniec epoki

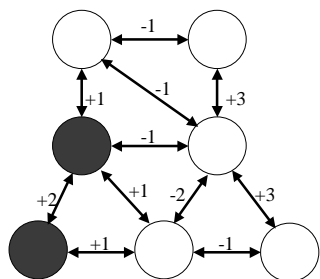
Backpropagation algorithm

Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/39



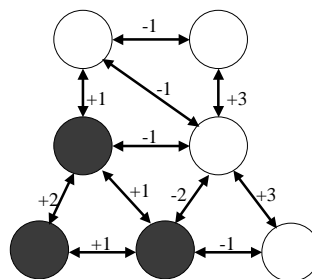
Sieci Hopfielda



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/43

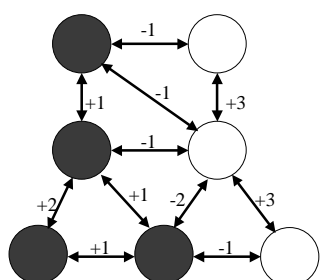
Sieci Hopfielda



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/44

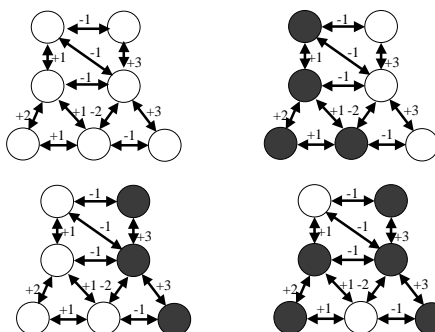
Sieci Hopfielda



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/45

Stany równowagi



Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/46

Własności sieci Hopfielda

- rozproszona reprezentacja - informacja jest zapamiętywana jako wzorec aktywacji
- rozproszone, asynchroniczne sterowanie - każdy element podejmuje decyzję w oparciu o lokalną wiedzę
- pamięć adresowalna przez zawartość - aby odtworzyć wzorec zapisany w sieci wystarczy podać fragment informacji
- tolerancja błędów - jeżeli jakiś element popełni błąd, to cała sieć i tak poda poprawne rozwiązanie

Dr hab. inż. Joanna Jóźefowska, prof. PP

1/47