

Computer Vision 3

Ș.I. dr. ing. Mihai DOGARIU
www.mdogariu.aimultimedialab.ro

1

Structura cursului



- M1. Introducere
- M2. Fundamentele Învățării Adânci (Deep Learning Fundamentals)
- M3. Învățare Adâncă Supervizată (Supervised Deep Learning)
- M4. Învățare Adâncă Nesupervizată (Unsupervised Deep Learning)
- M5. Învățare Consolidată (Reinforcement Learning)

13.10.2022

Computer Vision 3, Ș.I. Mihai DOGARIU

2

2

M2. Fundamentele Învățării Adânci

- 2.1. Structura unei rețele neuronale
- 2.2. Procesul de bază al învățării
- 2.3. Terminologie
- 2.4. Considerații practice

13.10.2022

Computer Vision 3, Ș.I. Mihai DOGARIU

3

3

Definiția Învățării

Învățare (learning) = procesul de a dobândi noi înțelegeri, cunoștințe, comportamente, aptitudini, valori, atitudini sau preferințe [1].

Învățarea mașinilor (machine learning) = spunem despre un sistem că „învăță” din experiența E cu privire la o clasă de sarcini de lucru T și o măsură de performanță P, dacă performanța sa în rezolvarea sarcinilor T, măsurată prin P, crește cu experiența E [2].

Exemplu:

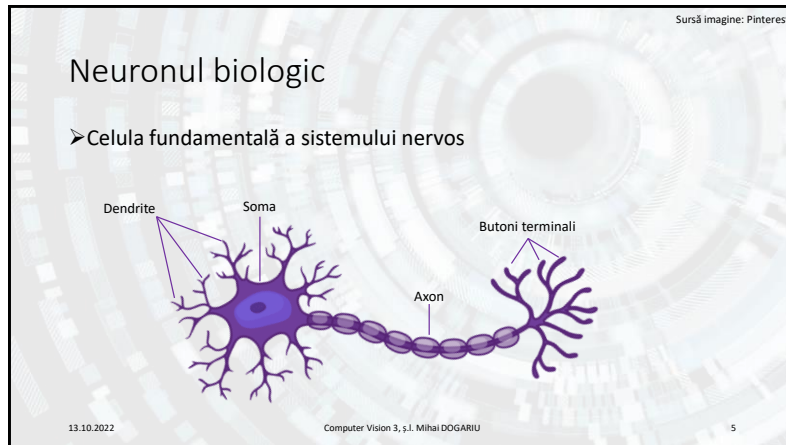
- T = prognoză meteo (plouă/nu plouă)
- P = procentajul de zile prezise corect
- E = datele meteo ale precedentilor 3 ani

13.10.2022

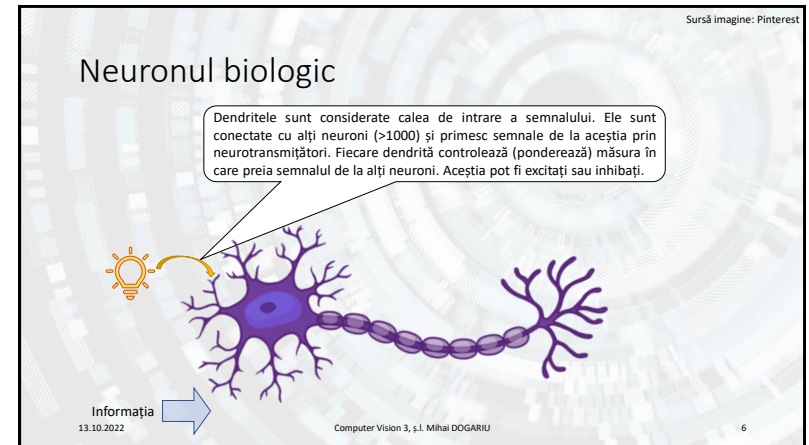
Computer Vision 3, Ș.I. Mihai DOGARIU

4

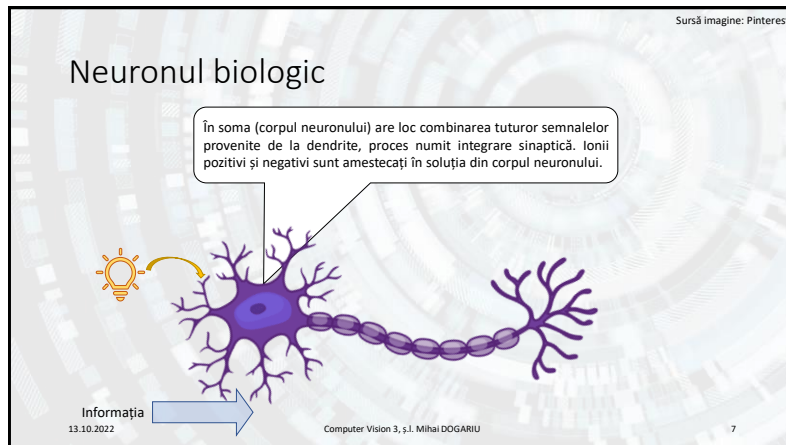
4



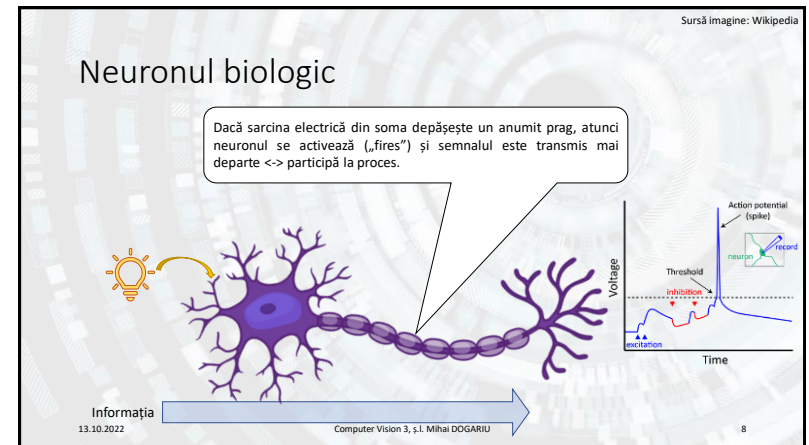
5



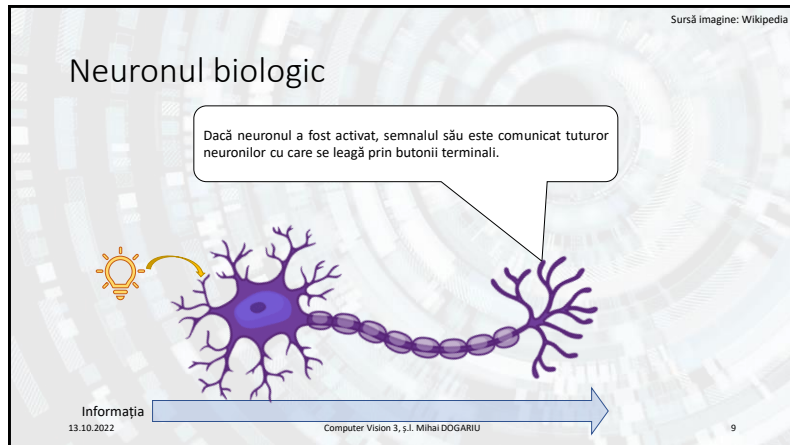
6



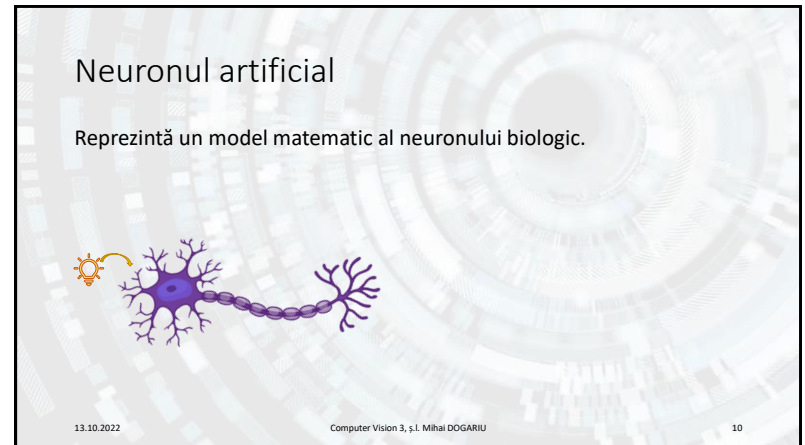
7



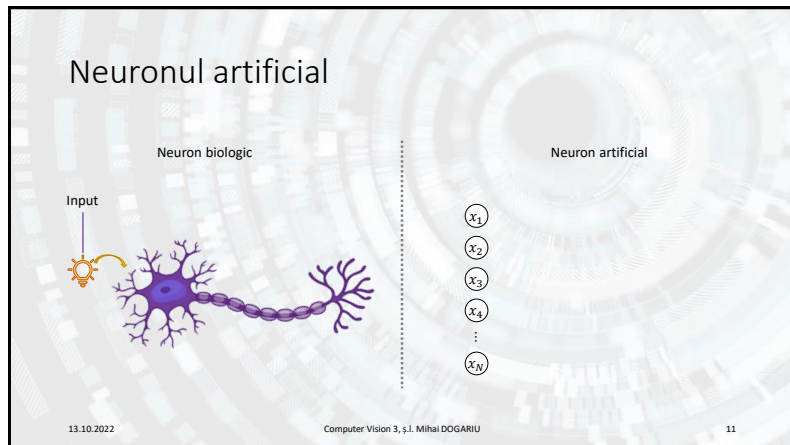
8



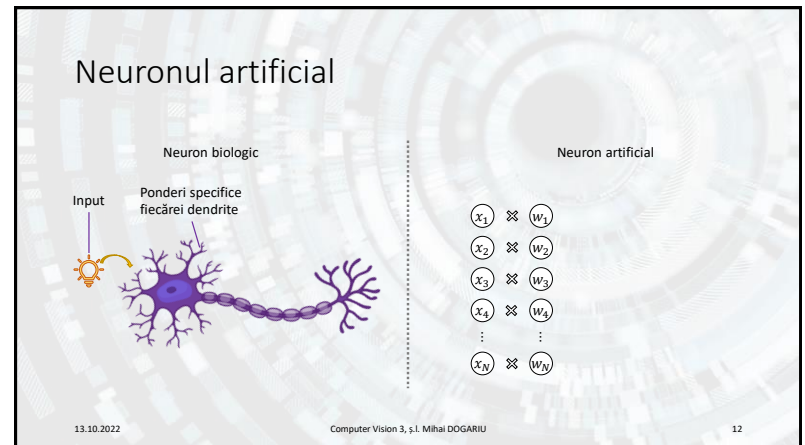
9



10

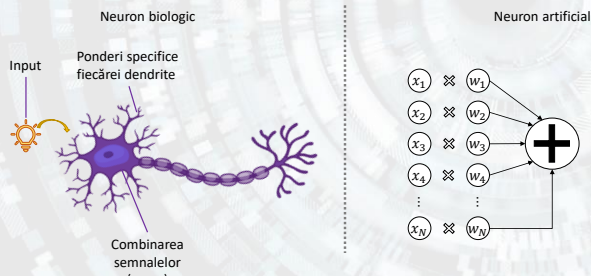


11



12

Neuronul artificial



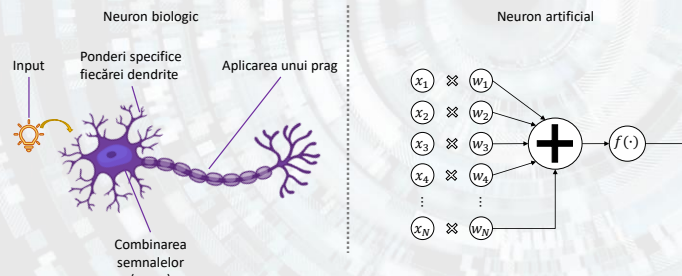
13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

13

13

Neuronul artificial



13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

14

14

Neuronul artificial

Modelul matematic:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right)$$

w_i – ponderi

x_i – vector de intrare

n – dimensiunea vectorului de intrare

$f(\cdot)$ – funcție de activare

y – ieșirea neuronului

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

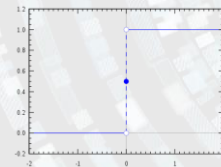
15

15

Neuronul artificial – funcția de activare

Rol: implementează pragul de activare al neuronului biologic – ce fel de funcție putem aplica?

Funcția prag (Heaviside): $H(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$

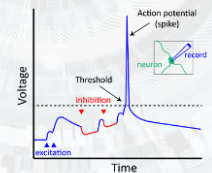


13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

16

16



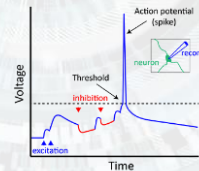
Sursă imagine: Wikipedia

Neuronul artificial – funcția de activare

Fiecare neuron are un prag propriu de activare = polarizarea neuronului. Pentru a păstra funcția de activare Heaviside, includem polarizarea în formularea modelului neuronului artificial.

$$f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^n w_i x_i \geq \text{prag} \\ 0, & \sum_{i=1}^n w_i x_i < \text{prag} \end{cases}$$

$$H\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \text{prag}\right) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^n w_i x_i - \text{prag} \geq 0 \\ 0, & \sum_{i=1}^n w_i x_i - \text{prag} < 0 \end{cases}$$



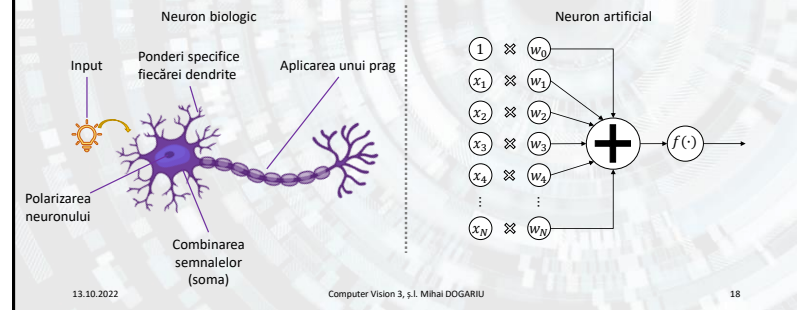
13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU

17

17

Neuronul artificial



13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU

18

18

Neuronul artificial

Modelul matematic:

$$y = f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_i\right) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) = f(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b)$$

w_i – ponderi; $w_0 \rightarrow b$ - polarizare (bias)

x_i – vector de intrare; $x_0 = 1$

n – dimensiunea vectorului de intrare

$f(\cdot)$ – funcție de activare; $f(\cdot) = H(\cdot) \Rightarrow$ perceptron (clasificator binar)

y – ieșirea neuronului

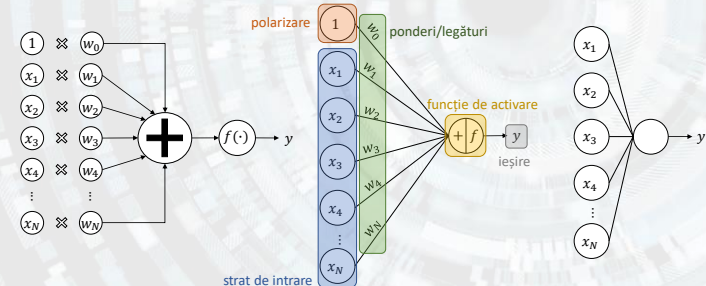
13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU

19

19

Neuronul artificial – reprezentare grafică



13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU

20

20

Perceptronul

- Caz particular al neuronului artificial
- Folosește funcția de activare Heaviside
- Poate fi folosit pentru a implementa doar modele liniar separabile



13.10.2022

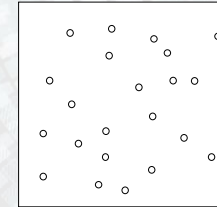
Computer Vision 3, ș.l. Mihai DOGARU

21

21

Spațiu liniar separabil

Un spațiu bidimensional de puncte făcând parte din 2 tipuri (clase) diferite de puncte este liniar separabil dacă există o dreaptă care separă planul în cele 2 clase distincte. Această dreaptă nu este unică.



13.10.2022

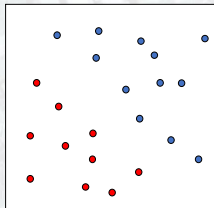
Computer Vision 3, ș.l. Mihai DOGARU

22

22

Spațiu liniar separabil

Un spațiu bidimensional de puncte făcând parte din 2 tipuri (clase) diferite de puncte este liniar separabil dacă există o dreaptă care separă planul în cele 2 clase distincte. Această dreaptă nu este unică.



13.10.2022

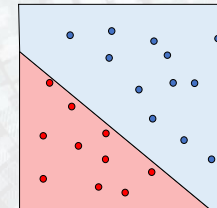
Computer Vision 3, ș.l. Mihai DOGARU

23

23

Spațiu liniar separabil

Un spațiu bidimensional de puncte făcând parte din 2 tipuri (clase) diferite de puncte este liniar separabil dacă există o dreaptă care separă planul în cele 2 clase distincte. Această dreaptă nu este unică.



13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DOGARU

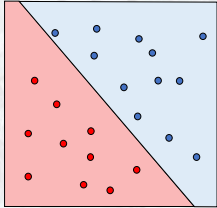
24

24

Sursă imagine: Pinterest

Spațiu liniar separabil

Un spațiu bidimensional de puncte făcând parte din 2 tipuri (clase) diferite de puncte este liniar separabil dacă există o dreaptă care separă planul în cele 2 clase distincte. Această dreaptă nu este unică.



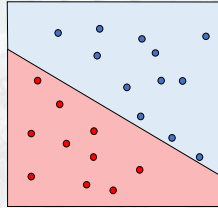
13.10.2022 Computer Vision 3, ș.I. Mihai DOGARU 25

25

Sursă imagine: Pinterest

Spațiu liniar separabil

Un spațiu bidimensional de puncte făcând parte din 2 tipuri (clase) diferite de puncte este liniar separabil dacă există o dreaptă care separă planul în cele 2 clase distincte. Această dreaptă nu este unică.



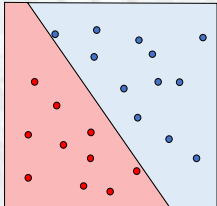
13.10.2022 Computer Vision 3, ș.I. Mihai DOGARU 26

26

Sursă imagine: Pinterest

Spațiu liniar separabil

Un spațiu bidimensional de puncte făcând parte din 2 tipuri (clase) diferite de puncte este liniar separabil dacă există o dreaptă care separă planul în cele 2 clase distincte. Această dreaptă nu este unică.




13.10.2022 Computer Vision 3, ș.I. Mihai DOGARU 27

27

Sursă imagine: veryicon

Învățarea unui perceptron

Învățarea = procesul iterativ prin care sunt găsite valorile tuturor parametrilor perceptronului astfel încât modelul final să clasifice corect în mod binar datele de intrare.



Ce parametri sunt fiși?

- input
- output
- funcția de transfer

Ce parametri pot fi ajustați/învățați?

- ponderile
- polarizarea

13.10.2022 Computer Vision 3, ș.I. Mihai DOGARU 28

28

Învățarea unui perceptron

Notății:

- $D = \{(x_1, \hat{y}_1), (x_2, \hat{y}_2), \dots, (x_n, \hat{y}_n)\}$ – setul de date de antrenare;
- x_j – al j -lea vector de intrare n -dimensional;
- $x_{j,i}$ – a i -a componentă a celui de-al j -lea vector de intrare;
- \hat{y}_j – a j -a ieșire dorită, corespunzând lui $x_j \leftrightarrow$ groundtruth;
- $y = f(x)$ – ieșirea sistemului pentru vectorul de intrare x ;
- α – rata de învățare, ce va avea o valoare între 0 și 1;
- w_i – ponderea de pe poziția i , care se va înmulți cu componenta i a vectorului de intrare;
- $x_{j,0} = 1, \forall j$;
- w_0 – polarizarea;
- $w_i(t)$ – valoarea ponderii w_i la momentul de timp t .

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

29

29

Învățarea unui perceptron

Algoritm:

1. inițializarea ponderilor la o valoare mică.
2. pentru fiecare pereche (x_j, \hat{y}_j) din setul de date de antrenare:

2.1. calculăm ieșirea sistemului:

$$y_j(t) = f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_{j,i}\right)$$

2.2. actualizăm ponderile, $\forall i, 0 \leq i \leq n$:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha * (\hat{y}_j - y_j(t)) * x_{j,i}$$

3. repetăm pasul 2 până când eroarea iterației este mai mică decât un prag prestabilit sau până când s-au rulat un anumit număr de iterații.

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

30

30

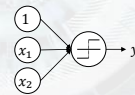
Învățarea unui perceptron

Aplicație

Să se realizeze un perceptron care implementează funcția logică AND.

AND	0	1
0	0	0
1	0	1

	Input		Output
j=1	0	0	0
j=2	0	1	0
j=3	1	0	0
j=4	1	1	1
	$x_{j,1}$	$x_{j,2}$	\hat{y}_j



$D = \{(0, 0, 0), (0, 1, 0), (1, 0, 0), (1, 1, 1)\}$
 $\alpha = 1$

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

31

31

Învățarea unui perceptron

1. Inițializăm toate ponderile (o singură dată):

$$w_0 = w_1 = w_2 = 0$$

- 2.1. calculăm ieșirea sistemului:

$$\begin{aligned} y_1(0) &= f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_{1,i}\right) \\ &= f(w_0 x_{1,0} + w_1 x_{1,1} + w_2 x_{1,2}) \\ &= f(0 * 1 + 0 * 0 + 0 * 0) \\ &= f(0) \\ &= 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} f(x) &= \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \\ t &= 0 \quad j = 1 \\ w_0 &= 0; \quad x_{1,0} = 1 \\ w_1 &= 0; \quad x_{1,1} = 0 \\ w_2 &= 0; \quad x_{1,2} = 0 \\ \hat{y}_1 &= 0 \end{aligned}$$

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

32

32

Învățarea unui perceptron

2.2. actualizăm ponderile, $\forall i, 0 \leq i \leq n$:

$$\begin{aligned} w_0(1) &= w_0(0) + \alpha * (\hat{y}_1 - y_1(0)) * x_{1,0} \\ w_1(1) &= w_1(0) + \alpha * (\hat{y}_1 - y_1(0)) * x_{1,1} \\ w_2(1) &= w_2(0) + \alpha * (\hat{y}_1 - y_1(0)) * x_{1,2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} w_0(1) &= 0 + 1 * (0 - 1) * 1 = -1 \\ w_1(1) &= 0 + 1 * (0 - 1) * 0 = 0 \\ w_2(1) &= 0 + 1 * (0 - 1) * 0 = 0 \end{aligned}$$

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

$t = 0 \quad j = 1$
 $w_0 = 0; \quad x_{1,0} = 1$
 $w_1 = 0; \quad x_{1,1} = 0$
 $w_2 = 0; \quad x_{1,2} = 0$
 $\hat{y}_1 = 0$

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU

33

33

Învățarea unui perceptron

2.1. calculăm ieșirea sistemului:

$$\begin{aligned} y_2(1) &= f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_{2,i}\right) \\ &= f(w_0 x_{2,0} + w_1 x_{2,1} + w_2 x_{2,2}) \\ &= f(-1 * 1 + 0 * 0 + 0 * 1) \\ &= f(-1) \\ &= 0 \end{aligned}$$

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

$t = 1 \quad j = 2$
 $w_0 = -1; \quad x_{2,0} = 1$
 $w_1 = 0; \quad x_{2,1} = 0$
 $w_2 = 0; \quad x_{2,2} = 1$
 $\hat{y}_2 = 0$

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU

34

34

Învățarea unui perceptron

2.2. actualizăm ponderile, $\forall i, 0 \leq i \leq n$:

$$\begin{aligned} w_0(2) &= w_0(1) + \alpha * (\hat{y}_2 - y_2(1)) * x_{2,0} \\ w_1(2) &= w_1(1) + \alpha * (\hat{y}_2 - y_2(1)) * x_{2,1} \\ w_2(2) &= w_2(1) + \alpha * (\hat{y}_2 - y_2(1)) * x_{2,2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} w_0(2) &= -1 + 1 * (0 - 0) * 1 = -1 \\ w_1(2) &= 0 + 1 * (0 - 0) * 0 = 0 \\ w_2(2) &= 0 + 1 * (0 - 0) * 1 = 0 \end{aligned}$$

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

$t = 1 \quad j = 2$
 $w_0 = -1; \quad x_{2,0} = 1$
 $w_1 = 0; \quad x_{2,1} = 0$
 $w_2 = 0; \quad x_{2,2} = 1$
 $\hat{y}_2 = 0$

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU

35

35

Învățarea unui perceptron

2.1. calculăm ieșirea sistemului:

$$\begin{aligned} y_3(2) &= f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_{3,i}\right) \\ &= f(w_0 x_{3,0} + w_1 x_{3,1} + w_2 x_{3,2}) \\ &= f(-1 * 1 + 0 * 1 + 0 * 0) \\ &= f(-1) \\ &= 0 \end{aligned}$$

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

$t = 2 \quad j = 3$
 $w_0 = -1; \quad x_{3,0} = 1$
 $w_1 = 0; \quad x_{3,1} = 1$
 $w_2 = 0; \quad x_{3,2} = 0$
 $\hat{y}_3 = 0$

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU

36

36

Învățarea unui perceptron

2.2. actualizăm ponderile, $\forall i, 0 \leq i \leq n$:

$$\begin{aligned} w_0(3) &= w_0(2) + \alpha * (\hat{y}_3 - y_3(2)) * x_{3,0} \\ w_1(3) &= w_1(2) + \alpha * (\hat{y}_3 - y_3(2)) * x_{3,1} \\ w_2(3) &= w_2(2) + \alpha * (\hat{y}_3 - y_3(2)) * x_{3,2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} w_0(3) &= -1 + 1 * (0 - 0) * 1 = -1 \\ w_1(3) &= 0 + 1 * (0 - 0) * 1 = 0 \\ w_2(3) &= 0 + 1 * (0 - 0) * 0 = 0 \end{aligned}$$

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

$t = 2 \quad j = 3$
 $w_0 = -1; \quad x_{3,0} = 1$
 $w_1 = 0; \quad x_{3,1} = 1$
 $w_2 = 0; \quad x_{3,2} = 0$
 $\hat{y}_3 = 0$

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

37

37

Învățarea unui perceptron

2.1. calculăm ieșirea sistemului:

$$\begin{aligned} y_4(3) &= f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_{4,i}\right) \\ &= f(w_0 x_{4,0} + w_1 x_{4,1} + w_2 x_{4,2}) \\ &= f(-1 * 1 + 0 * 1 + 0 * 1) \\ &= f(-1) \\ &= 0 \end{aligned}$$

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

$t = 3 \quad j = 4$
 $w_0 = -1; \quad x_{4,0} = 1$
 $w_1 = 0; \quad x_{4,1} = 1$
 $w_2 = 0; \quad x_{4,2} = 1$
 $\hat{y}_4 = 1$

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

38

38

Învățarea unui perceptron

2.2. actualizăm ponderile, $\forall i, 0 \leq i \leq n$:

$$\begin{aligned} w_0(4) &= w_0(3) + \alpha * (\hat{y}_4 - y_4(3)) * x_{4,0} \\ w_1(4) &= w_1(3) + \alpha * (\hat{y}_4 - y_4(3)) * x_{4,1} \\ w_2(4) &= w_2(3) + \alpha * (\hat{y}_4 - y_4(3)) * x_{4,2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} w_0(4) &= -1 + 1 * (1 - 0) * 1 = 0 \\ w_1(4) &= 0 + 1 * (1 - 0) * 1 = 1 \\ w_2(4) &= 0 + 1 * (1 - 0) * 1 = 1 \end{aligned}$$

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

$t = 3 \quad j = 4$
 $w_0 = -1; \quad x_{4,0} = 1$
 $w_1 = 0; \quad x_{4,1} = 1$
 $w_2 = 0; \quad x_{4,2} = 1$
 $\hat{y}_4 = 1$

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

39

39

Învățarea unui perceptron

2.1. calculăm ieșirea sistemului:

$$\begin{aligned} y_1(4) &= f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_{1,i}\right) \\ &= f(w_0 x_{1,0} + w_1 x_{1,1} + w_2 x_{1,2}) \\ &= f(0 * 1 + 1 * 0 + 1 * 0) \\ &= f(0) \\ &= 1 \end{aligned}$$

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

$t = 4 \quad j = 1$
 $w_0 = 0; \quad x_{1,0} = 1$
 $w_1 = 1; \quad x_{1,1} = 0$
 $w_2 = 1; \quad x_{1,2} = 0$
 $\hat{y}_1 = 0$

S-a efectuat o trecere completă prin baza de date

13.10.2022

Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGARIU

40

40

Sursă imagine: veryicon

Învățarea unui perceptron

2.2. actualizăm ponderile, $\forall i, 0 \leq i \leq n$:

$$w_0(5) = w_0(4) + \alpha * (\hat{y}_1 - y_1(4)) * x_{1,0}$$

$$w_1(5) = w_1(4) + \alpha * (\hat{y}_1 - y_1(4)) * x_{1,1}$$

$$w_2(5) = w_2(4) + \alpha * (\hat{y}_1 - y_1(4)) * x_{1,2}$$

$f(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}$
 $t = 4 \quad j = 1$
 $w_0 = 0; \quad x_{1,0} = 1$
 $w_1 = 1; \quad x_{1,1} = 0$
 $w_2 = 1; \quad x_{1,2} = 0$
 $\hat{y}_1 = 0$

$$w_0(5) = 0 + 1 * (0 - 1) * 1 = -1$$

$$w_1(5) = 1 + 1 * (0 - 1) * 0 = 1$$

$$w_2(5) = 1 + 1 * (0 - 1) * 0 = 1$$

13.10.2022 Computer Vision 3, ș.l. Mihai DOĞARIU 41

41

Sursă imagine: veryicon

Învățarea unui perceptron

	$x_{j,0}$	$x_{j,1}$	$x_{j,2}$	\hat{y}_j	y_j	Δy	w_0	w_1	w_2
Iterația #1	j=1	1	0	0	0	1	-1	-1	0
	j=2	1	0	1	0	0	-1	0	0
	j=3	1	1	0	0	0	-1	0	0
	j=4	1	1	1	1	0	1	0	1

	$x_{j,0}$	$x_{j,1}$	$x_{j,2}$	\hat{y}_j	y_j	Δy	w_0	w_1	w_2
Iterația #2	j=1	1	0	0	0	1	-1	-1	1
	j=2	1	0	1	0	1	-1	-2	1
	j=3	1	1	0	0	0	-2	1	0
	j=4	1	1	1	1	0	1	-1	2

13.10.2022 Computer Vision 3, ș.l. Mihai DOĞARIU 42

42

Sursă imagine: veryicon

Învățarea unui perceptron

	$x_{j,0}$	$x_{j,1}$	$x_{j,2}$	\hat{y}_j	y_j	Δy	w_0	w_1	w_2
Iterația #3	j=1	1	0	0	0	0	-1	2	1
	j=2	1	0	1	0	1	-1	-2	2
	j=3	1	1	0	0	1	-1	-3	1
	j=4	1	1	1	1	0	1	-2	2

	$x_{j,0}$	$x_{j,1}$	$x_{j,2}$	\hat{y}_j	y_j	Δy	w_0	w_1	w_2
Iterația #4	j=1	1	0	0	0	1	-1	-3	2
	j=2	1	0	1	0	0	-3	2	1
	j=3	1	1	0	0	0	-3	2	1
	j=4	1	1	1	1	0	1	-2	3

13.10.2022 Computer Vision 3, ș.l. Mihai DOĞARIU 43

43

Sursă imagine: veryicon

Învățarea unui perceptron

	$x_{j,0}$	$x_{j,1}$	$x_{j,2}$	\hat{y}_j	y_j	Δy	w_0	w_1	w_2
Iterația #5	j=1	1	0	0	0	0	-2	3	2
	j=2	1	0	1	0	1	-1	-3	3
	j=3	1	1	0	0	1	-1	-4	2
	j=4	1	1	1	1	0	1	-3	3

	$x_{j,0}$	$x_{j,1}$	$x_{j,2}$	\hat{y}_j	y_j	Δy	w_0	w_1	w_2
Iterația #6	j=1	1	0	0	0	0	-3	3	2
	j=2	1	0	1	0	0	-3	3	2
	j=3	1	1	0	0	1	-1	-4	2
	j=4	1	1	1	1	1	0	-4	2

13.10.2022 Computer Vision 3, ș.l. Mihai DOĞARIU 44

44

Sursă imagine: veryicon

Învățarea unui perceptron

	$x_{j,0}$	$x_{j,1}$	$x_{j,2}$	\hat{y}_j	y_j	Δy	w_0	w_1	w_2
Iterația #7 j=1	1	0	0	0	0	0	-4	2	2
j=2	1	0	1	0	0	0	-4	2	2
j=3	1	1	0	0	0	0	-4	2	2
j=4	1	1	1	1	1	0	-4	2	2

Dacă nu apare nicio eroare pe parcursul unei iterații => s-a ajuns la convergența algoritmului

13.10.2022 Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU 45

45

Spațiu liniar separabil

Cum procedăm dacă spațiul nu este liniar separabil (e.g. funcția XOR)?

1. Combinăm mai multe funcții liniare în cascadă;
2. Aplicăm non-liniarități;
3. Combinăm mai multe funcții non-liniare în cascadă

13.10.2022 Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU 46

46

Sursă imagine: Santiago Ramón y Cajal

Rețeaua de neuroni

Sistemul nervos nu este format dintr-un singur neuron, ci dintr-o rețea. Numărul total de neuroni nu este cunoscut exact. Se estimează că ar fi 86.1 ± 8.1 miliarde de neuroni în corpul uman [3].

13.10.2022 Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU 47

47

Sfârșit M2

13.10.2022 Computer Vision 3, ș.l. Mihai DÔGĂRIU 48

48

Bibliografie

- [1] Gross, R. (2015). Psychology: The science of mind and behaviour 7th edition. Hodder Education.
- [2] Mitchell, T. M. (1997). Machine learning (Vol. 1). McGraw-hill New York.
- [3] Azevedo, F. A., Carvalho, L. R., Grinberg, L. T., Farfel, J. M., Ferretti, R. E., Leite, R. E., Jacob Filho, W., Lent, R., & Herculano-Houzel, S. (2009). Equal numbers of neuronal and nonneuronal cells make the human brain an isometrically scaled-up primate brain. *The Journal of comparative neurology*.