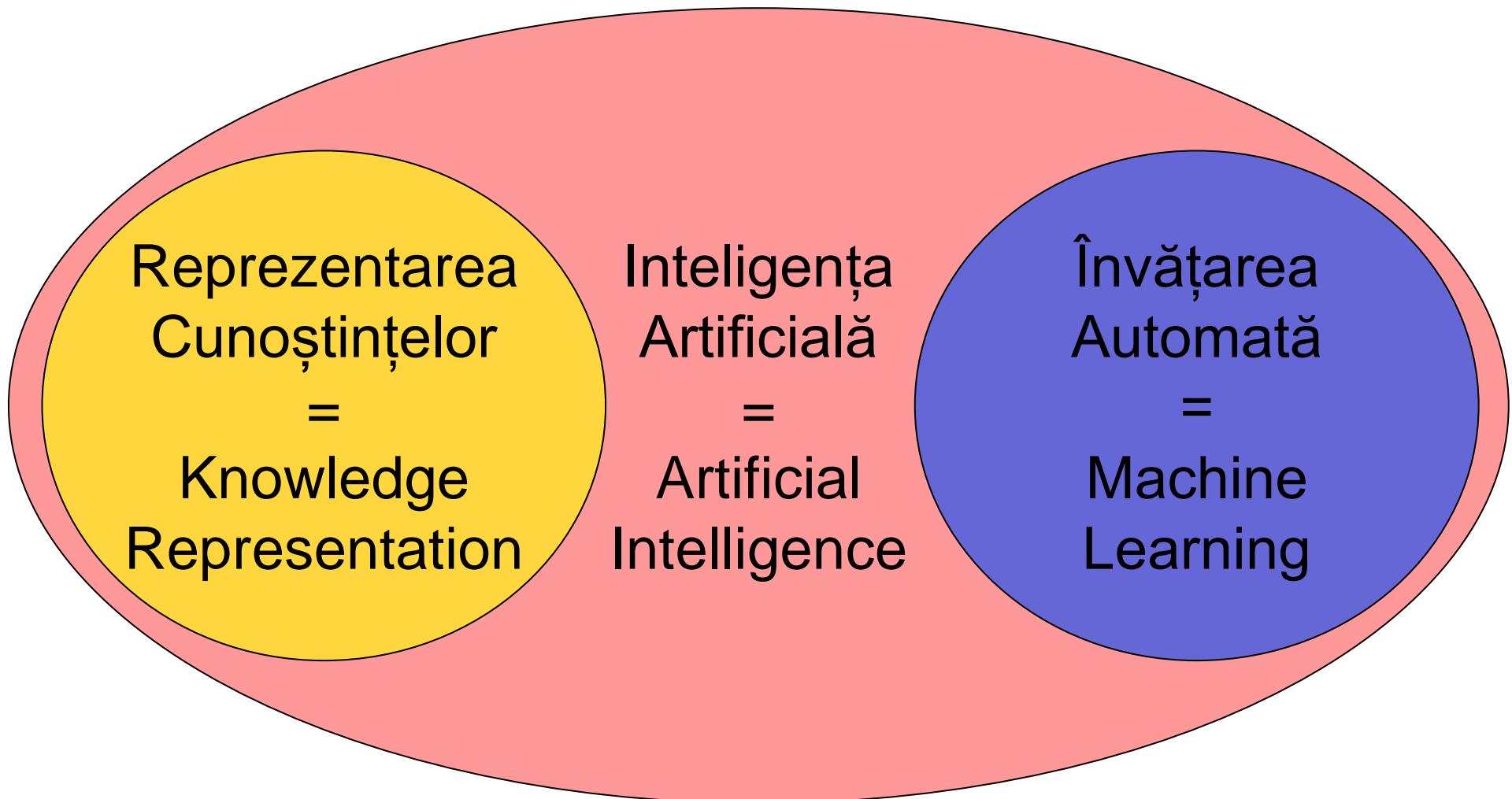


Inteligenta artificială. Învățare automată. Concepte de bază.

Prof. Dr. Radu Ionescu
raducu.ionescu@gmail.com

Facultatea de Matematică și Informatică
Universitatea din București

Inteligenta artificială și învățarea automată



Profesori - Învățarea automată

- Cursuri:
 - Radu Ionescu (raducu.ionescu[ML]@gmail.com)
- Laboratoare:
 - Mihail Burduja (warchildmd[ML]@gmail.com)
 - Iuliana Georgescu (georgescu_lily[ML]@yahoo.com)
 - Andrei Manea (andecenu@gmail.com)
 - Cătălin Ristea (r.catalin196[ML]@yahoo.ro)
 - Petru Soviany (petru.soviany[ML]@yahoo.com)
 - Marius Todea (todeamarius2006[ML]@gmail.com)

Sistem de notare

- Nota este formată din:
 - nota la examen 50%
 - nota la laborator 50%
- Vor fi două note la laborator, câte una pentru fiecare materie. Nota finală de la laborator este formată din media notelor de laborator
- Notele de la examen și laborator trebuie să fie ambele peste 5 (regula se aplică și la restanță, nu se reportează notele)
- La examen vor fi subiecte din ambele materii
- Pentru materia "Învățare automată", studenții vor prezenta un proiect individual în săptămâna a 8-a (respectiv a 11-a sau a 14-a)

Sistem de notare

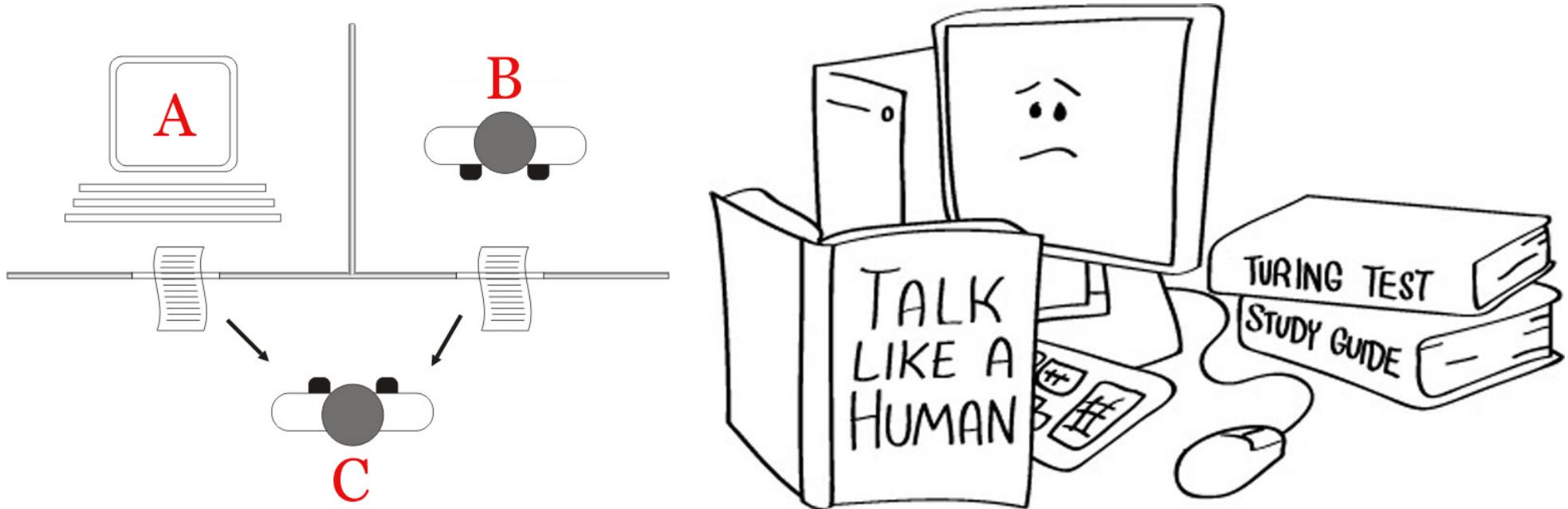
- Proiectul constă în dezvoltarea unei metode de clasificare și participarea la competiția (TBA) propusă pe platforma Kaggle
- Notele vor fi proporționale cu rata de acuratețe obținută:
 - Locurile 1-30 => nota maximă 10
 - Locurile 31-60 => nota maximă 9
 - Locurile 61-90 => nota maximă 8
 - Locurile 91-110 => nota maximă 7
 - Locurile 111-130 => nota maximă 6
 - Locul 131 sau mai jos => nota maximă 5
- Proiectul trebuie prezentat după ultimul laborator (se acordă 2 puncte pentru prezentare și documentație)
- Pentru nota ≥ 5 , trebuie depășită performanța baseline

Sistem de notare

- Puncte extra în timpul cursurilor / laboratoarelor
 - Primul care răspunde la o întrebare / rezolvă un exercițiu primește 0.2 puncte
 - Maxim 0.4 puncte pe curs / laborator de persoană (se puntează doar primele două răspunsuri corecte)
 - Până la 1 punct în plus la nota din examen
 - Până la 1 punct în plus la nota din laborator
-
- Codul va fi verificat cu soft anti-plagiat: NU este permisă preluare codului de pe web (sub nicio formă) sau de la colegi

La ce se referă inteligența artificială?

- Scopul suprem al inteligenței artificiale este de a construi sisteme care să atingă nivelul de inteligență al omului
- Testul Turing: un computer prezintă un nivel de inteligență uman dacă un interlocutor uman nu reușește să distingă, în urma unei conversații în limbaj natural, că vorbește cu un om sau cu un calculator



La ce se referă învățarea automată?

- O mare parte din cercetători consideră că acest scop poate fi atins prin imitarea modului în care o oamenii învăță
- **Învățarea automată** – domeniu care studiază modul în care calculatoarele pot fi înzestrate cu abilitatea de a învăța, fără ca aceasta să fie programată în mod explicit
- În acest context, **învățarea** se referă la:
 - recunoașterea unor tipare / structuri (patterns) complexe
 - luarea deciziilor inteligente bazate pe observațiile din **date**

Problemă “bine pusă” de învățare automată

- Ce probleme pot fi rezolvate* folosind învățarea automată?
- **Problemă “bine pusă” de învățare automată:**
- Spunem despre un program pe calculator că învață dintr-o experiență E în raport cu o clasă de task-uri T și o măsură de performanță P , dacă performanța sa în rezolvarea task-urilor T , măsurată prin P , se îmbunătășește odată cu experiența E
- **(*) rezolvate cu un anumit grad de acuratețe**

Problemă “bine pusă” de învățare automată

- Arthur Samuel (1959) a scris un program pentru a juca dame (probabil primul program bazat pe conceptul de învățare)
- Programul a jucat împotriva lui însuși 10 mii de jocuri
- Programul a fost conceput să găsească ce poziții ale tablei de joc erau bune sau rele în funcție de probabilitatea de a câștiga sau pierde
- În acest caz:
 - E = 10000 de jocuri
 - T = joacă dame
 - P = dacă câștigă sau nu



Strong AI versus Weak AI

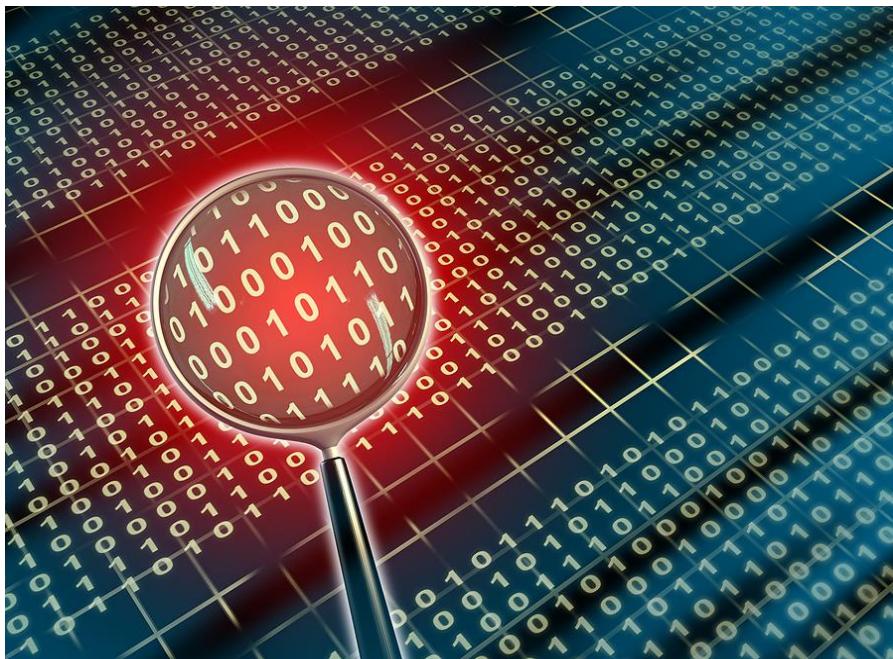
- strong / generic / true AI
(vezi definiția lui Turing)
- weak / narrow AI
(se focusează pe o anumită problemă)

Când se aplică învățarea automată?

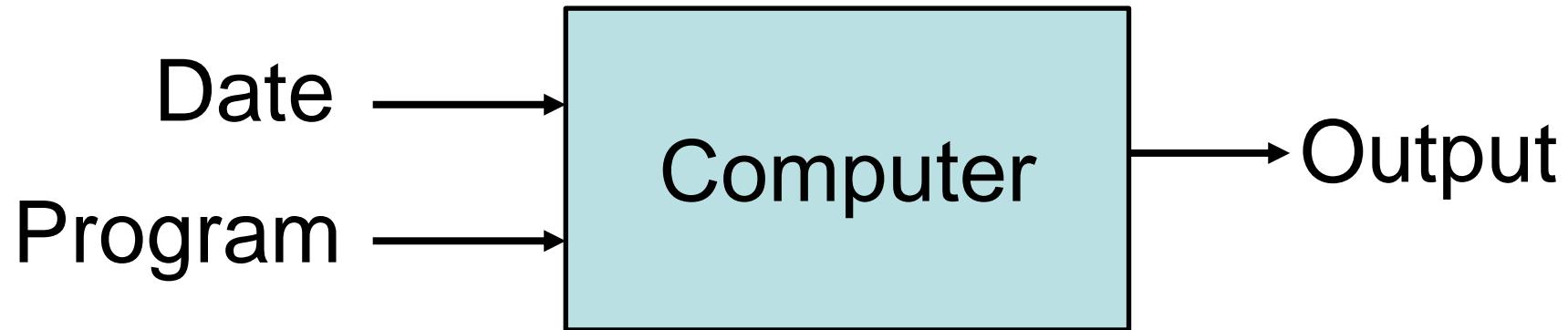
- Se aplică în situații în care este foarte greu (imposibil) să definim un set de reguli de mână / să scriem un program
- Exemple de probleme unde putem aplica învățarea automată:
 - Detectarea facială
 - Înțelegerea vorbirii
 - Prezicerea prețului acțiunilor
 - Recunoașterea obiectelor

Esența învățării automate

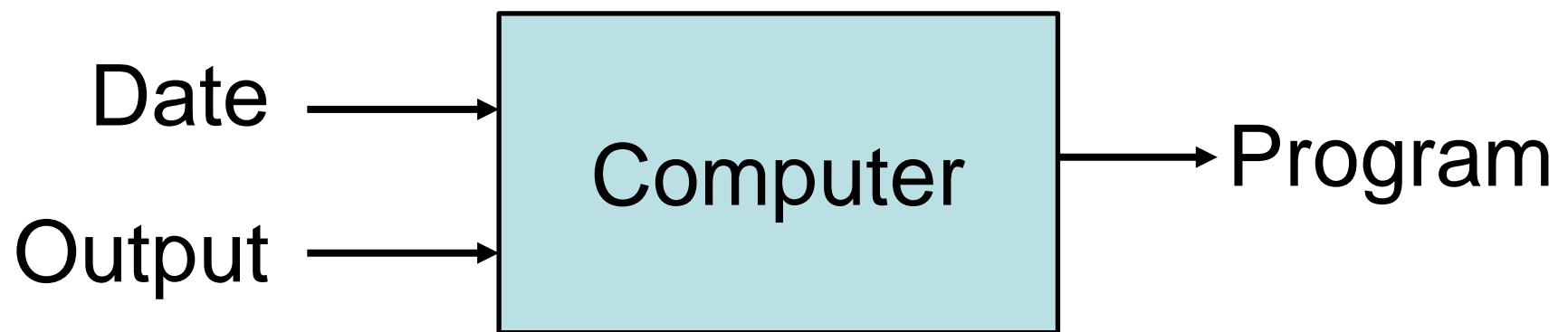
- Există un tipar
- Dar nu îl putem exprima programatic / matematic
- Avem date / exemple în care regăsim acest tipar



Programare tradițională



Învățare automată



Ce este învățarea automată?

[Arthur Samuel, 1959] field of study that

- gives computers the ability to learn without being explicitly programmed

[Kevin Murphy] algorithms that

- automatically detect patterns in data
- use the uncovered patterns to predict future data or other outcomes of interest

[Tom Mitchell] algorithms that

- improve their performance (P)
- at some task (T)
- with experience (E)

Scurt istoric al inteligenței artificiale



A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence.

(John McCarthy)



Scurt istoric al inteligenței artificiale

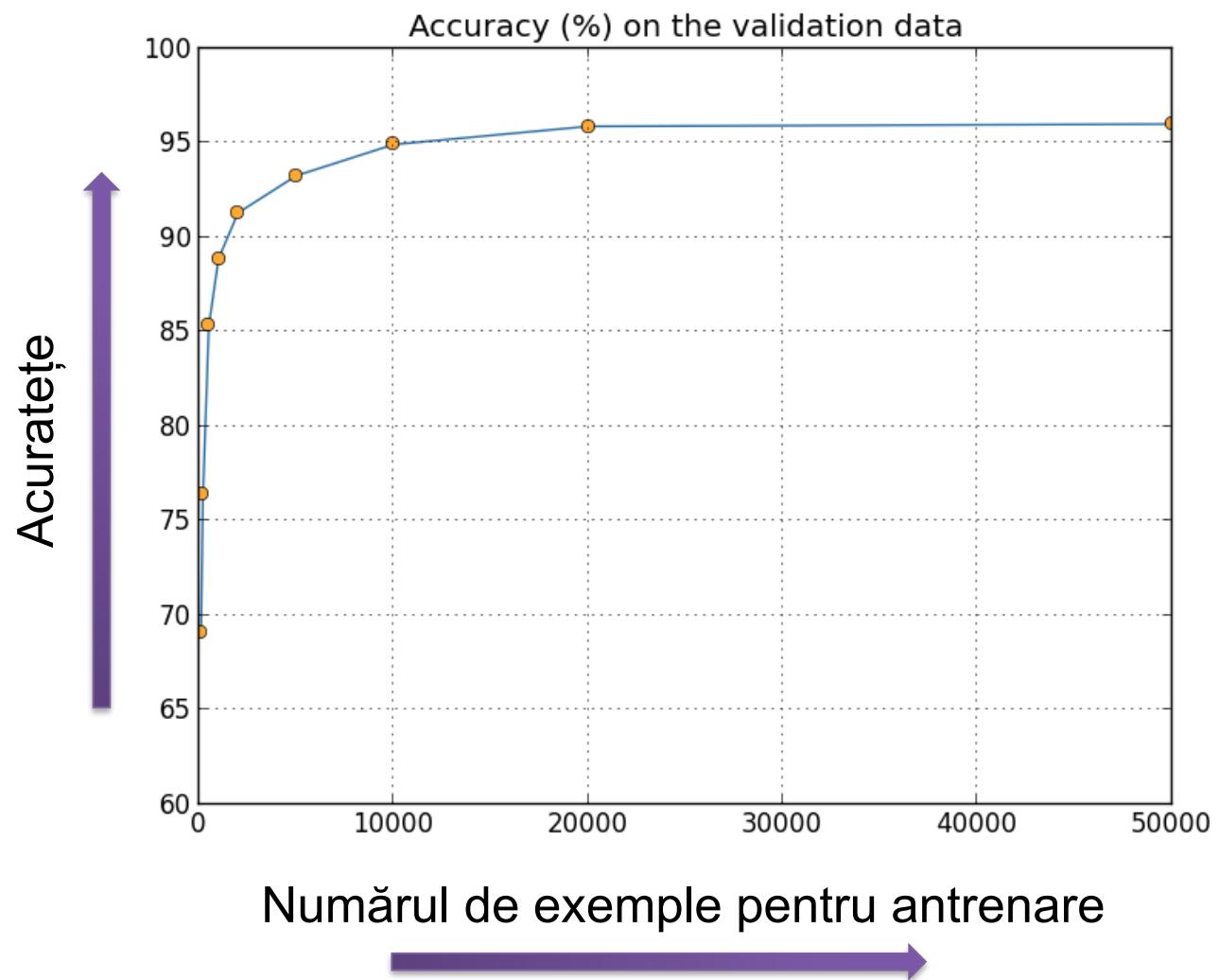
- “We propose that a 2 month, 10 man study of artificial intelligence be carried out during the summer of 1956 at Dartmouth College in Hanover, New Hampshire.”
- The study is to proceed on the basis of the conjecture that every aspect of learning or any other feature of intelligence can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it.
- An attempt will be made to find how to make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves.
- We think that a significant advance can be made in one or more of these problems if a carefully selected group of scientists work on it together for a summer.”

Scurt istoric al inteligenței artificiale

- Anii 1960-1980: "AI Winter"
- Anii 1990: Rețelele neuronale domină, în principal datorită descoperirii algoritmului de propagare a erorii înapoi pentru rețele cu mai multe straturi
- Anii 2000: Metodele kernel domină, în principal din cauza instabilității rețelelor neuronale
- Anii 2010: Revenirea la rețelele neuronale, în principal datorită conceptului de învățare profundă (deep learning)

De ce funcționează în prezent?

- Mai multă putere de calcul
- Mai multe date
- Modele mai bune



Esența învățării automate

- Mii de algoritmi de învățare automată existenți
 - Cercetătorii publică sute de noi algoritmi în fiecare an
- Simplificând decenii de cercetare în domeniu, putem reduce învățarea automată la:
 - Învățarea unei funcții f care să mapeze un input X către un output Y , anume $f: X \rightarrow Y$
 - Exemplu: X : email-uri, Y : {spam, non-spam}

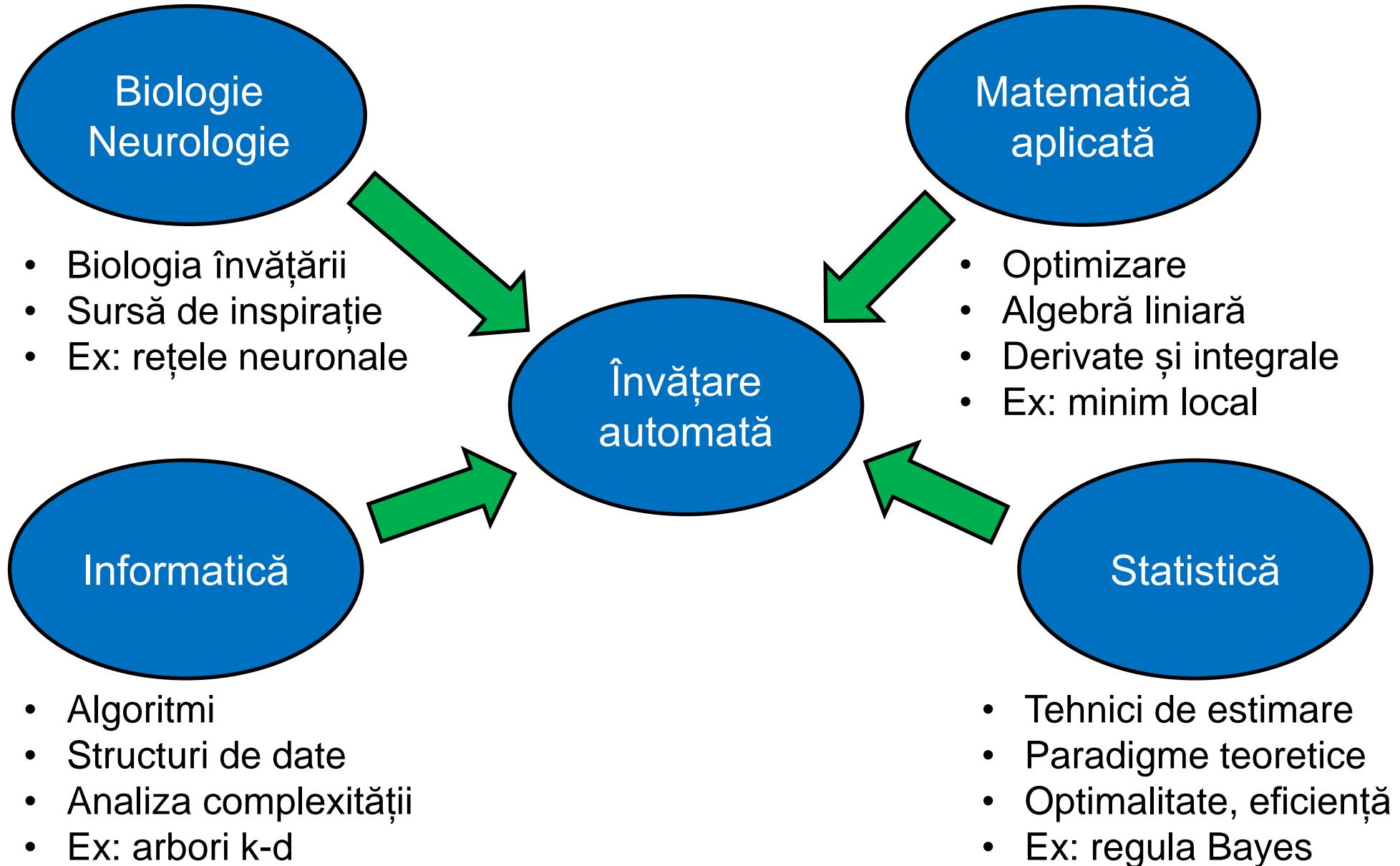
Esența învățării automate

- Input: X (imagini, texte, email-uri...)
- Output: Y (spam sau non-spam...)
- Funcție Target (necunoscută)
 $f: X \rightarrow Y$ (realitatea / "adevărata" mapare)
- Date
 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots (x_N, y_N)$
- Model
 $g: X \rightarrow Y$
 $y = g(x) = sign(w^T x)$

Esența învățării automate

- Orice algoritm de învățare automată are 3 componente:
 - Reprezentare / Modelare
 - Evaluare / Funcție obiectiv
 - Optimizare

Ce cunoștințe sunt necesare?



Paradigme ale învățării

- Învățare supervizată (supervised learning)
- Învățare nesupervizată (unsupervised learning)
- Învățare semi-supervizată (semi-supervised learning)
- Învățare ranforsată (reinforcement learning)
- Paradigme non-standard:
 - Învățarea activă (active learning)
 - Învățare prin transfer (transfer learning)

Învățare supervizată

- Avem la dispoziție exemple de obiecte etichetate
- Exemplu 1: recunoașterea obiectelor din imagini cu eticheta obiectelor conținute



Car



Car



Person



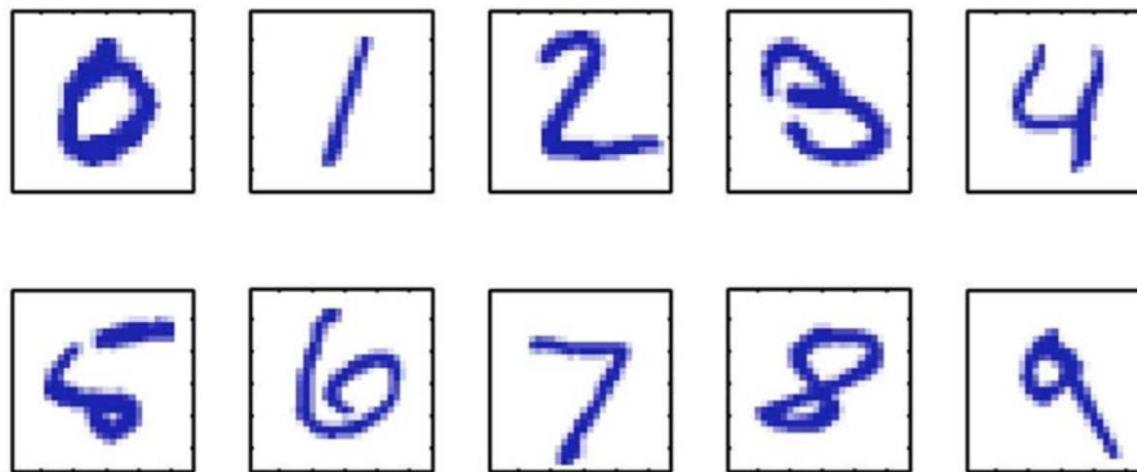
Person



Dog

Învățare supervizată

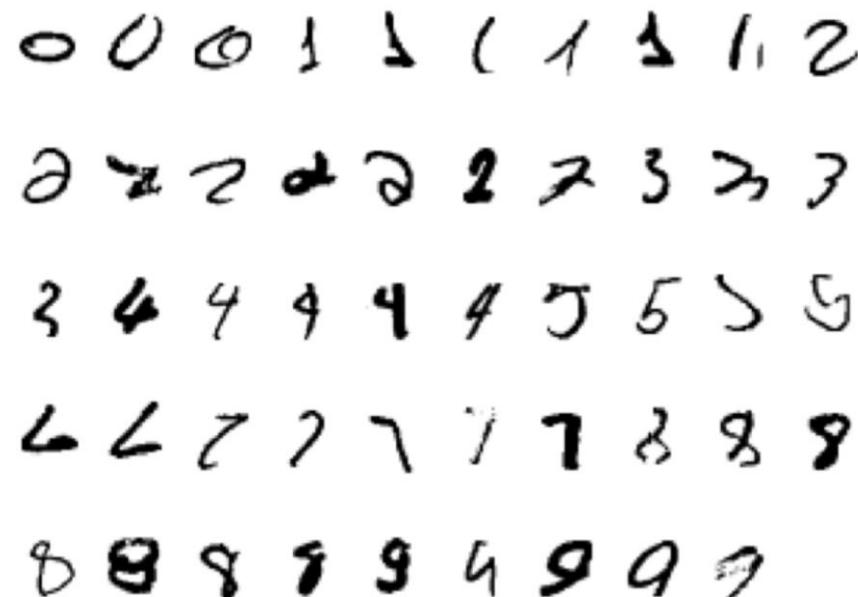
- Exemplu 2: recunoașterea caracterelor scrise de mână (setul de date MNIST)



- Imagini de 28×28 de pixeli
- Reprezentăm imagine ca un vector x cu 784 de componente
- Antrenăm un clasificator $f(x)$ astfel încât:
- $f : x \rightarrow \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9\}$

Învățare supervizată

- Exemplu 2: recunoașterea caracterelor scrise de mână (setul de date MNIST)



- Pornind de la un set de antrenare, de exemplu 6000 de imagini per clasă
- Rata de eroare poate ajunge la 0.23% (cu rețele neuronale convolutionale)
- Printre primele sisteme (bazate pe învățare) comerciale utilizate pe scară largă pentru procesare de coduri poștale și cecuri bancare

Învățare supervizată

- Exemplu 3: detectare facială



- O abordare constă în plimbarea unei ferestre peste imagine
- Scopul este să clasificăm fereastra într-una din cele două clase posibile: față sau non-față (transformarea problemei într-una de clasificare)

Învățare supervizată

- Exemplu 3: detectare facială



- Pornim de la un set cu imagini cu fețe cu diverse variații de vârstă, gen, condiții de iluminare, dar nu translație.
- Și un set mult mai mare cu imagini care nu conțin fețe

Învățare supervizată

- Exemplu 4: detectare de spam

The image shows a screenshot of an email inbox. A single email message is selected, indicated by a blue border. The message is from 'rama rama ramaumar002@hotmail.com via yahoo.com' to 'to'. The subject line is partially visible. The body of the email reads:

From: Mrs. Rama Umar
Groupe Bank of Africa (Annexe) Burkina Faso
Foreign Department Operation.

My name is Mrs.Rama Umar. I am working with Bank of Africa here in Burkina Faso. I have been assigned to handle your late foreign customer.

When I discovered that there had been neither deposits nor withdrawals from this account, I realized that none of the family member or relations of the late person are aware of this account, especially since it has been inactive for so long. I would like to offer you the opportunity to withdraw your funds from this account. The amount available is \$5,000,000 (Five Million USA Dollars).

- Problema este de a clasifica un e-mail în spam și non-spam
- Apariția cuvântului “Dollars” este un indicator de spam
- Un exemplu de reprezentare este un vector cu frecvența cuvintelor

Numărăm cuvintele

Obținem X



rama rama ramaumar002@hotmail.com via yahoo.com
to ▾

From: Mrs. Rama Umar

Groupe Bank of Africa (Annexe) Burkina Faso

Foreign Department Operation.

My name is Mrs.Rama Umar. I am working with Bank of Africa here in Burkina Faso. I have been assigned to handle a late foreign customer.

When I discovered that there had been neither deposits nor withdrawals from this account, I checked the records of the family members. I found that none of the family member or relations of the late person are aware of this account, which means that it has been inactive for a long time. I also found that the account has a balance of \$5,000,000 (Five Million USA Dollars).

free	100
money	2
:	:
account	2
:	:



Yoshua Bengio <yoshua.bengio@gmail.com>

to Dong-Hyun, Ian, Dumitru, Pierre, Aaron, Mehdi, Ben, Will, Charlie,

Nice slides!

See you next week,

—Yoshua

free	1
money	1
:	:
account	2
:	:

Algoritm de detectare a spam-ului



$$\begin{pmatrix} \text{free} & 100 \\ \text{money} & 2 \\ \vdots & \vdots \\ \text{account} & 2 \\ \vdots & \vdots \end{pmatrix}$$

De ce aceste cuvinte?

$$\begin{pmatrix} 100 \times 0.2 \\ 2 \times 0.3 \\ \vdots \\ 2 \times 0.3 \\ \vdots \end{pmatrix}$$

$$= 3.2$$



Confidență /
garanția
performanței?

$$\begin{pmatrix} 100 \times 0.01 \\ 2 \times 0.02 \\ \vdots \\ 2 \times 0.01 \\ \vdots \end{pmatrix}$$

De ce combinație liniară?

De unde vin aceste ponderi?

Învățare supervizată

- Exemplu 5: prezicerea prețului acțiunilor la bursă



- Scopul este de a prezice prețul la o dată din viitor, de exemplu peste câteva zile
- Aceasta este un task de regresie, deoarece output-ul este unul continuu

Învățare supervizată

- Exemplu 6: prezicerea dificultății unei imagini



2.78



2.82



3.30



3.62



3.80

easy

image difficulty score

hard

2.81



3.15



3.45



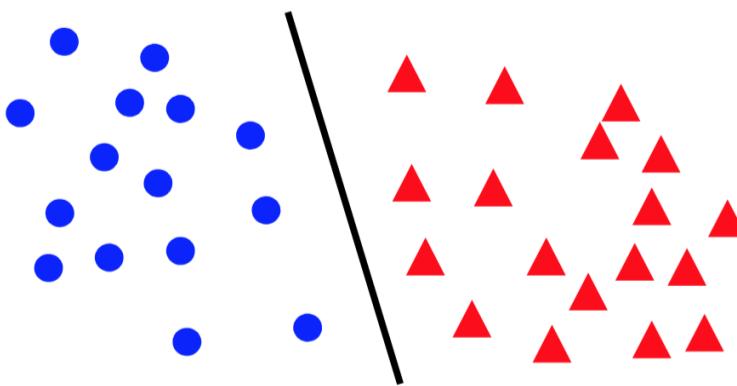
3.64



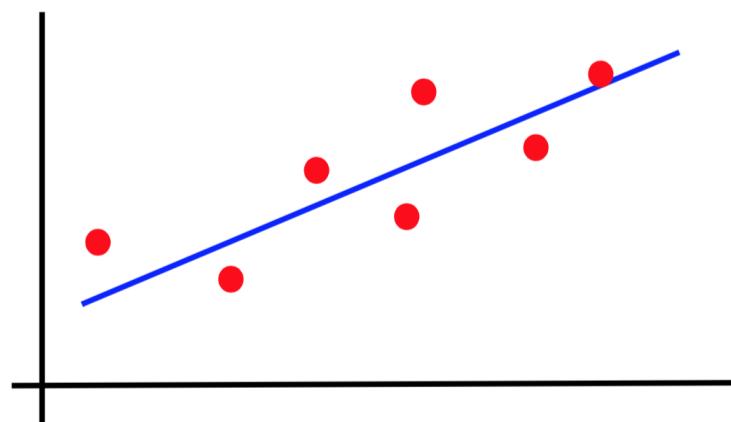
- Scopul este de a prezice cât de dificil ar fi pentru un om să recunoască obiectele din imagine
- Aceasta este un task de regresie, deoarece output-ul este unul continuu

Formele canonice ale problemelor de învățare supervizată

- Clasificare

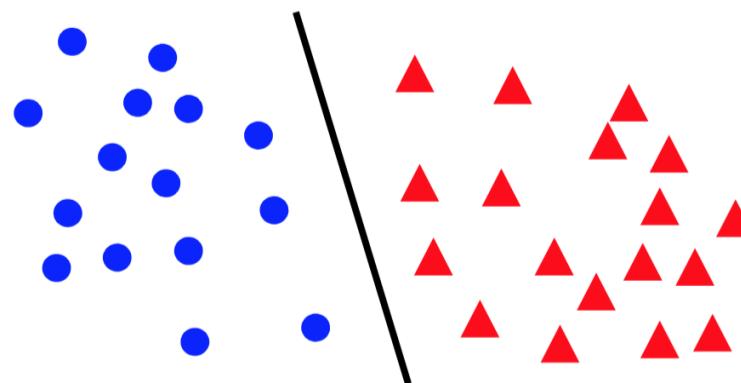


- Regresie

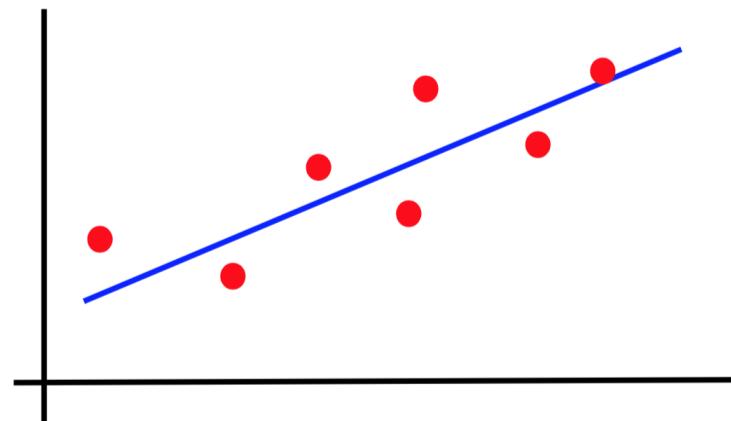


Estimarea vârstei unei persoane din imagini

- Clasificare?



- Regresie?



Ce vârstă?

Paradigma de învățare supervizată

Functions \mathcal{F}

$$\textcolor{red}{f} : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$$

Training data

$$\{(x_i, y_i) \in \mathcal{X} \times \mathcal{Y}\}$$

LEARNING



find $\hat{f} \in \mathcal{F}$
s.t. $y_i \approx \hat{f}(x_i)$



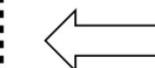
Learning machine

PREDICTION

$\textcolor{red}{y} = \hat{f}(x)$

New data

x

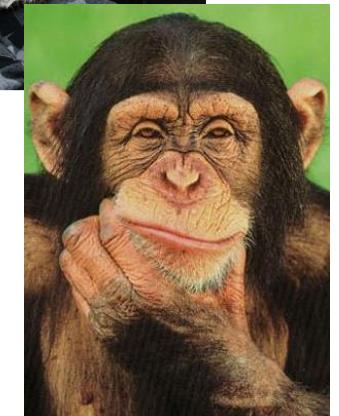


Modele de învățare supervizată

- Clasificatorul Bayes naiv (cursul 2)
- Metoda celor mai apropiati vecini (cursul 3)
- Mașini cu vectori suport (cursul 4)
- Metode kernel (cursul 4)
- Rețele neuronale și învățare “deep” (cursurile 5, 6, 7)
- Arboi de decizie și random forests (la master)
- Altele

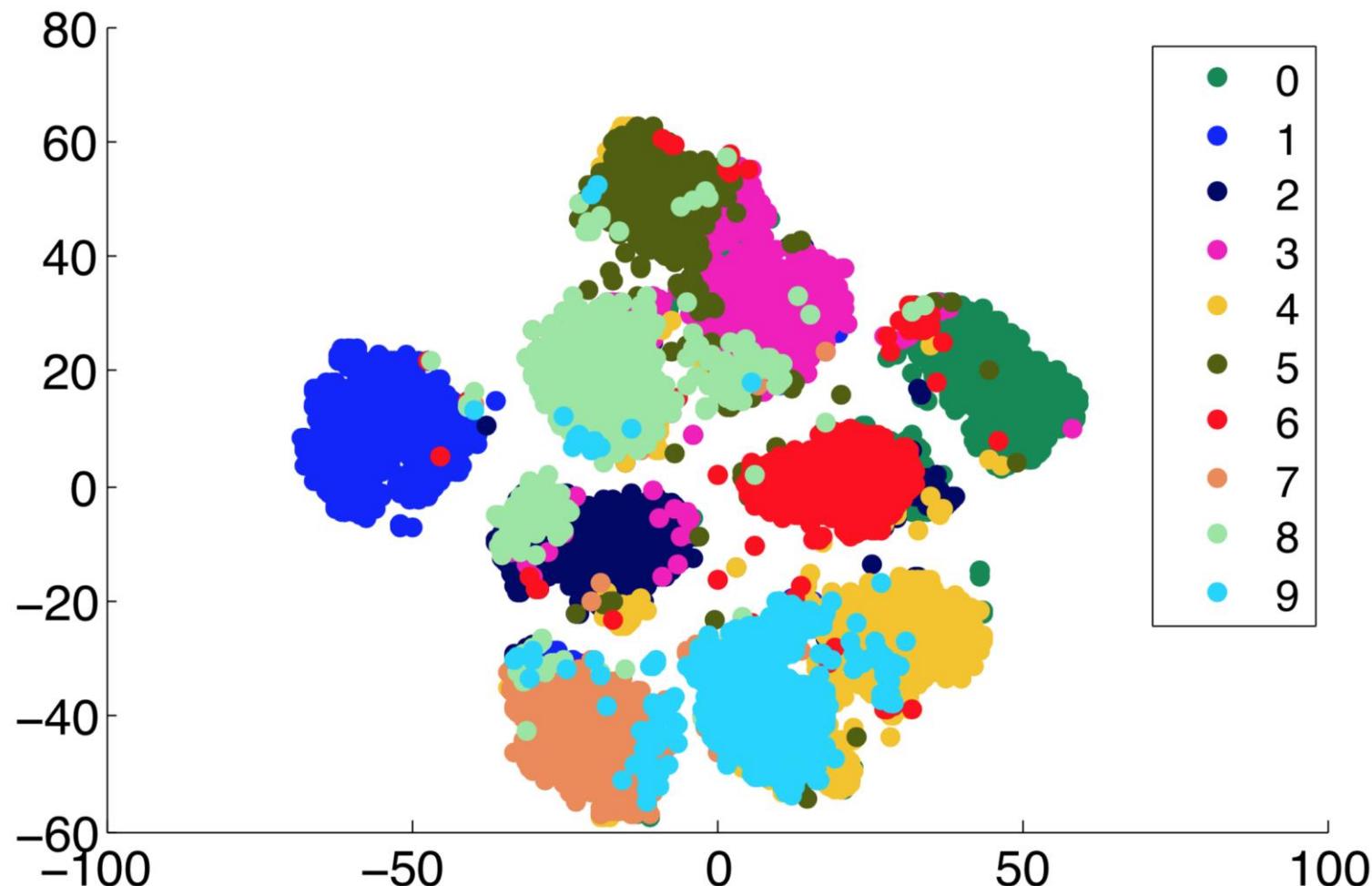
Învățare nesupervizată

- Avem la dispoziție exemple de obiecte fără etichete
- Exemplu 1: gruparea imaginilor după similaritate



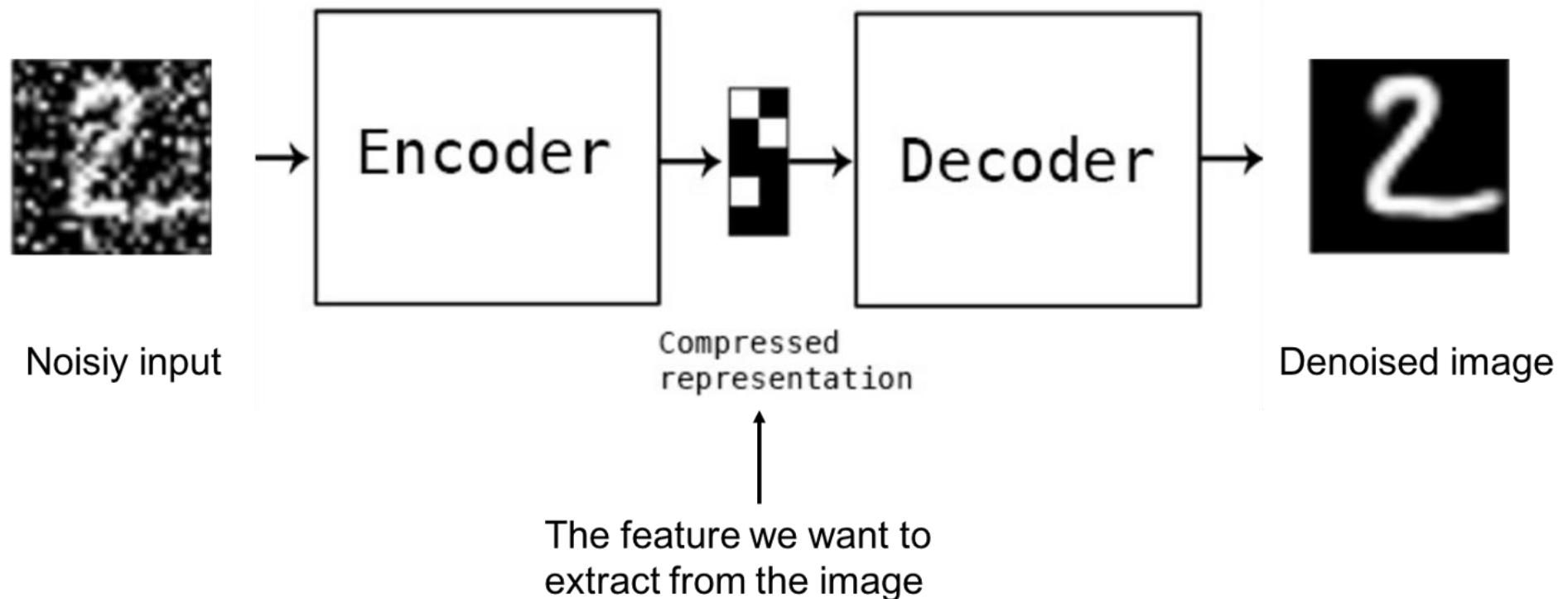
Învățare nesupervizată

- Exemplu 1: clusterizarea aglomerativă a imaginilor MNIST [Georgescu et al. ICIP2019]



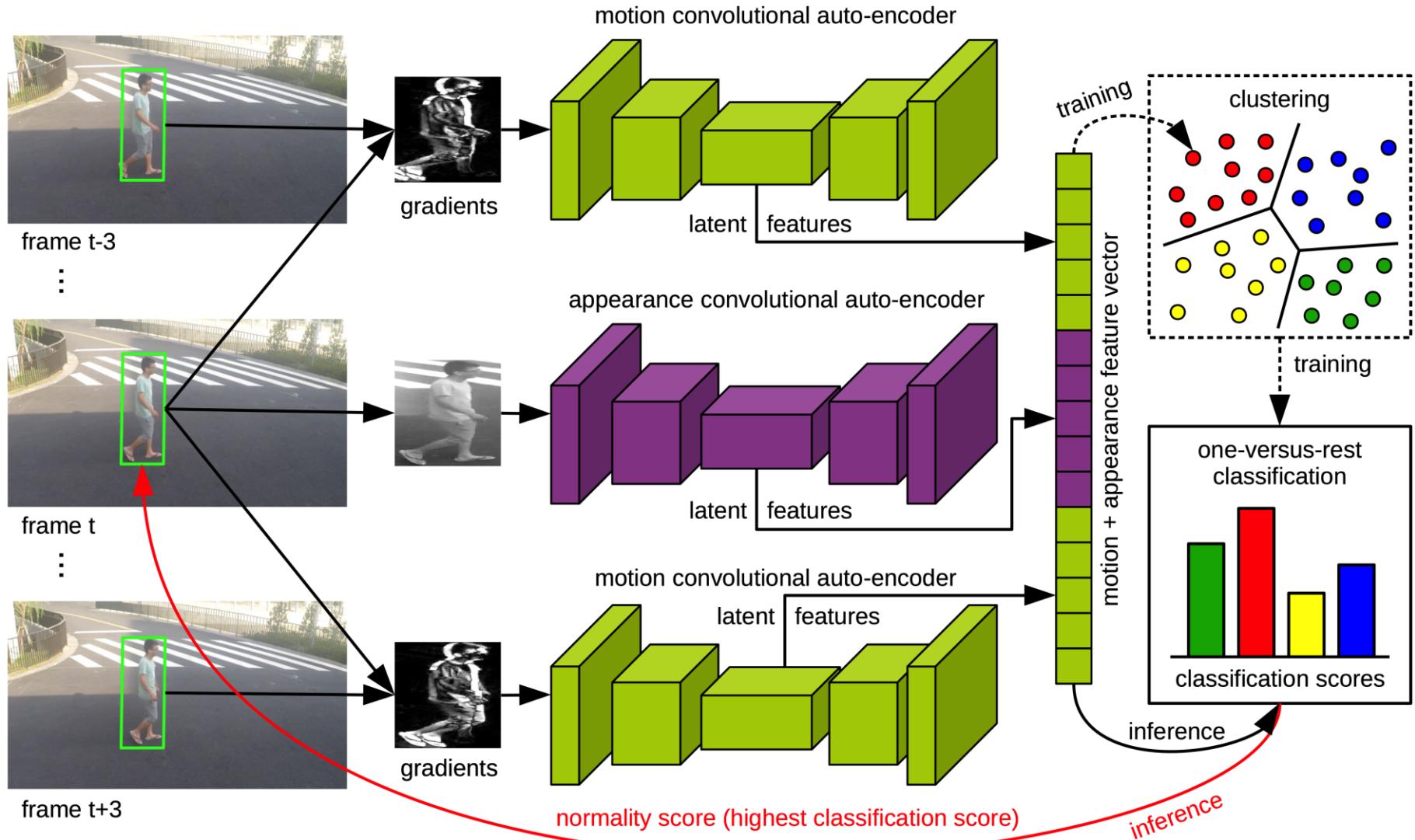
Învățare nesupervizată

- Exemplu 2: Învățarea de trăsături folosind principiul “bottleneck”



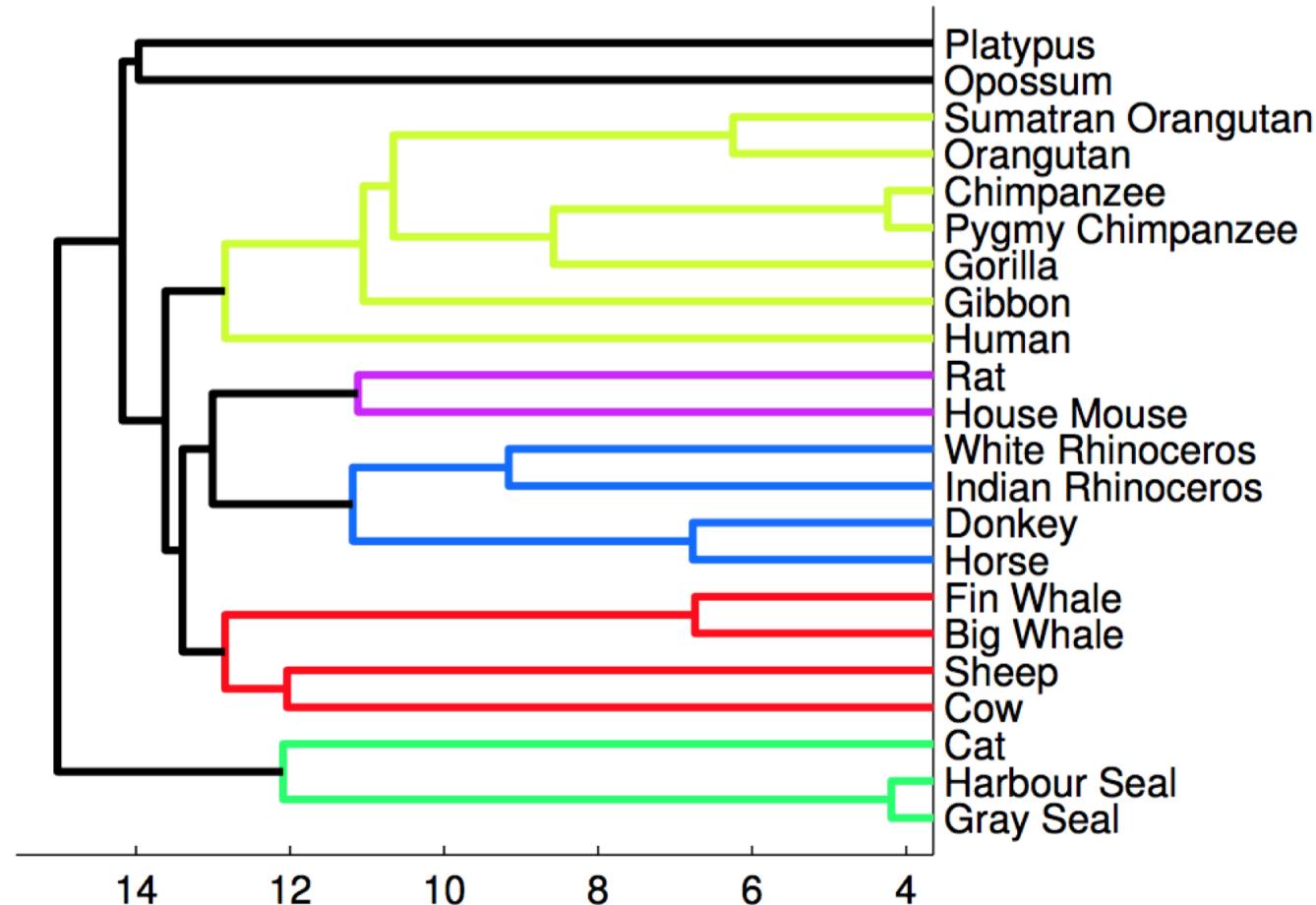
Învățare nesupervizată

- Exemplu 2: Învățarea de trăsături pentru detectarea evenimentelor anormale [Ionescu et al. CVPR2019]



Învățare nesupervizată

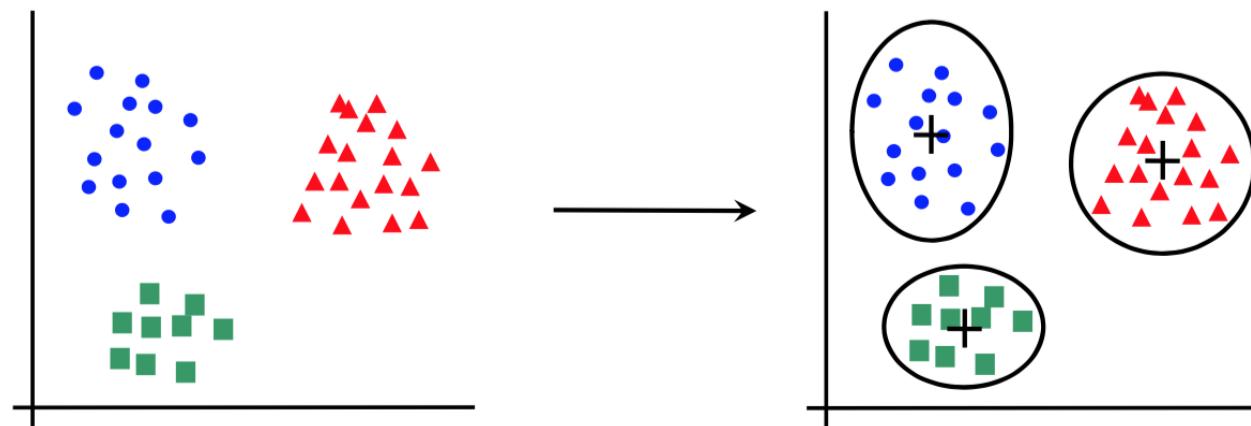
- Exemplu 2: gruparea mamiferelor pe familii, specii, etc.



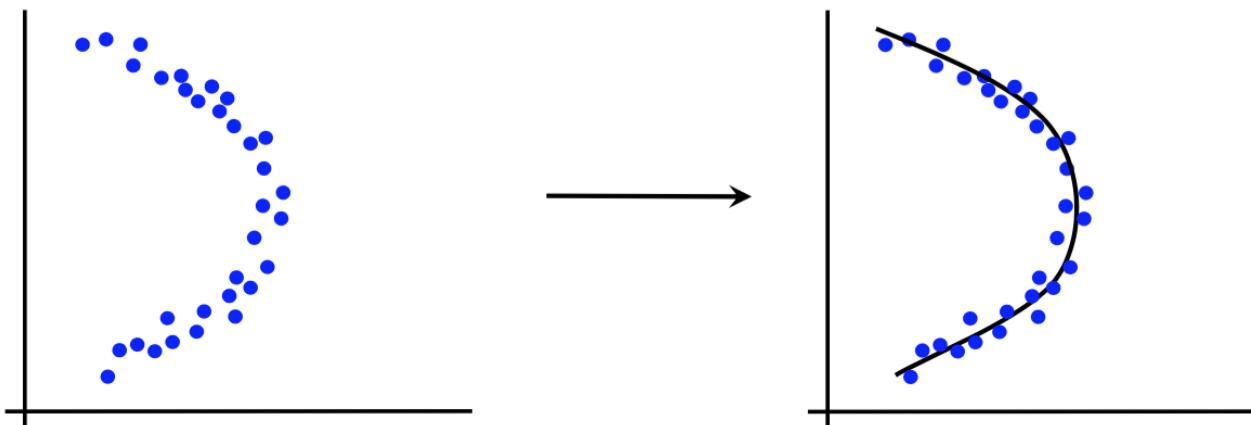
- Generarea arborelui filogenetic pe baza secvențelor ADN

Formele canonice ale problemelor de învățare nesupervizată

- Grupare (clustering)



- Reducerea dimensiunii



Modele de învățare nesupervizată

- K-means clustering
- Clustering ierarhic
- Analiza în componente principale
- Altele

Învățare semi-supervizată

- Avem la dispoziție exemple de obiecte etichetate și exemple de obiecte netichetate
- Exemplu 1: recunoașterea obiectelor din imagini, unele cu eticheta obiectelor conținute



Car



Person



Dog

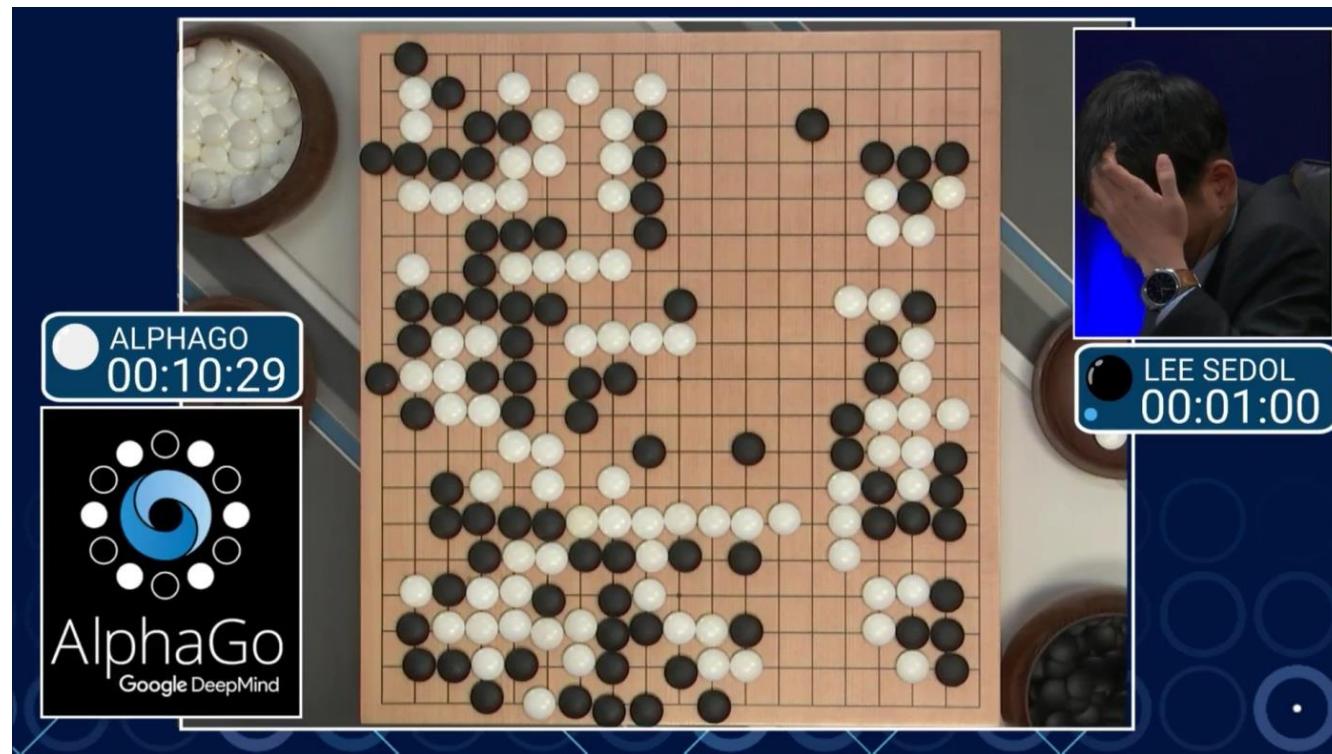


Învățare ranforsată

- Cu ce diferă această paradigmă de învățare?
- Sistemul învăță comportamentul intelligent pe baza unei recompense (reinforcement signal)
- Recompensa este primită după mai multe acțiuni (nu vine instant)
- Timpul contează (datele sunt secvențiale, nu i.i.d.)
- Acțiunea sistemului influențeză datele

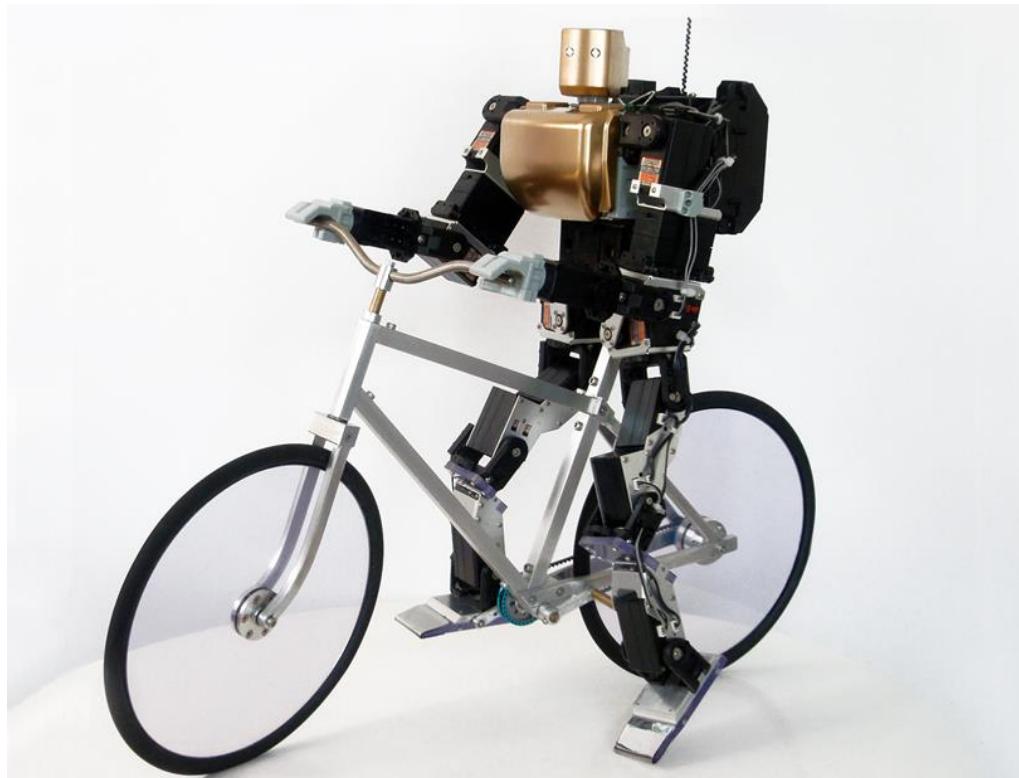
Învățare ranforsată

- Exemplu 1: Învățarea jocului Go
- recompensă +/- pentru câștigarea/pierderea unui joc



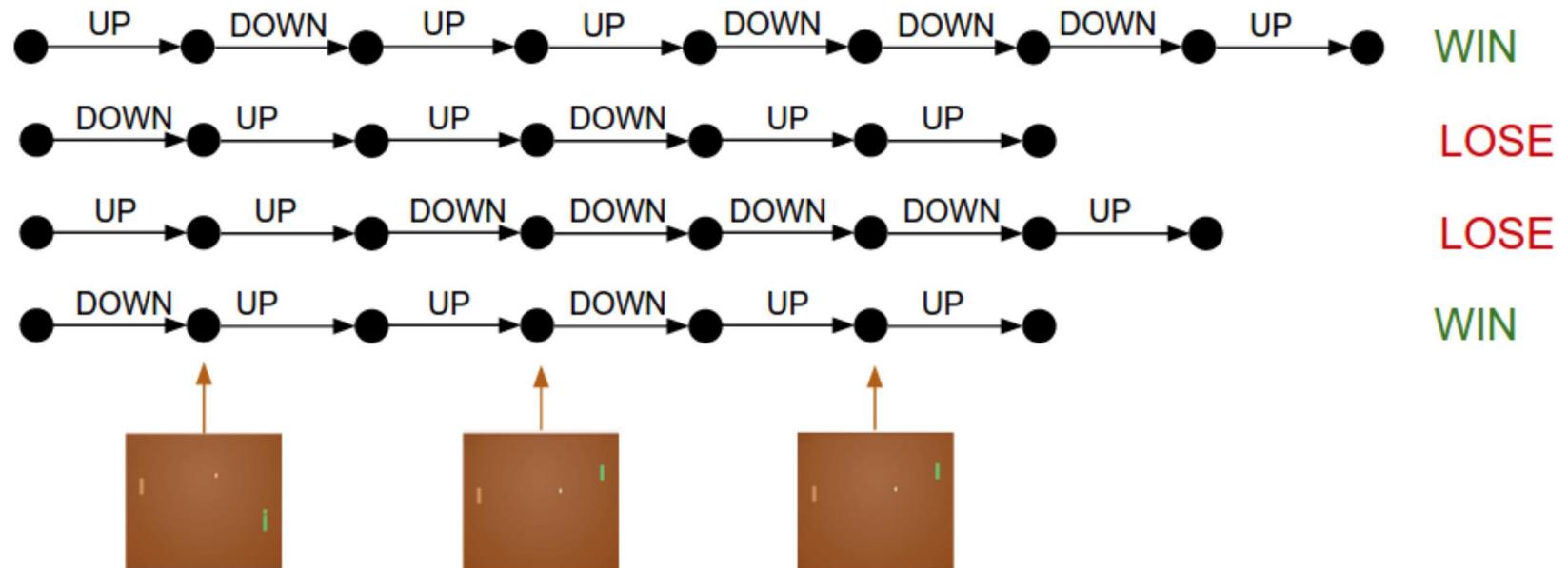
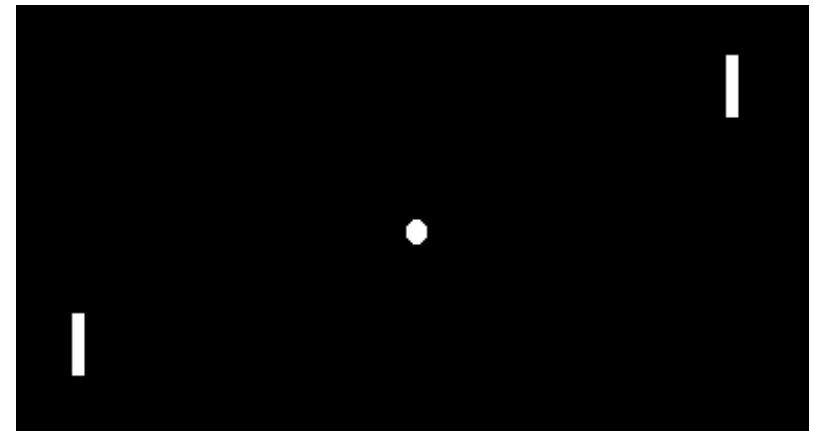
Învățare ranforsată

- Exemplu 2: Învățarea unui robot să meargă pe bicicletă
- recompensă +/- pentru mișcare înainte/cădere

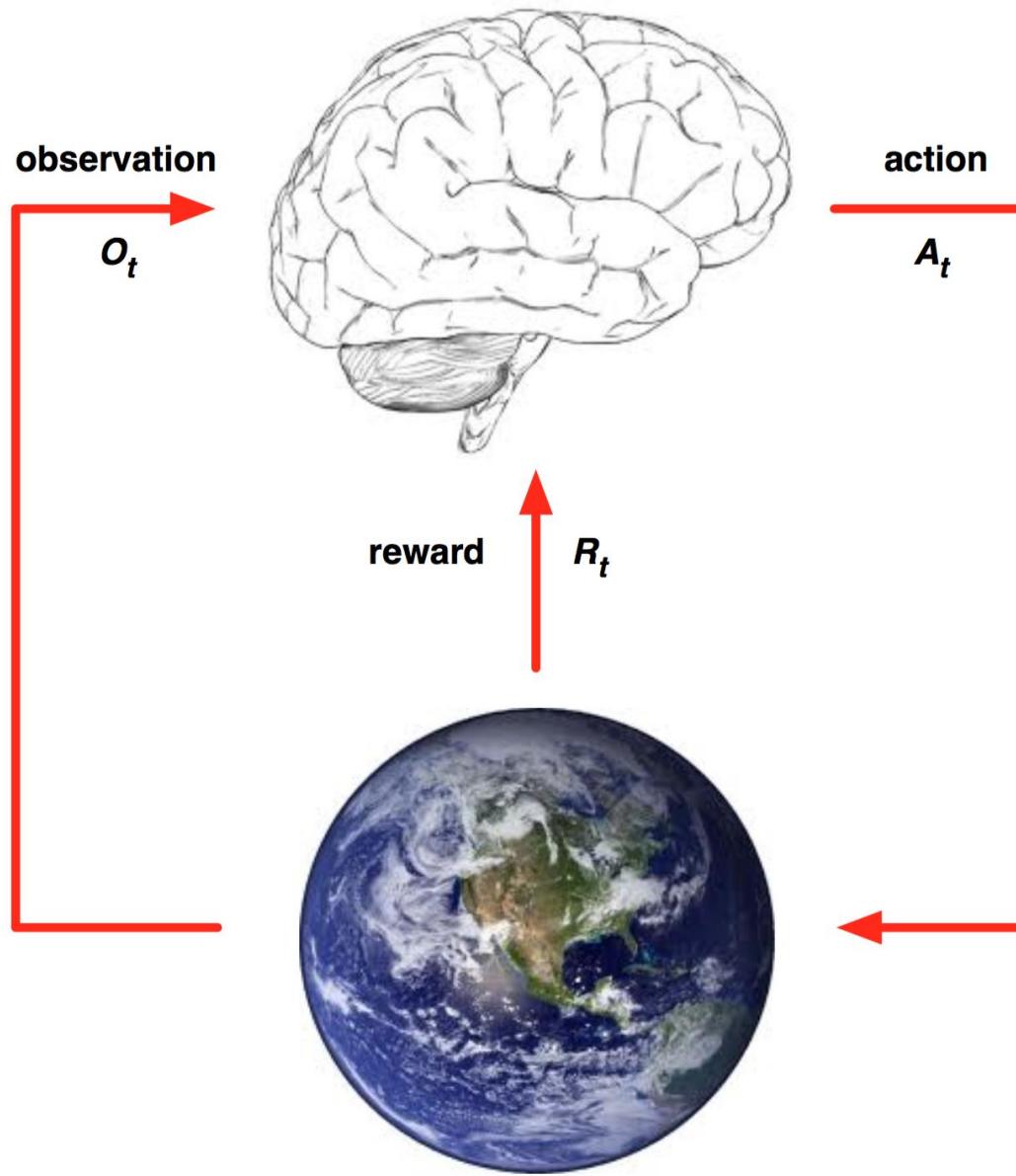


Învățare ranforsată

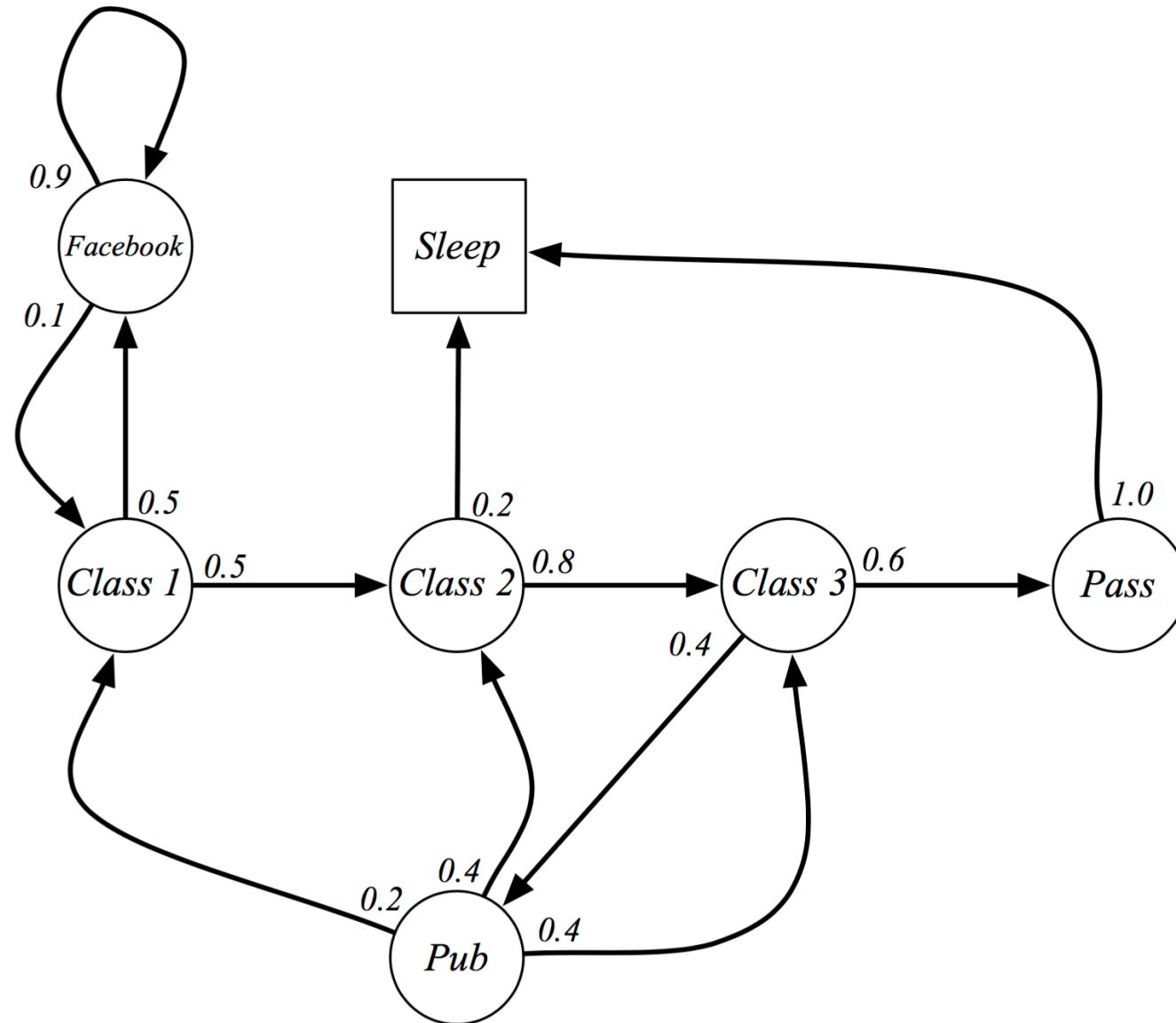
- Exemplu 3: Învățarea jocului Pong din pixeli
- recompensă +/- pentru creșterea scorului personal/al adversarului



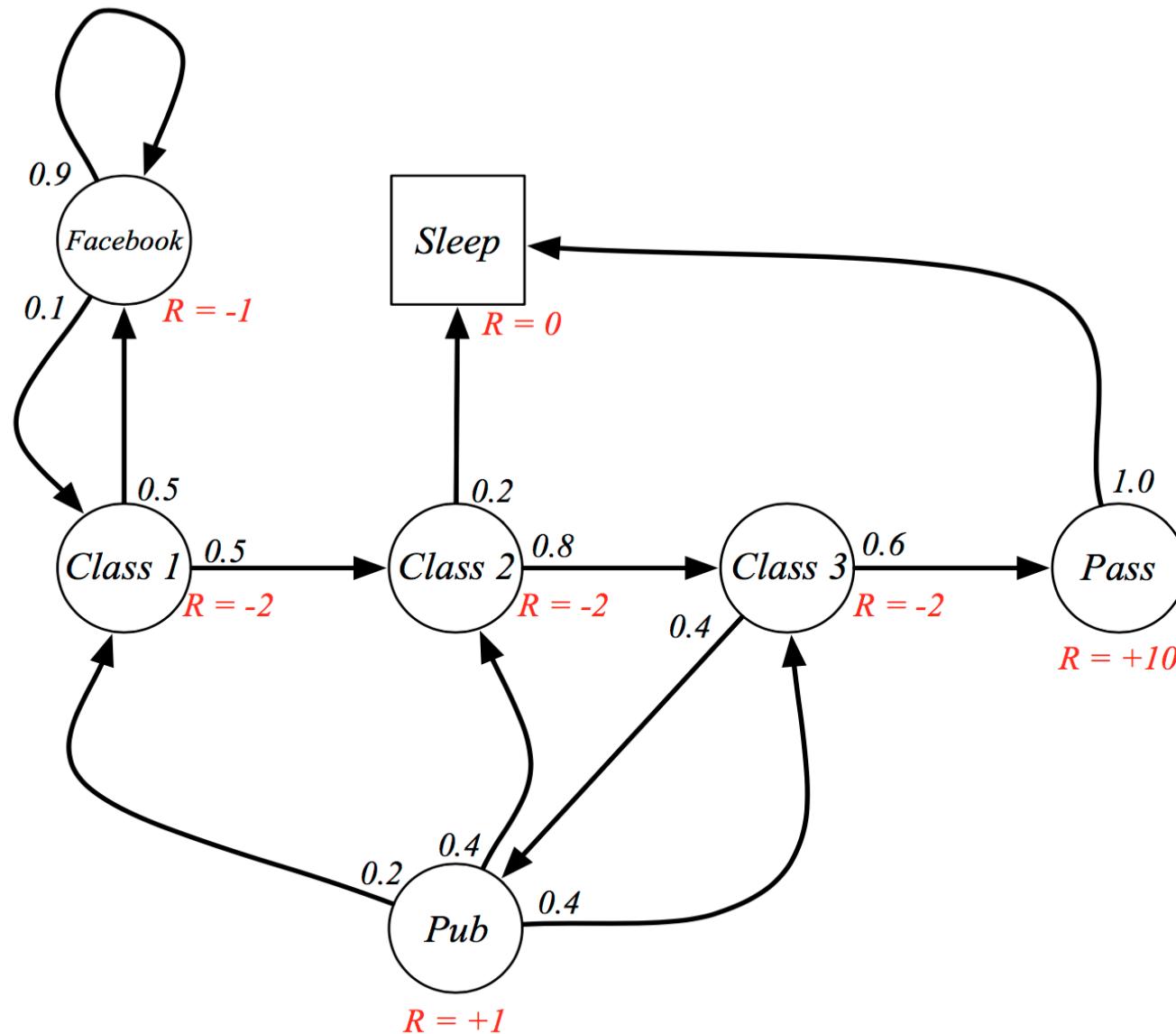
Paradigma de învățare ranforsată



Formalizarea cu Procese de Decizie Markov



Formalizarea cu Procese de Decizie Markov



Formalizarea cu Procese de Decizie Markov

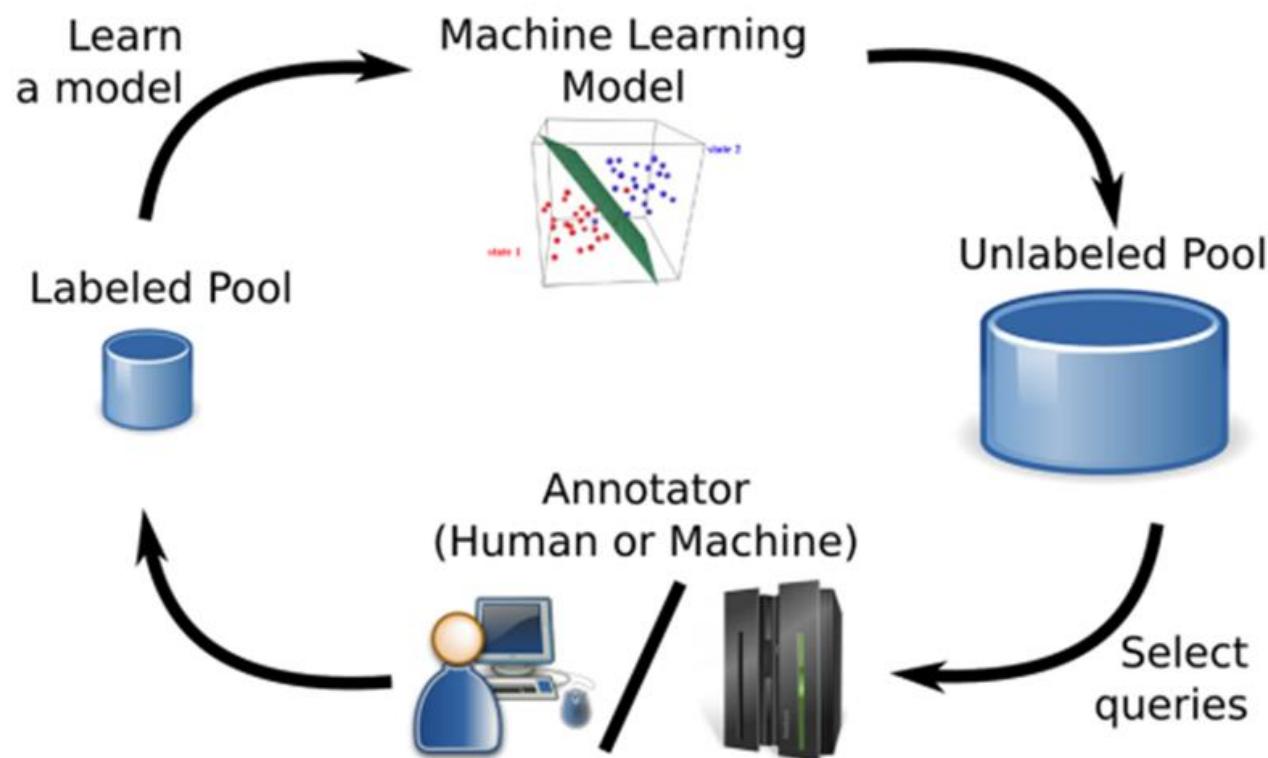
- Soluția bazată pe programare dinamică (grafuri mici) sau aproximare (grafuri mari)
- Scop: selectarea acțiunilor pentru a maximiza recompensa totală finală
- Acțiunile pot avea consecințe pe termen lung
- Sacrificarea unei recompense imediate poate conduce la câștiguri mai mari pe termen lung

Formalizarea cu Procese de Decizie Markov

- Exemplu AlphaGo:
- Comentator 1: “That’s a very strange move”
- Comentator 2: “I thought it was a mistake”
- But actually, “the move turned the course of the game. AlphaGo went on to win Game Two, and at the post-game press conference, Lee Sedol was in shock.”
- <https://www.wired.com/2016/03/two-moves-alphago-lee-sedol-redefined-future/>

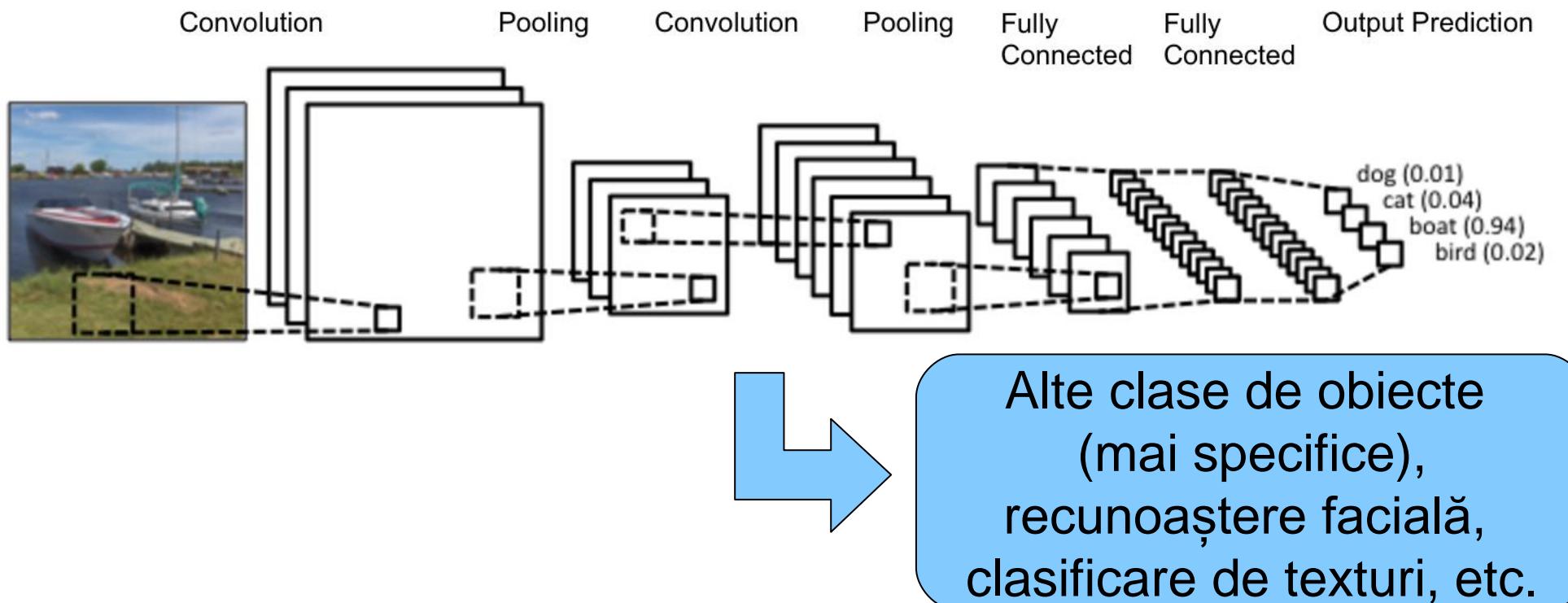
Învățarea activă

- Având un set mare de exemple netichetate, trebuie să alegem un subset mult mai mic pe care să îl etichetăm pentru a obține un clasificator cât mai bun



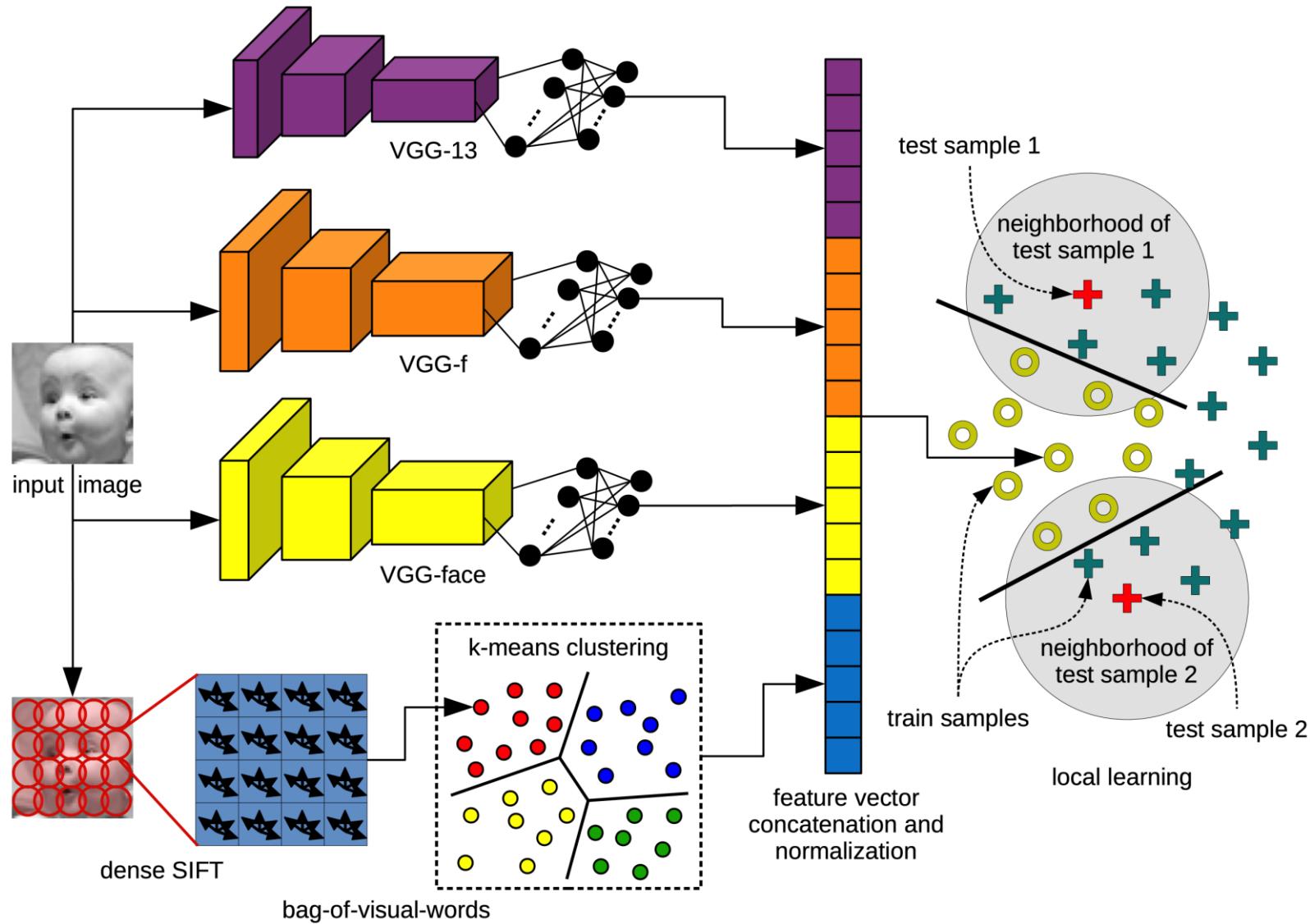
Învățarea prin transfer

- Pornind la un model antrenat pe un domeniu / o problemă anume, doresc să îl folosesc pentru o altă problemă / alt domeniu
- Exemplu 1: rețele neuronale conoluționale



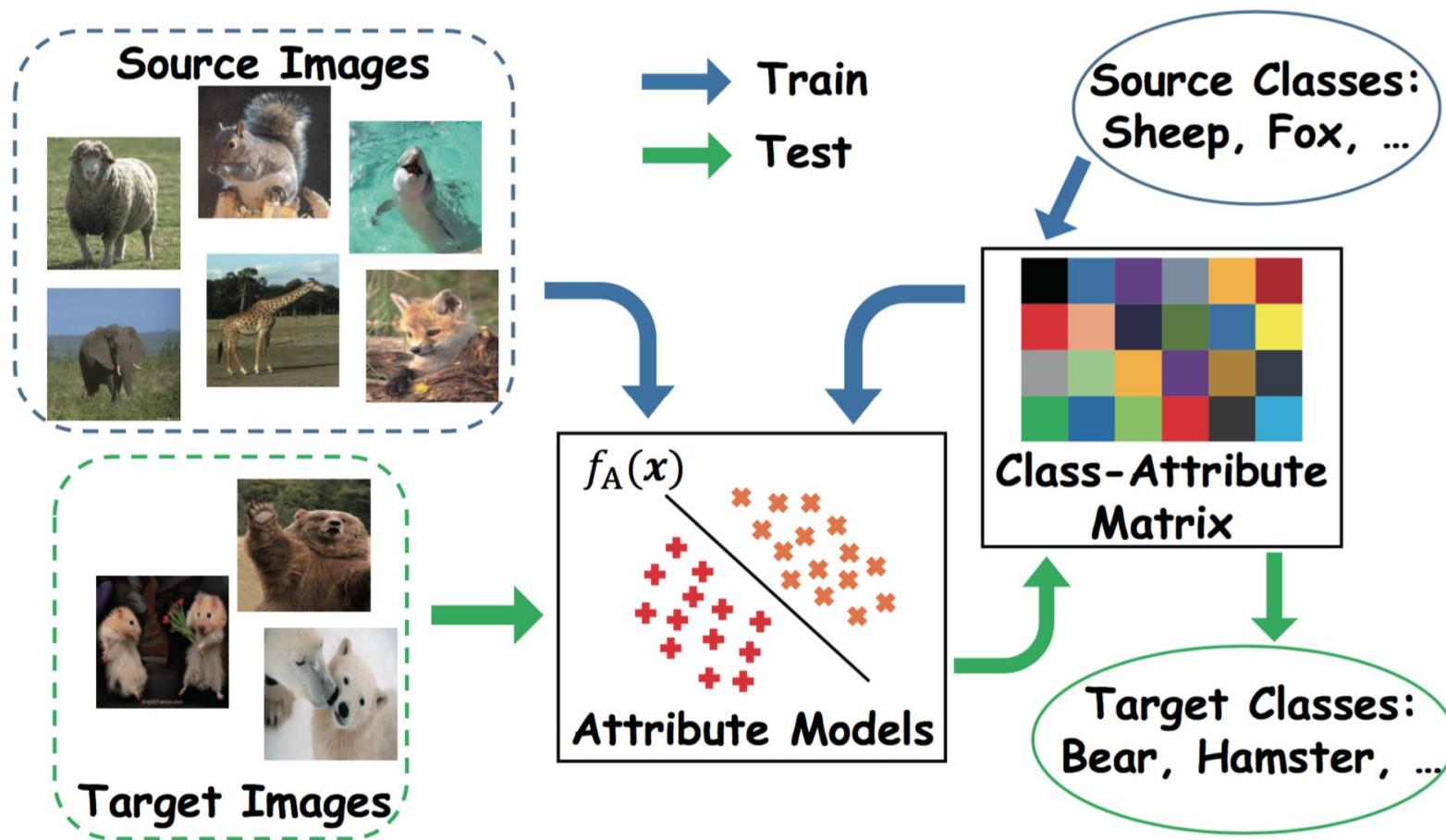
Învățarea prin transfer

- Exemplu 1: recunoașterea expresiilor faciale [Georgescu et al. Access2019]



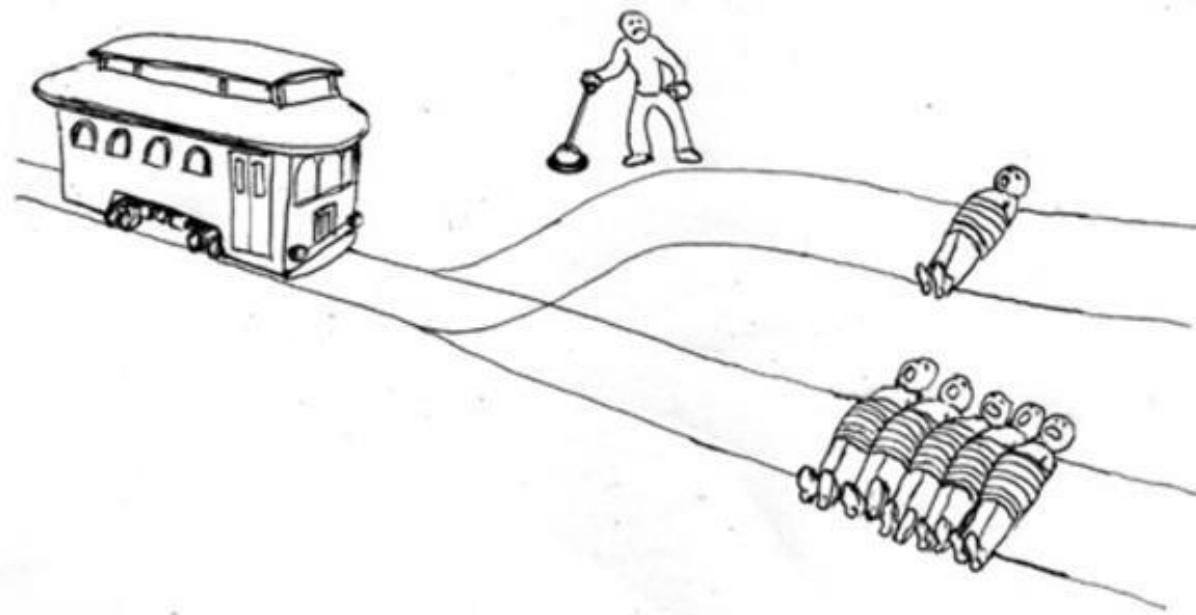
Învățarea prin transfer

- Exemplu 2: Învățare cu zero-exemple (Zero-shot learning)



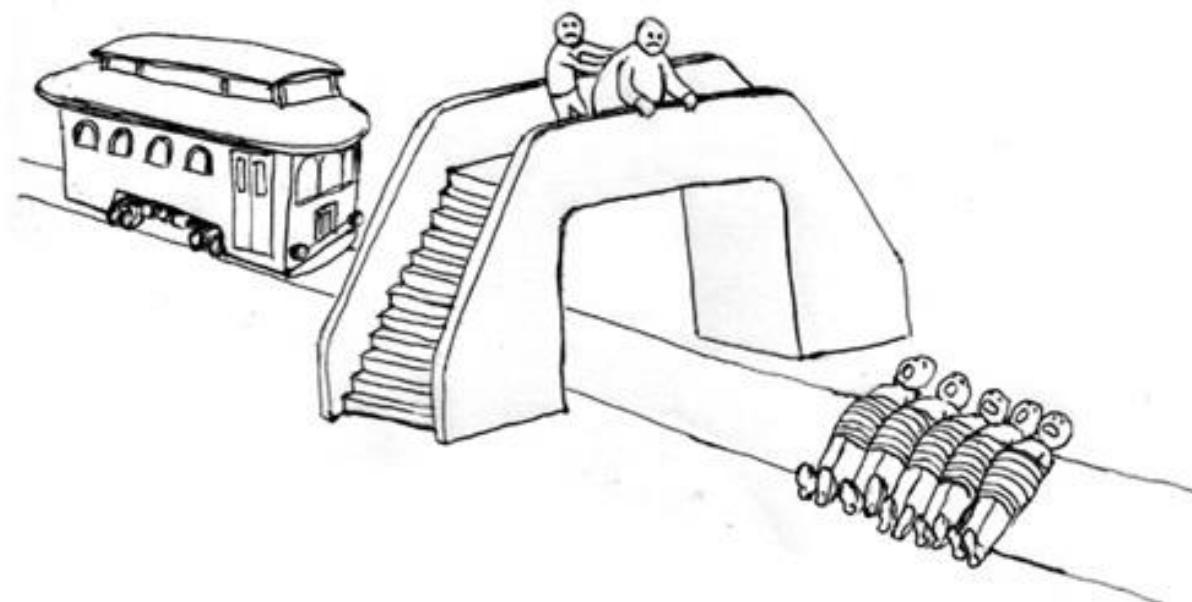
Multe aplicații interesante, dar...

- Ce este etic și ce nu?
- Trolley paradox



Multe aplicații interesante, dar...

- Ce este etic și ce nu?
- Trolley paradox



Multe aplicații interesante, dar...

- Ce este etic și ce nu?
- Trolley paradox
- <http://moralmachine.mit.edu>

Bibliografie

Springer Series in Statistics

Trevor Hastie
Robert Tibshirani
Jerome Friedman

The Elements of Statistical Learning

Data Mining, Inference, and Prediction

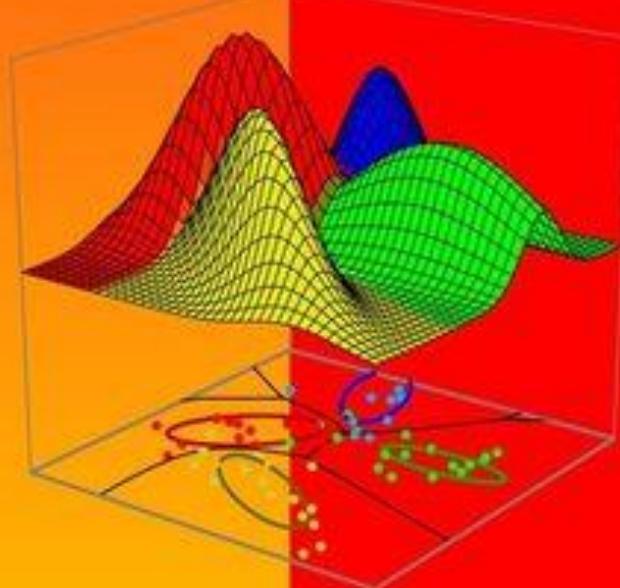
Second Edition



Springer

Richard O. Duda
Peter E. Hart
David G. Stork

Pattern Classification



Second Edition

O'REILLY®

Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn & TensorFlow

CONCEPTS, TOOLS, AND TECHNIQUES
TO BUILD INTELLIGENT SYSTEMS



Aurélien Géron

Advances in Computer Vision and Pattern Recognition



Radu Tudor Ionescu
Marius Popescu

Knowledge Transfer between Computer Vision and Text Mining

Similarity-based Learning Approaches

 Springer

Concepte generale. Clasificatorul Bayes Naiv. Măsurarea performanței.

Prof. Dr. Radu Ionescu
raducu.ionescu@gmail.com

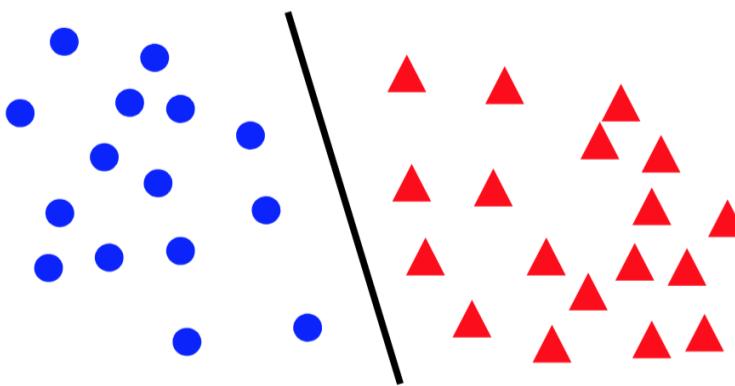
Facultatea de Matematică și Informatică
Universitatea din București

Paradigme ale învățării

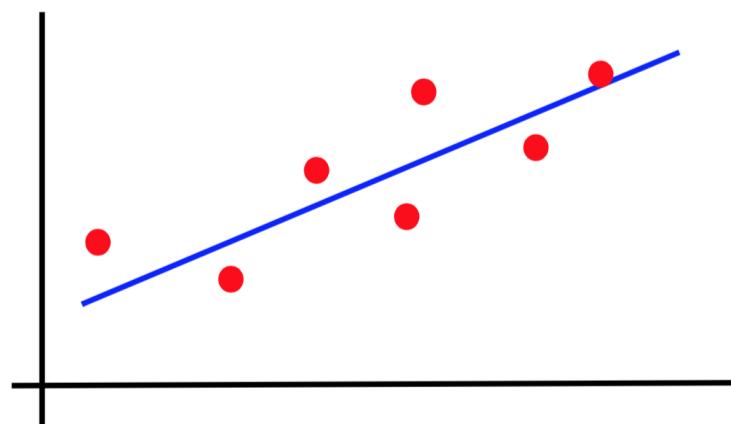
- Învățare supervizată (supervised learning)
- Învățare nesupervizată (unsupervised learning)
- Învățare semi-supervizată (semi-supervised learning)
- Învățare ranforsată (reinforcement learning)
- Paradigme non-standard:
 - Învățarea activă (active learning)
 - Învățare prin transfer (transfer learning)

Formele canonice ale problemelor de învățare supervizată

- Clasificare



- Regresie



Paradigma de învățare supervizată

Functions \mathcal{F}

$$\textcolor{red}{f} : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$$

Training data

$$\{(x_i, y_i) \in \mathcal{X} \times \mathcal{Y}\}$$

LEARNING



find $\hat{f} \in \mathcal{F}$
s.t. $y_i \approx \hat{f}(x_i)$



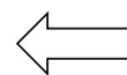
Learning machine

PREDICTION

$$\textcolor{red}{y} = \hat{f}(x)$$

New data

x



Pașii necesari pentru învățare supervizată

- **Definirea** problemei de învățare supervizată
- **Colectarea datelor**

Pornim cu datele de antrenare, pentru care știm etichetele corecte (de la un profesor sau oracol)

- **Reprezentarea datelor**

Alegem cum să reprezentăm datele

- **Modelarea**

Alegerea spațiului de ipoteze: $H = \{g: X \rightarrow Y\}$

- **Învățarea / Estimarea parametrilor**

Găsirea celei mai bune ipoteze din spațiul ales

- **Selectarea modelului**

Încercăm mai multe modele și îl păstrăm pe cel mai bun

- Dacă rezultatele sunt mulțumitoare atunci ne oprim

Altfel rafinăm unul sau mai mulți pași anteriori

Clasificare între Banana și Furbish

- Date de antrenare
- Banana language:
 - baboi, bananonina, bello, hana, stupa
- Furbish:
 - doo, dah, toh, yoo, dah-boo, ee-tay
- Date de test: gelato
- Care este limba?
- De ce?
- Învățarea este grea fără a stabili un spațiu de ipoteze H!



Antrenare versus testare

- Ce ne dorim?
- Performanță bună (pierdere scăzută) pe datele de antrenare?
- Nu, performanță bună pe datele de test (nevăzute)
- Date de antrenare:
 - $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$
 - Sunt date pentru a învăța funcția de mapare f
- Date de testare:
 - $\{x_1, x_2, \dots, x_M\}$
 - Folosite pentru a vedea cât de bine am învățat

Funcția de eroare / de pierdere

- Cum măsurăm performanța?
- Regresie:
 - Media pătratelor erorilor
 - Media erorilor în valoare absolută
- Clasificare:
 - Numărul de clasificări greșite (misclassification error)
 - Pentru clasificare binară:
True Positive, False Positive, True Negative, False Negative
 - Pentru clasificare în mai multe clase:
Matricea de confuzie

Erori

- Eroarea de generalizare (generalization error):

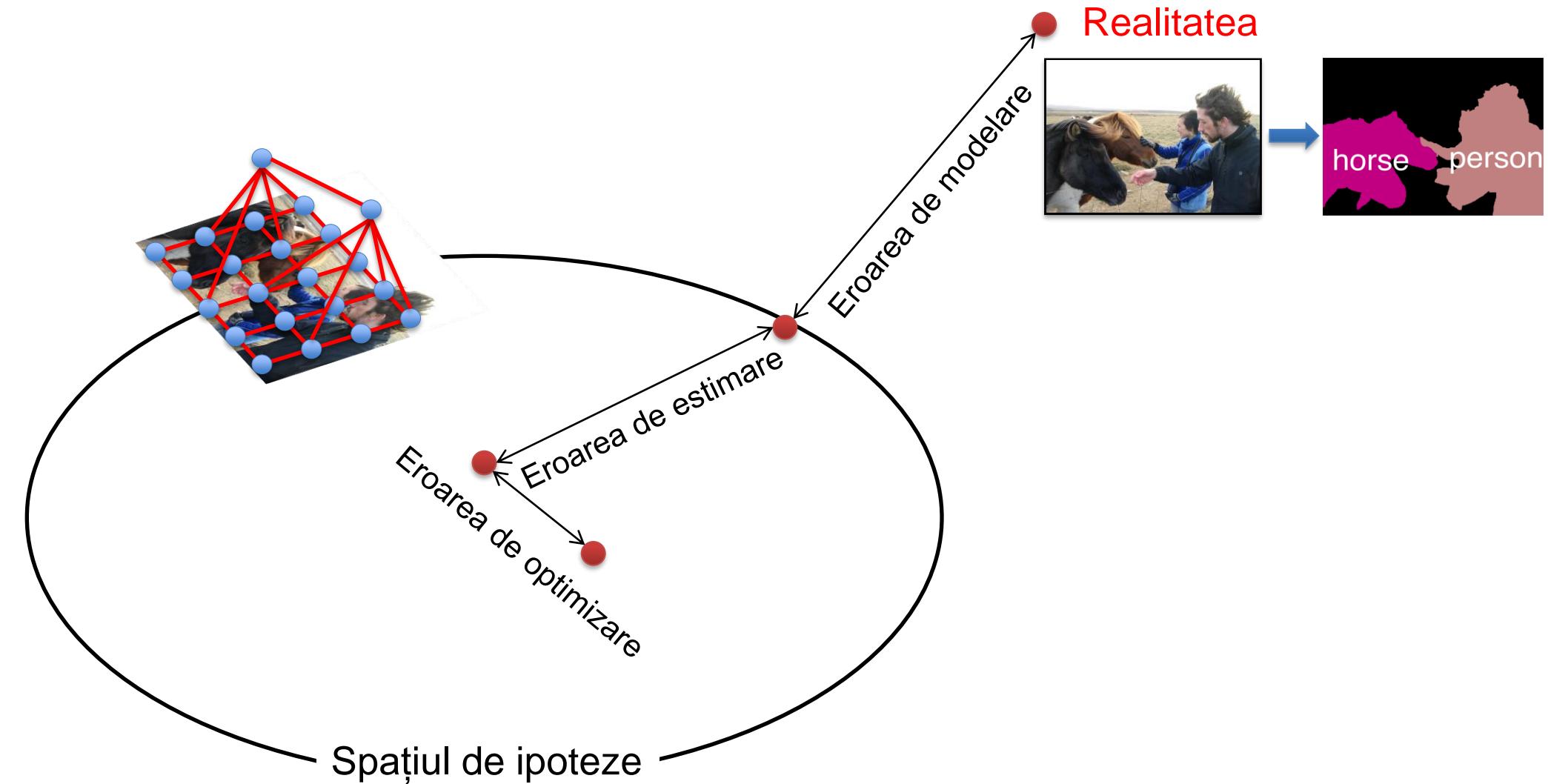
$$\varepsilon(h) = \int_{X \times Y} V(h(x), y) \rho(x, y) dx dy$$

- Probabilitatea comună $\rho(x, y)$ este deobicei necunoscută
- Atunci calculăm eroare empirică (empirical error):

$$E(h) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V(h(x_i), y_i)$$

- Estimăm eroarea empirică pe datele de antrenare sau pe cele de test?
- Nu este corect să raportăm eroarea pe datele de antrenare!

Descompunerea erorii

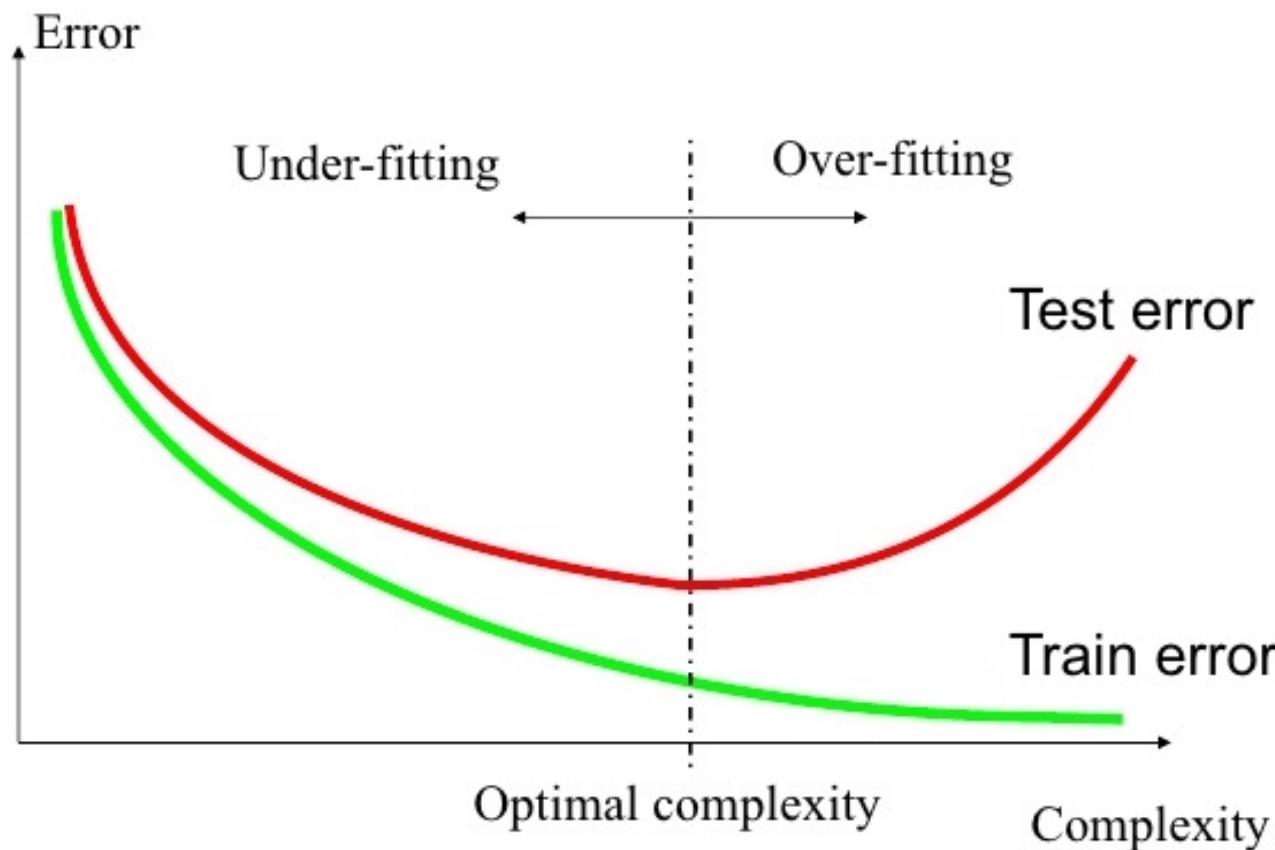


Descompunerea erorii

- Eroare de modelare
 - Am încercat să modelăm realitatea cu un spațiu de ipoteze
- Eroarea de estimare
 - Am încercat să antrenăm un model cu o mulțime finite de date
- Eroarea de optimizare
 - Nu am reușit să optimizăm funcția până în punctul optim

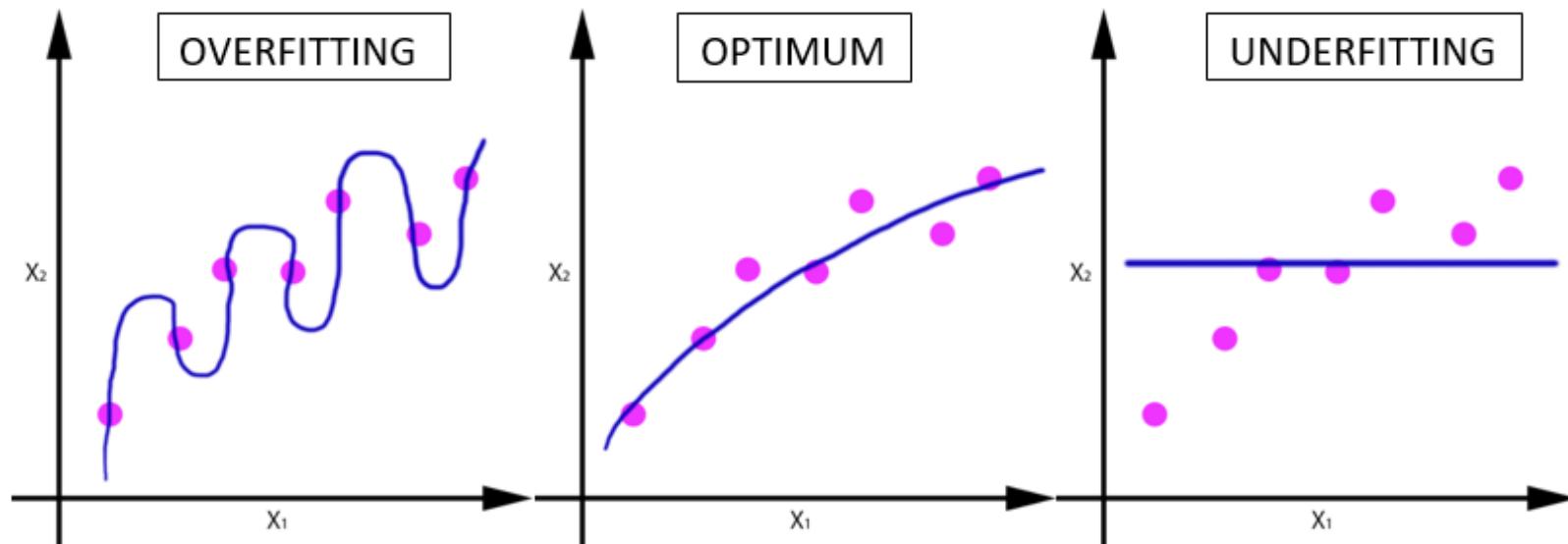
Underfitting versus overfitting

- Problema cea mai importantă a învățării?
- Îmbunătățirea capacitatei de generalizare



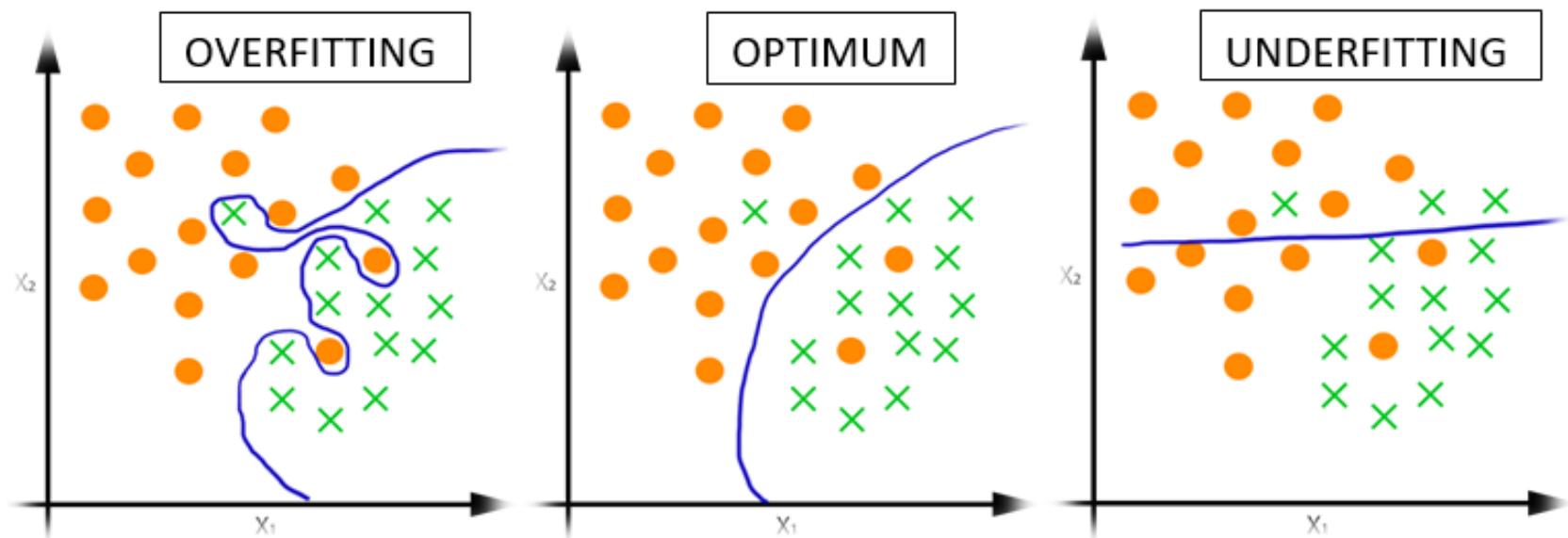
Underfitting versus overfitting

- Exemplu 1: problemă de regresie



Underfitting versus overfitting

- Exemplu 2: problemă de clasificare



Bias-Variance Trade-off

- Bias
 - Eroare sistematică care provine din inabilitatea modelului de a învăța adevarata relație dintre trăsături și etichete (underfitting)
 - Poate fi corectată prin creșterea complexității modelului
- Variance
 - Eroare aleatoare care provine din sensibilitatea ridicată la mici fluctuații din date, cauzată de faptul că modelul a învățat și zgromotul din datele de antrenare (overfitting)
 - Poate fi corectată prin adăugarea de exemple de antrenare sau prin scăderea complexității modelului

Bias-Variance Trade-off



Bias-Variance Trade-off

Low Variance

Low Bias



High Bias



High Variance

High Bias



Abordarea procedurală

- Etapa de antrenare:
 - Date neprelucrate $\rightarrow x$
(extragerea trăsăturilor / caracteristicilor = feature extraction)
 - Date de antrenare $\{(x,y)\} \rightarrow f$
(învățare)
- Etapa de testare:
 - Date neprelucrate $\rightarrow x$
(extragerea trăsăturilor)
 - Date de testare $x \rightarrow f(x)$
(aplicarea funcției, calcularea erorii)

Abordarea statistică

- Folosim probabilități:
 - x și y sunt variabile aleatoare
 - $D = (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N) \sim P(X, Y)$
- Presupunem că datele sunt i.i.d. (independent și identic distribuite):
 - Datele de antrenare și testare sunt generate i.i.d. din $P(X, Y)$
 - Învățăm pe setul de antrenare
 - Sperăm ca modelul să **generalizeze** pe datele de test

Concepțe

- Capacitatea modelului
 - Cât de larg este spațiul de ipoteze H ?
 - Este sau nu restrâns spațiul de funcții?
- Supra-învățare (overfitting)
 - f funcționează bine pe datele de antrenare
 - Dar foarte slab pe datele de testare
- Capacitatea de generalizare
 - Abilitatea de a obține eroare mică pe datele noi de test

Garanții

- Simplificând 20 de ani de cercetare din Teoria Învățării...
- Dacă:
 - Avem suficiente date de antrenare D
 - Și spațiul de ipoteze H nu este foarte complex
- atunci **probabil** că modelul va avea capacitate de generalizare

Probabilități (recapitulare)

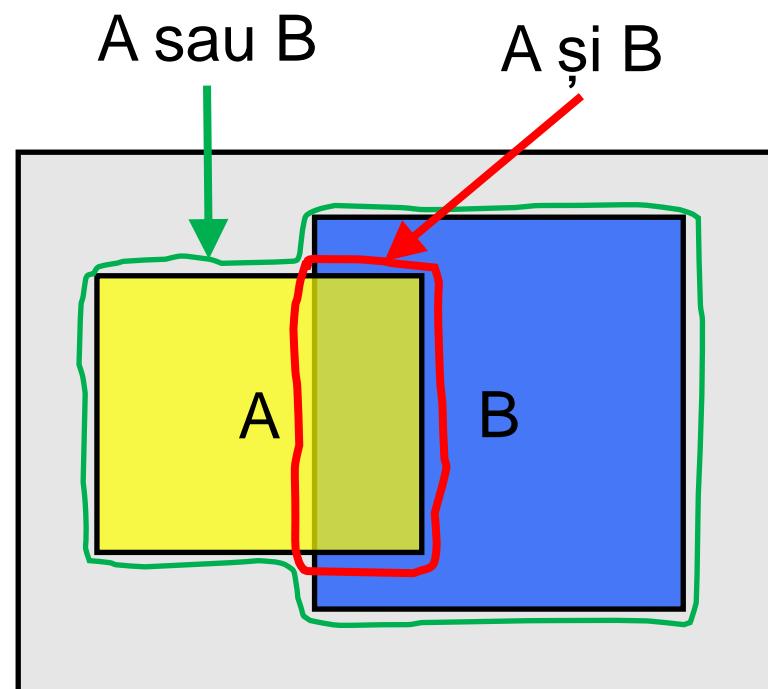
- A este un eveniment nedeterminist:
 $A = \text{"Simona Halep va câștiga Roland Garros"}$
- Ce înseamnă $P(A)$?
- Abordarea statistică:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\#(A = \text{true})}{N}$$

- Frecvența la limită a unui eveniment repetabil și nedeterminist
- Abordarea Bayesiană:
- $P(A)$ este ceea ce “credem” despre A
- Abordarea economică:
- $P(A)$ ne spune cât de mult “pariem” dacă alegem A

Axiomele Probabilității (recapitulare)

- $0 \leq P(A) \leq 1$
- $P(\emptyset) = 0$
- $P(\mathbb{V}) = 1$
- $P(A \text{ sau } B) = P(A) + P(B) - P(A \text{ și } B)$



Probabilități condiționate (recapitulare)

$$P(Y = y \mid X = x)$$

- Ce să credem despre $Y = y$, dacă știm că $X = x$?
- $P(\text{Simona Halep va câștiga Roland Garros})$?
- Dacă știm următoarele:
 - În 2018, Simona Halep a câștigat Roland Garros
 - Simona Halep a pierdut două finale de Roland Garros
 - Simona se află pe poziția a treia în clasamentul WTA
 - În 2019, Ashleigh Barty (poziția întâi WTA) a câștigat Roland Garros

Probabilități condiționate (recapitulare)

- $P(A | B) =$ În cazurile în care B este adevărat, proporția în care A este adevărat

- Exemplu:

➤ D: “Am dureri de cap”

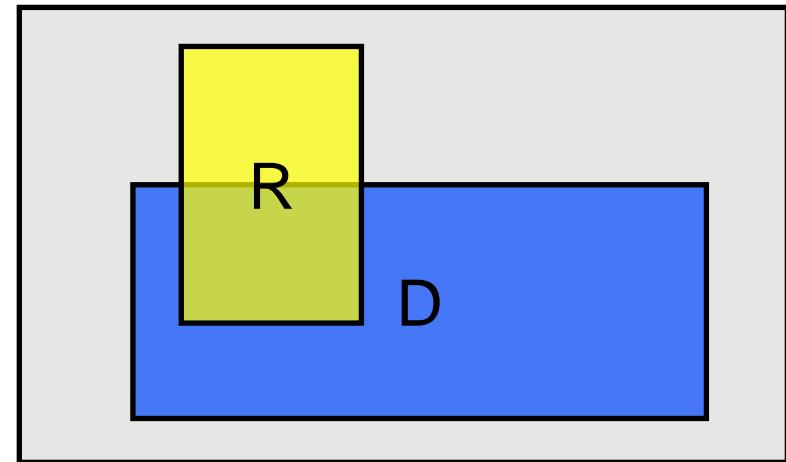
➤ R: “Sunt răcit”

- $P(D) = \frac{1}{10}$

- $P(R) = \frac{1}{40}$

- $P(D | R) = \frac{1}{2}$

- Durerile de cap sunt rare și răceleala este și mai rară, dar dacă ești răcit atunci sunt 50% şanse să ai dureri de cap

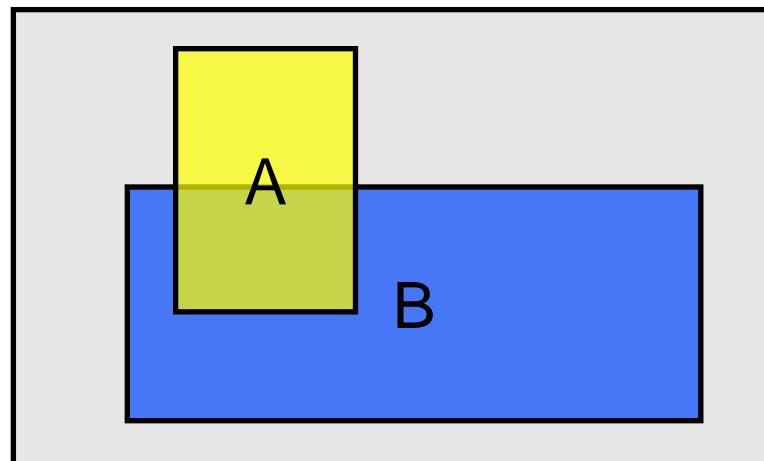


Regula Bayes



$$P(B | A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{P(A | B) P(B)}{P(A)}$$

- Thomas Bayes "An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances" Royal Society, 1763.
- Simplu de înțeles dacă vă gândiți la arii

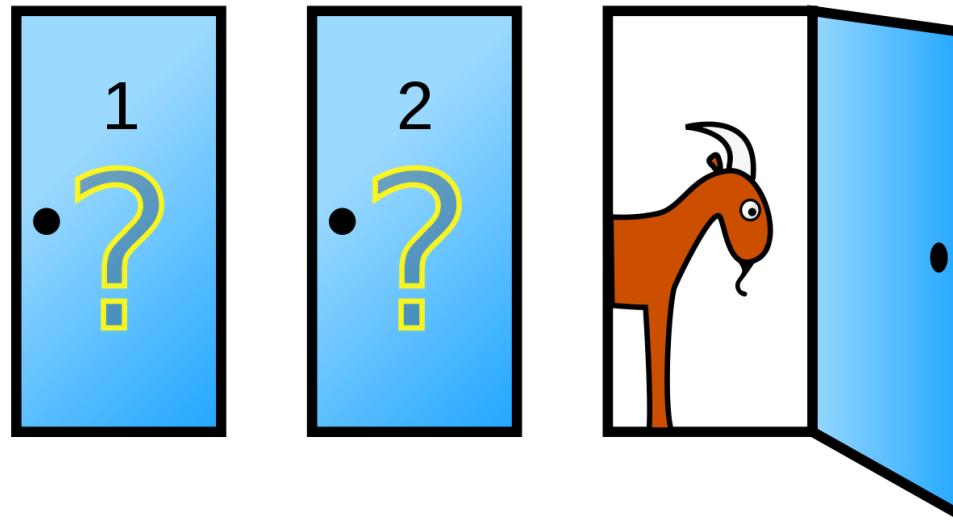


Regula Bayes

Concepte:

- Probabilitate
 - Cât de bine explică datele o anumită ipoteză?
- Informații apriori
 - Ce credem înainte de a vedea datele?
- Informații aposteriori
 - Ce credem după ce vedem datele?

Problema Monty Hall



- Sunt 3 uși numerotate cu 1, 2, 3.
- Un premiu mare (o mașină) este ascunsă în spatele unei uși. Celelalte două uși au câte o capră.
- Trebuie să alegem o ușă.
- Să presupunem că alegem poarta 1. Gazda deschide poarta 3, arătând capra din spate. Ce alegem mai departe?
 - (a) Rămânem cu alegerea inițială (poarta 1);
 - (b) Schimbăm și alegem poarta 2;
 - (c) Este vreo diferență?

Problema Monty Hall

- $H = i$ denotă ipoteza “premiul este după ușa i ”. Apriori toate cele 3 uși sunt egal probabile să ascundă premiul:

$$P(H = 1) = P(H = 2) = P(H = 3) = \frac{1}{3}$$

- Alegem poarta 1.
- Dacă premiul este în spatele ușii 1, gazda este indiferentă și va alege ușile 2 sau 3 cu probabilitate egală:

$$P(U = 2 | H = 1) = \frac{1}{2}, P(U = 3 | H = 1) = \frac{1}{2}$$

- Dacă premiul este în spatele ușii 2 (respectiv 3), gazda alege ușa 3 (respectiv 2):

$$P(U = 2 | H = 2) = 0, P(U = 3 | H = 2) = 1$$

$$P(U = 2 | H = 3) = 1, P(U = 3 | H = 3) = 0$$

- Gazda deschide poarta 3 ($U=3$), descoperind capra. Observația este $U=3$. Premiul este în spatele ușii 1 sau 2?

Problema Monty Hall

$$P(H = 1) = P(H = 2) = P(H = 3) = \frac{1}{3}$$

$$P(U = 2 | H = 1) = \frac{1}{2}, P(U = 3 | H = 1) = \frac{1}{2}$$

$$P(U = 2 | H = 2) = 0, P(U = 3 | H = 2) = 1$$

$$P(U = 2 | H = 3) = 1, P(U = 3 | H = 3) = 0$$

- Aplicăm regula Bayes:

$$P(H = 1 | U = 3) = \frac{P(U = 3 | H = 1) P(H = 1)}{P(U = 3)} = \frac{\frac{1}{2} \cdot \frac{1}{3}}{\frac{1}{2}} = \frac{1}{3}$$

$$P(H = 2 | U = 3) = \frac{P(U = 3 | H = 2) P(H = 2)}{P(U = 3)} = \frac{\frac{1}{2} \cdot \frac{1}{3}}{\frac{1}{2}} = \frac{2}{3}$$

Clasificatorul optimal

- Învățăm: $h: X \rightarrow Y$
 - X – trăsături
 - Y – etichete
- Presupunând cunoscută $P(Y|X)$, cum clasificăm datele?
 - Aplicăm clasificatorul Bayes:

$$y^* = h^*(x) = \operatorname{argmax}_y P(Y = y | X = x)$$

- **De ce?**

Clasificatorul optimal

- **Teoremă:** Clasificatorul Bayes h_{Bayes} este optim!
 - Adică:
$$\text{error}_{\text{true}}(h_{\text{Bayes}}) \leq \text{error}_{\text{true}}(h), \forall h$$
- **Eroarea Bayes** este cea mai mică eroare posibilă:

$$\text{error}_{\text{Bayes}} = 1 - \sum_{y \neq y^*} \int_{x \in H_i} P(y | x)P(x)dx$$

Clasificatorul optimal

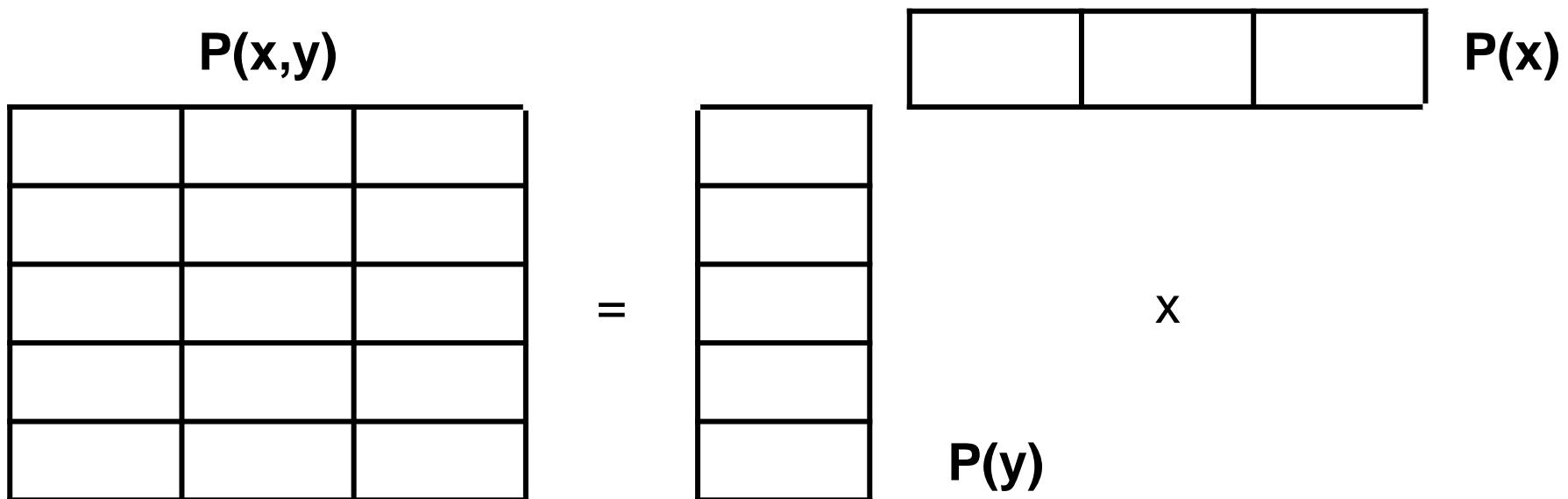
- Cât de greu este să învățăm clasificatorul optimal?
 - Dar pentru date categorice?
- Cum reprezentăm datele? Câți parametrii trebuie estimati?
 - Probabilitatea apriori a claselor $P(Y)$:
Presupunem că Y este compus din k clase
 - Probabilitatea $P(X | Y)$:
Presupunem că X este compus din n trăsături binare

Model complex → Avem variantă mare cu date limitate!

Soluție: considerăm că trăsăturile sunt independente

- Două variabile sunt independente dacă și numai dacă:

$$P(x, y) = P(x) P(y)$$



- Două variabile sunt independente condiționat dacă, fiind dată o a treia variabilă, avem:

$$P(x, y | z) = P(x | z) P(y | z)$$

Clasificatorul Naïve Bayes

- Presupunerea Naïve Bayes:

➤ Trăsăturile sunt independente:

$$P(X_1, X_2 \mid Y) = P(X_1 \mid Y)P(X_2 \mid Y)$$

➤ Mai general:

$$P(X_1 \dots X_n \mid Y) = \prod_i P(X_i \mid Y)$$

- Câți parametrii trebuie estimați acum?

➤ Presupunem că \mathbf{X} este compus din n trăsături binare

➤ Redus de la 2^n la $2 \cdot n$

Clasificatorul Naïve Bayes

- Fiind date:
 - Probabilitatea apriori a claselor $P(Y)$
 - n trăsături independente X condiționate de Y
 - Pentru fiecare X_i , probabilitatea $P(X_i | Y)$
- Regula de decizie Naïve Bayes este:

$$h_{NB}(x) = \operatorname{argmax}_y P(y) P(x_1, \dots, x_n | y)$$

$$h_{NB}(x) = \operatorname{argmax}_y P(y) \prod_i P(x_i | y)$$

- În practică folosim sumă de log!
- Dacă presupunerea este adevărată, NB este clasificatorul optimal!

Estimarea parametrilor NB

- Se aplică metoda aproximării verosimilității maxime (Maximum Likelihood Estimation)
 - Fiind dat setul de antrenare, calculăm numărul de exemple pentru care $A=a$ și $B=b$:

$\text{count}(A=a, B=b)$

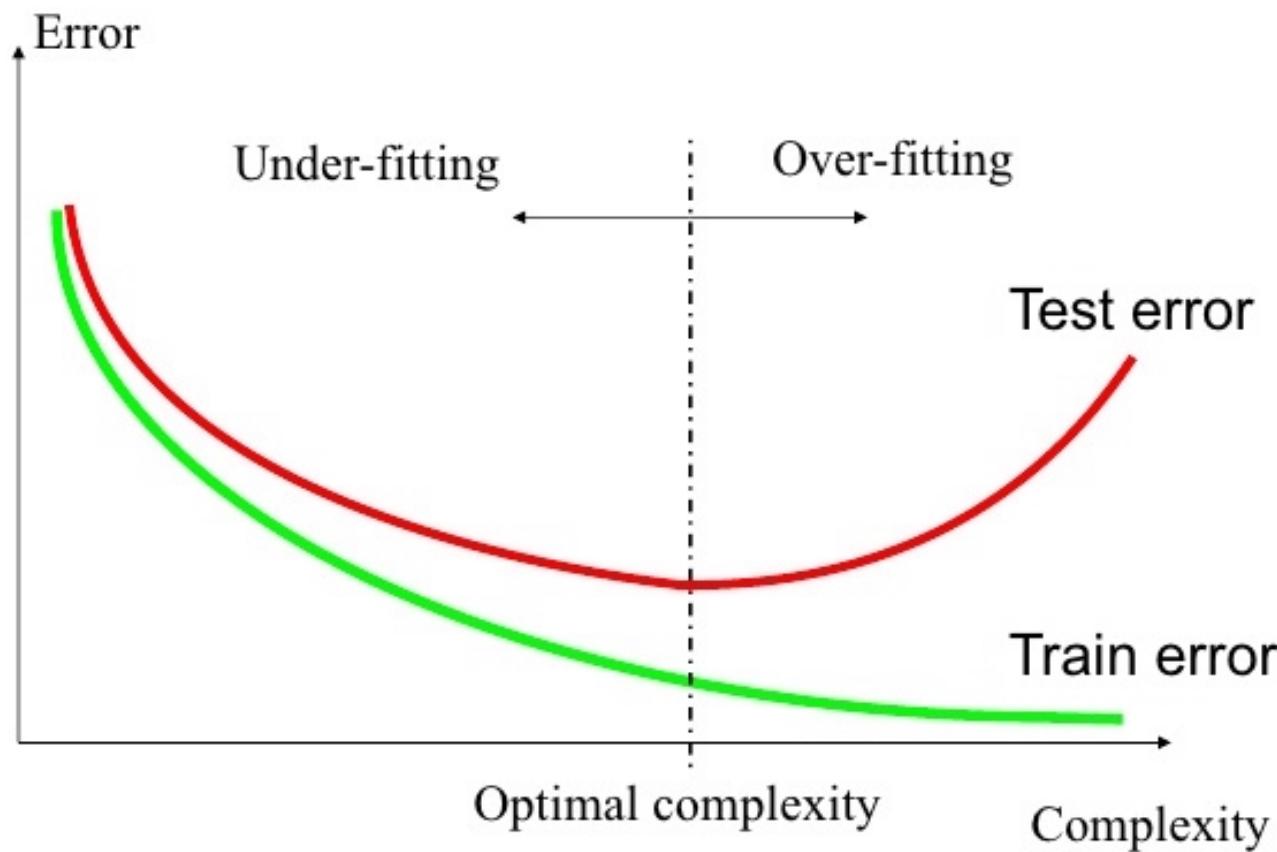
- Estimarea parametrilor:
 - Probabilitatea apriori a fiecărei clase: $P(Y = y) = \dots$
 - Probabilitatea condiționată de clase: $P(X_i = x_i | Y = y) = \dots$

Încălcarea presupunerii NB

- Deobicei, trăsăturile nu sunt independente condiționat:
$$P(X_1 \dots X_n | Y) \neq \prod_i P(X_i | Y)$$
- Probabilitățile $P(Y|X)$ sunt deseori 0 sau 1
- Totuși, clasificatorul NB este foarte popular
 - Deorece se descurcă bine, chiar dacă presupunerea este încălcată

Underfitting versus overfitting

- Îmbunătățirea capacitatei de generalizare



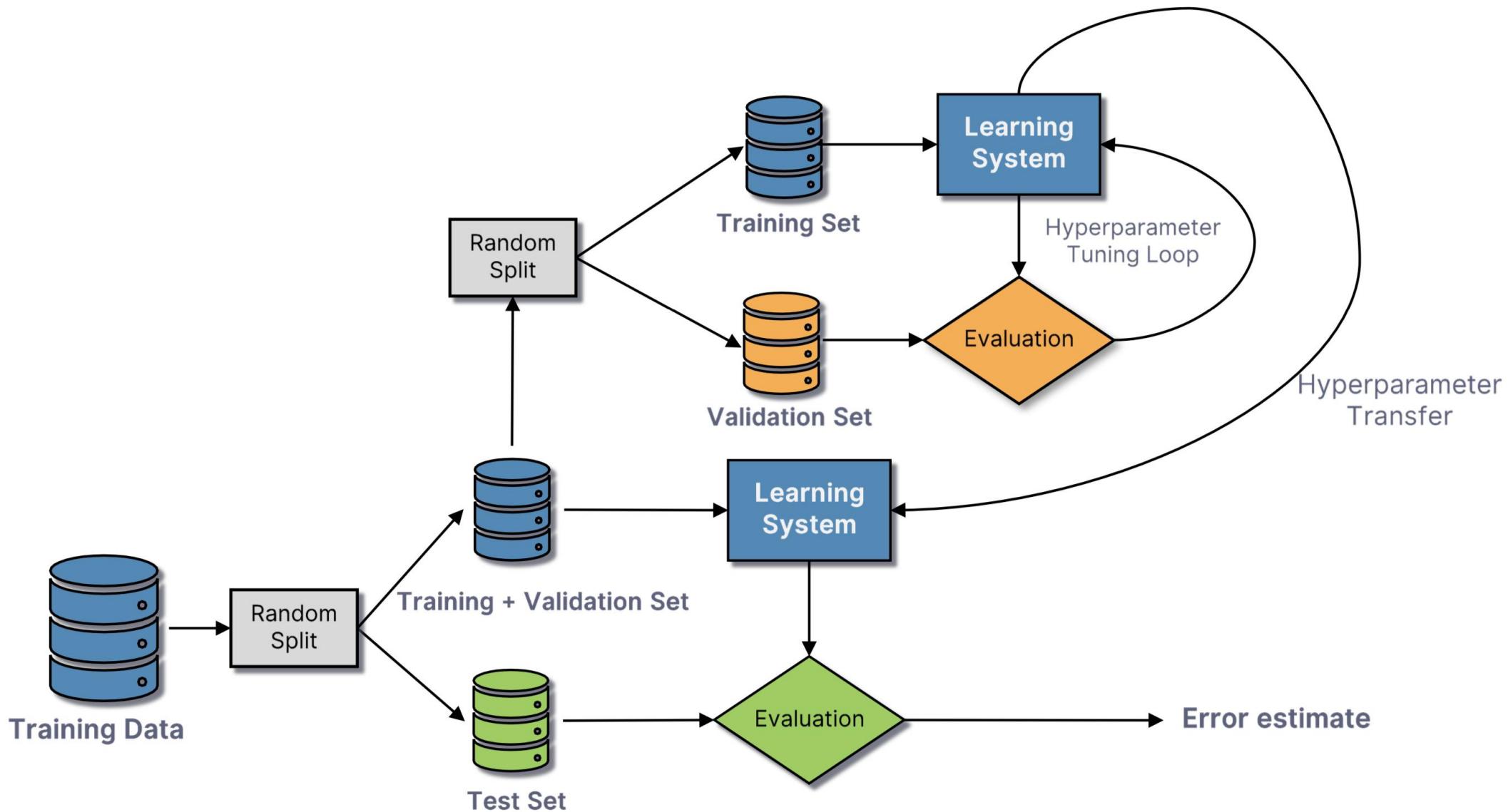
Împărțirea datelor în date de antrenare, validare și test

- Pentru a construi un model cât mai performant, trebuie să îl testăm pe date “necunoscute”
 - O posibilă abordare (atunci când avem la dispoziție multe date):
 - 50% exemple pentru antrenare
 - 25% exemple pentru validare
 - 25% exemple pentru testare
- (procentele pot să varieze)

De ce nu este suficient să împărțim datele în train și test?

- Utilizarea repetată a unei împărțiri atunci când încercăm diverse hiperparametrii poate să “uzeze” setul de test:
 - **Facem overfitting în spațiul hiperparametrilor!**
- Obținem o estimare mai bună a erorii dacă tunăm hiperparametrii pe un set diferit, anume setul de validare

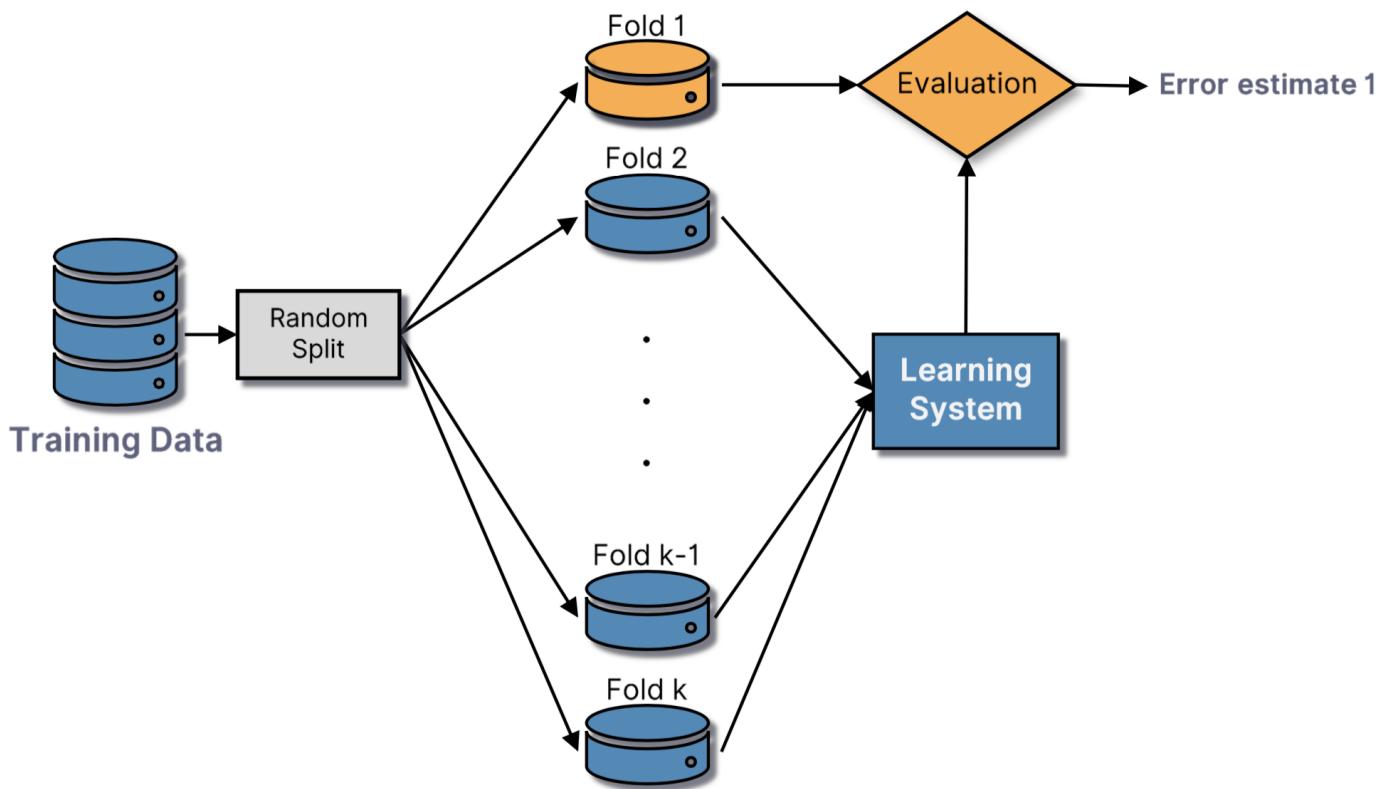
Training, validation, test



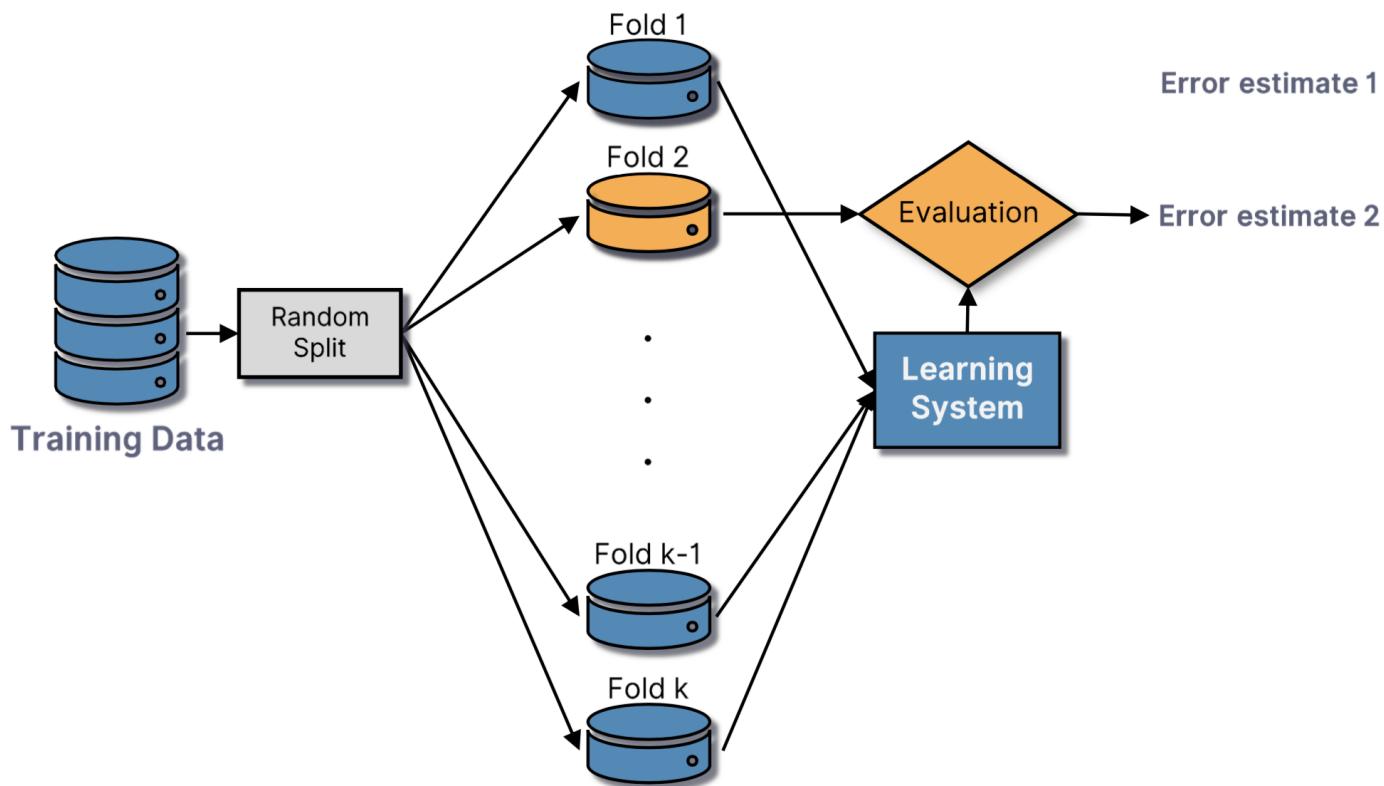
Cross-validation

- O altă abordare (funcționează bine cu data puține):
 - Împărțim datelor în k părți egale (fold-uri)
 - Antrenăm pe $k-1$ fold-uri și testăm pe fold-ul dat deoparte
 - Repetăm de k ori
 - Calculăm media rezultatelor
- Atunci când numărul de fold-uri este egal cu numărul de exemple:
 - Leave-one-out cross-validation

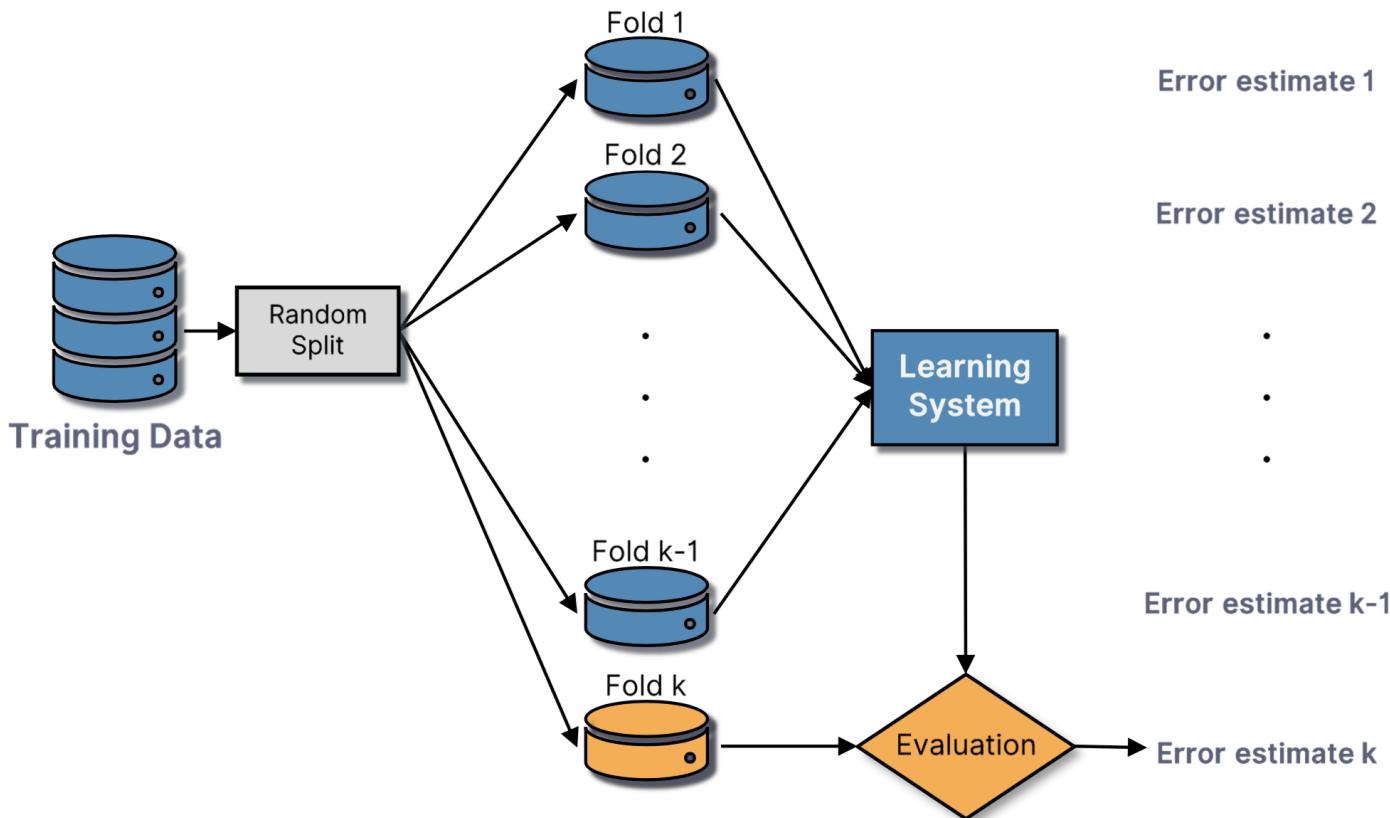
Cross-validation



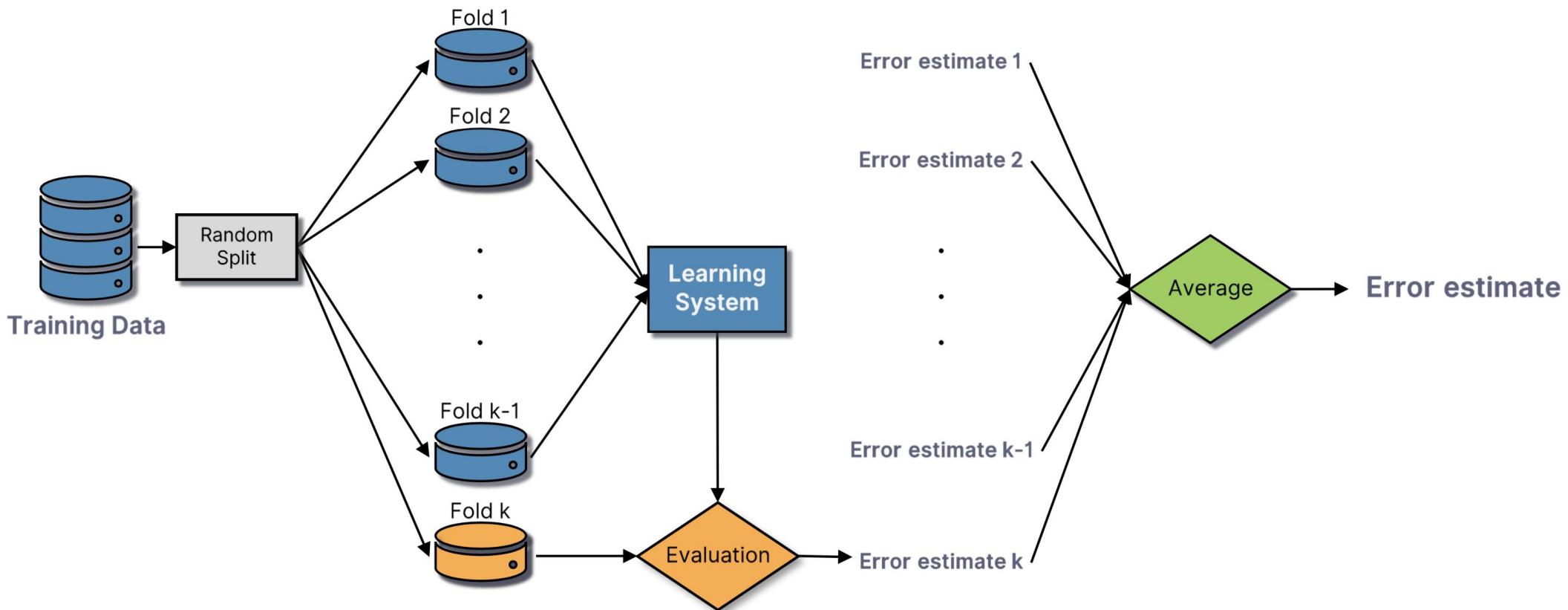
Cross-validation



Cross-validation



Cross-validation



Îmbunătățirea capacitatii de generalizare

Early stopping

- Oprirea învățării atunci când observăm că eroarea pe validare începe să crească

Regularizare

- Adăugarea unui termen care să penalizeze complexitatea funcției de învățare, impunând restricții de netezire sau limite asupra normei vectorului de ponderi

$$\min_f \sum_{i=1}^n V(f(\hat{x}_i), \hat{y}_i) + \lambda R(f)$$

Evaluare performanței

Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

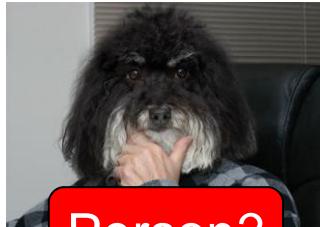
- Măsurăm acuratețea / eroarea pe datele de test:



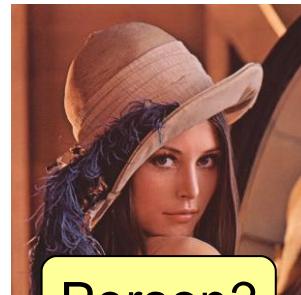
Car?



Person?



Person?



Person?



Dog?



Dog?

- Acuratețea: 4 corecte din 6 = 66.67%
- Eroarea: 2 greșite din 6 = 33.33%

Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Construim matricea de confuzie



- Acuratețea: suma elementelor de pe diagonală principală supra numărul de componente diferite de zero (4/6)
- Eroarea: suma elementelor rămase în afara diagonalei supra numărul de componente diferite de zero (2/6)

Predicted Actual	Car	Dog	Person
Car	1	1	0
Dog	0	1	1
Person	0	0	2

Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Matricea de confuzie în cazul binar



	Predicted YES	Predicted NO
Actual YES	True Positive	False Negative
Actual NO	False Positive	True Negative

Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Matricea de confuzie în cazul binar



	Predicted YES	Predicted NO
Actual YES	2	False Negative
Actual NO	False Positive	True Negative

Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Matricea de confuzie în cazul binar



	Predicted YES	Predicted NO
Actual YES	2	1
Actual NO	False Positive	True Negative

Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Matricea de confuzie în cazul binar



	Predicted YES	Predicted NO
Actual YES	2	1
Actual NO	1	True Negative

Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Matricea de confuzie în cazul binar



	Predicted YES	Predicted NO
Actual YES	2	1
Actual NO	1	2

Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Calculul măsurilor Precision și Recall



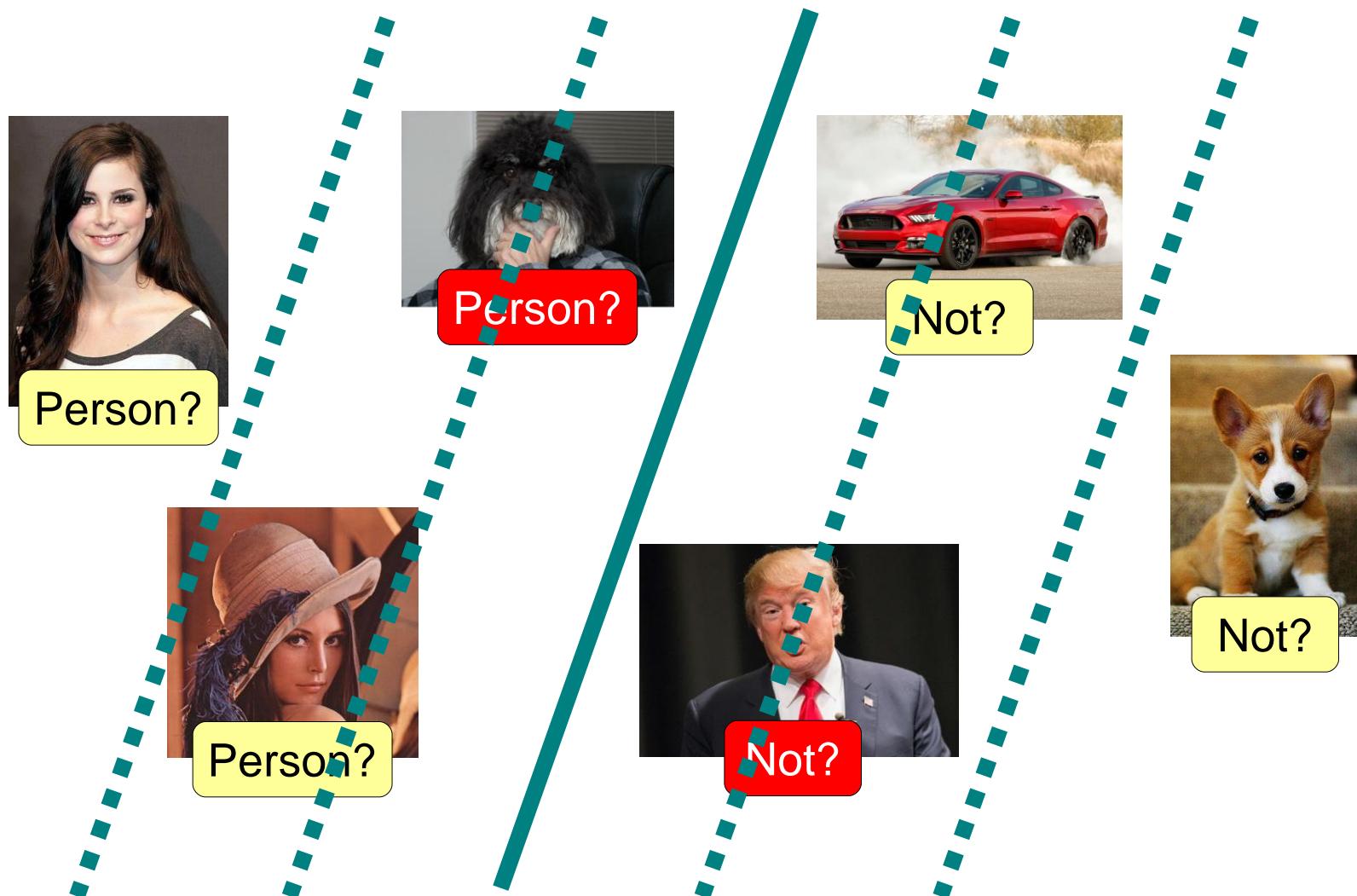
- $\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$
= 66.67%

- $\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$
= 66.67%

	Predicted YES	Predicted NO
Actual YES	2	1
Actual NO	1	2

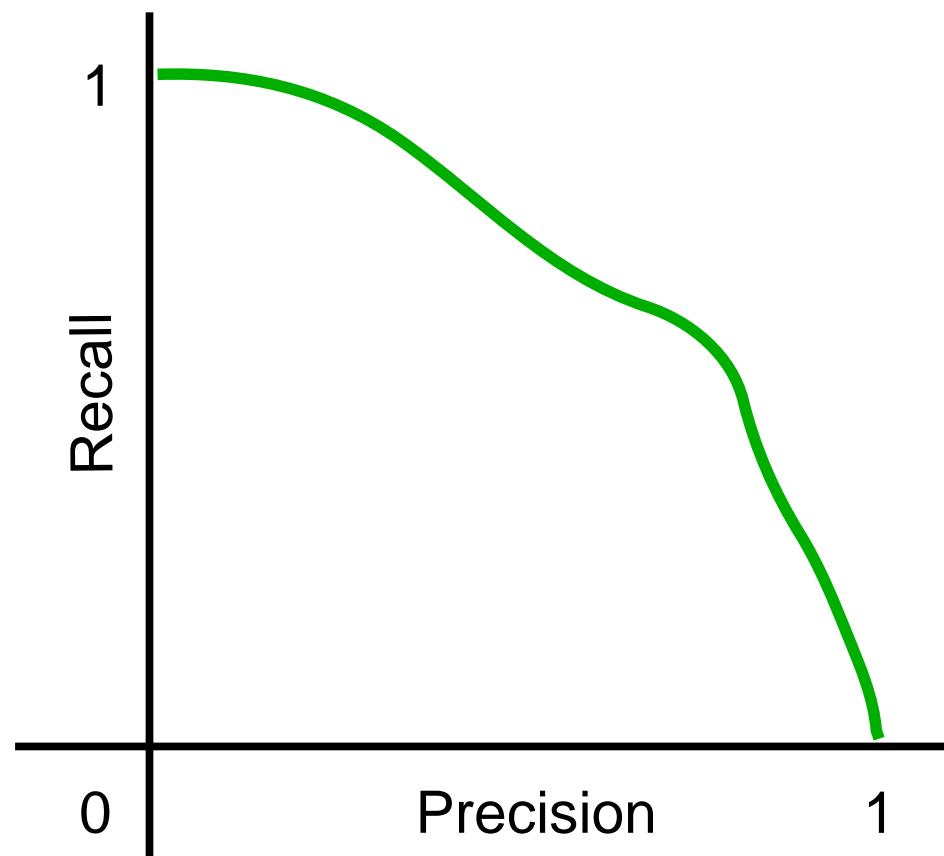
Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Curba Precision-Recall



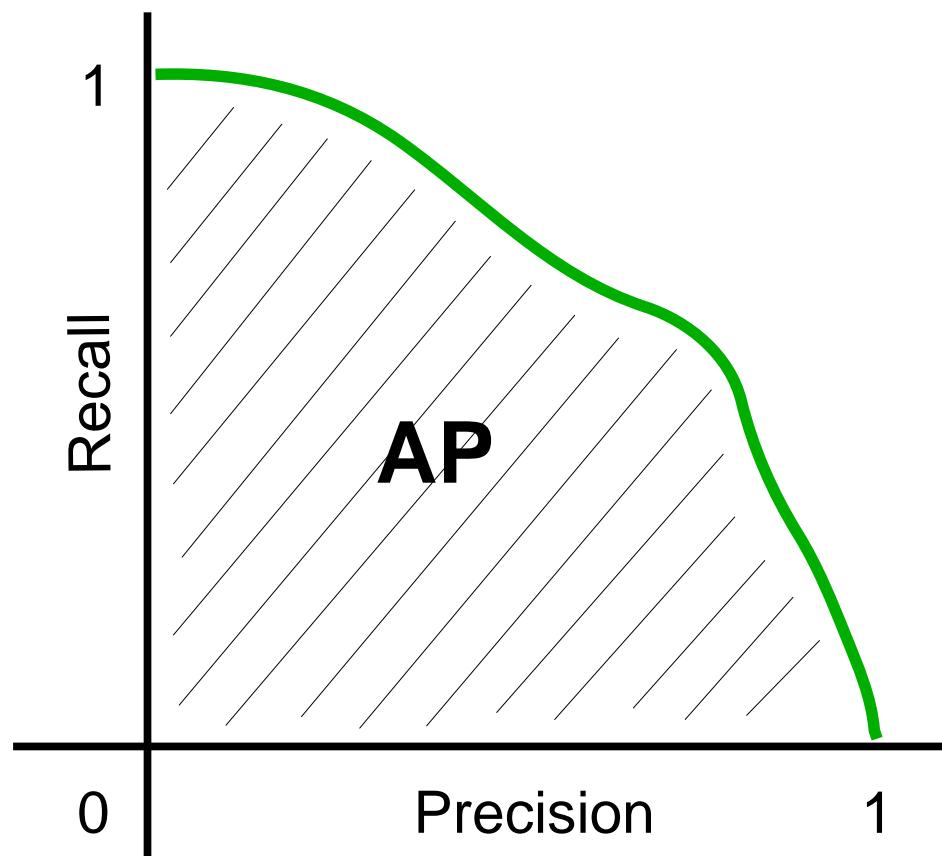
Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Curba Precision-Recall



Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Average Precision



Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Calculul măsurilor TPR și FPR

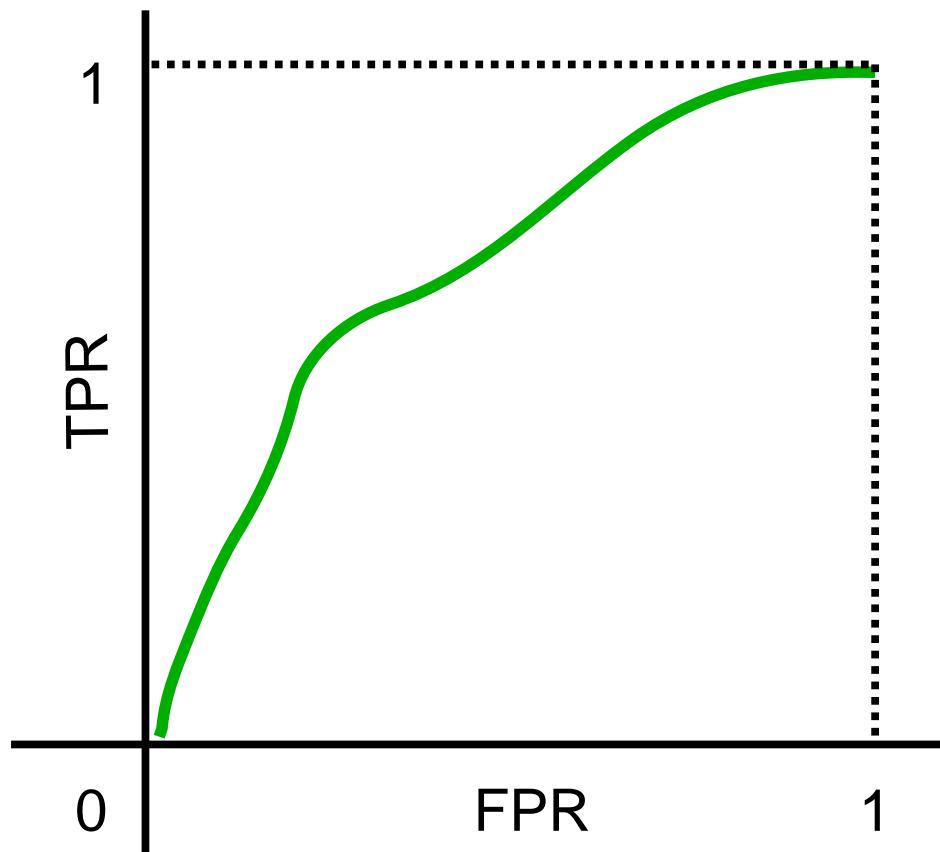


- $TPR = TP / (TP + FP)$
 $= 66.67\%$
- $FPR = FP / (FP + TN)$
 $= 33.33\%$

	Predicted YES	Predicted NO
Actual YES	2	1
Actual NO	1	2

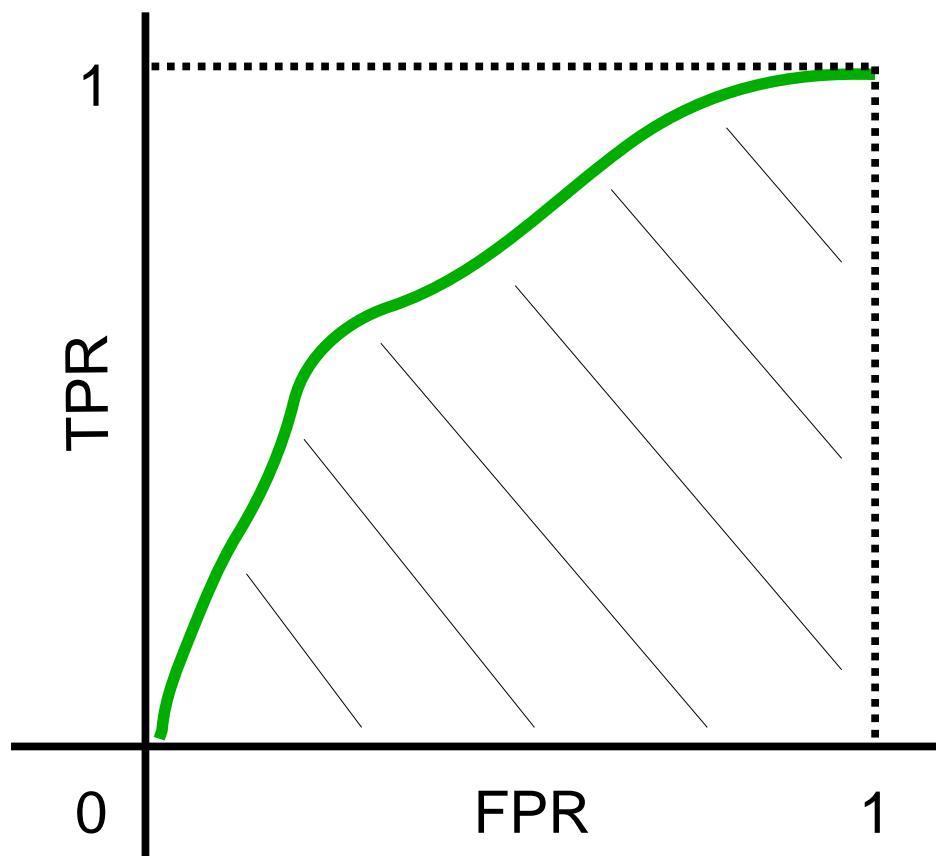
Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Curba ROC (Receiver Operating Characteristic)



Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Măsura AUC: Aria de sub curba ROC



Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

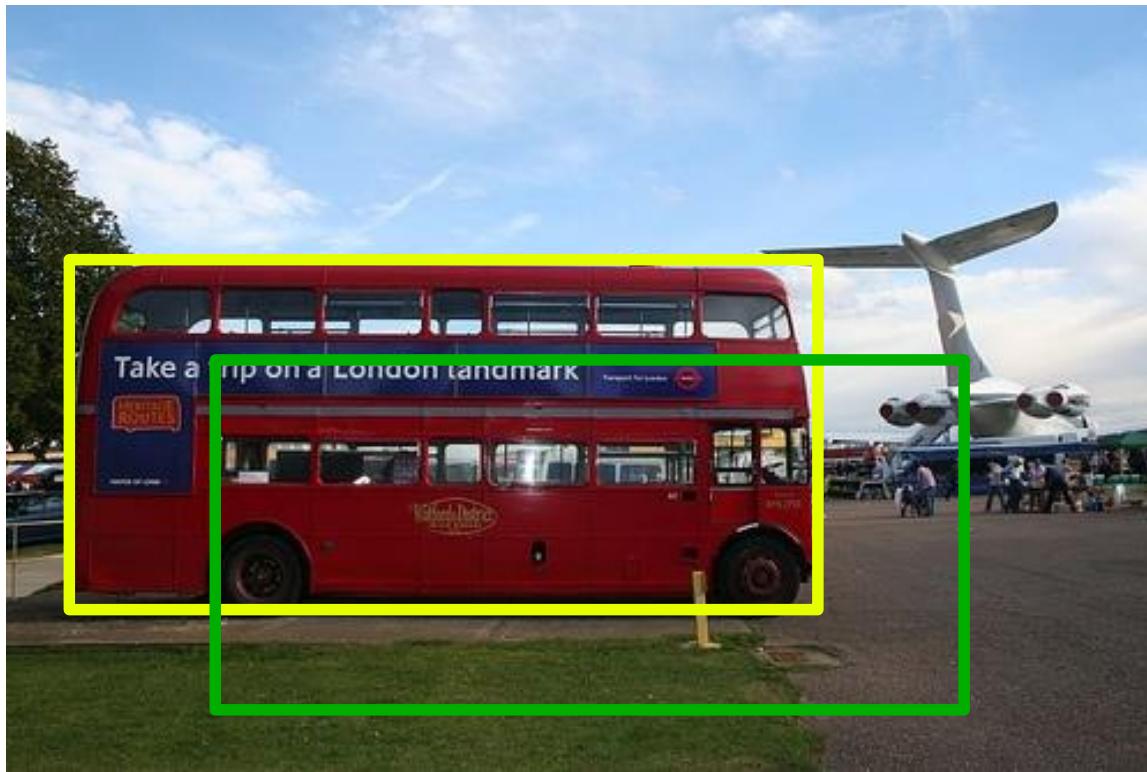
- Măsura F_β

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{(\beta^2 \cdot \text{precision}) + \text{recall}}$$

- Măsura F_1 este poate cea mai folosită măsură de tipul F_β

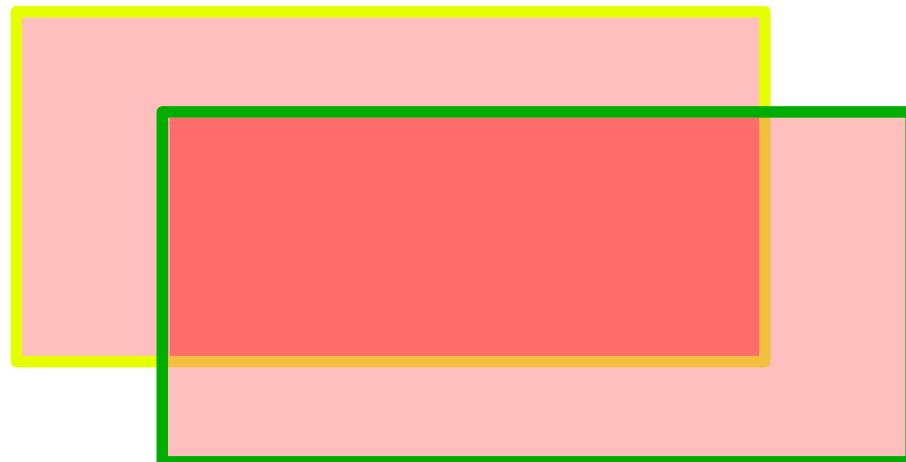
Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

- Intersecție supra Reuniune (indexul Jaccard)



Cum evaluăm un sistem de învățare automată?

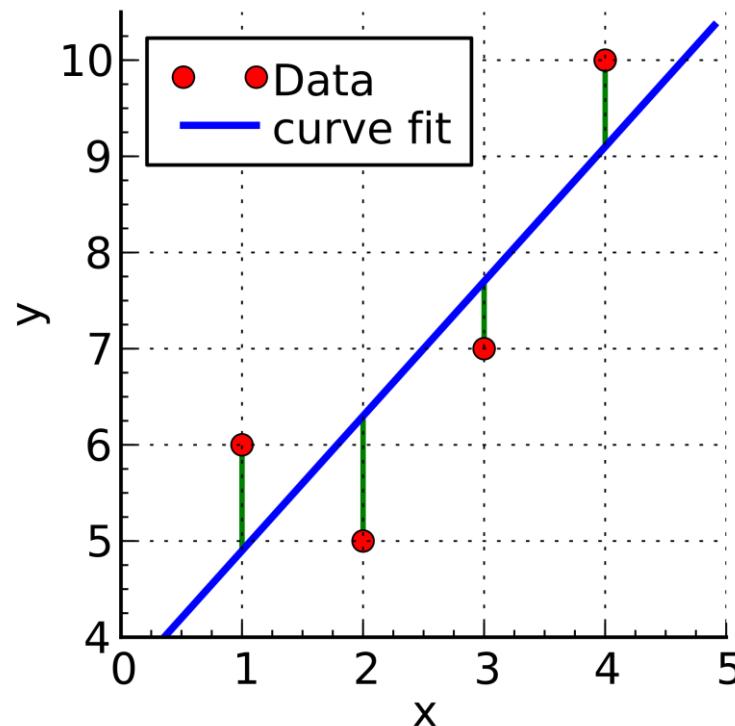
- Intersecție supra Reuniune (indexul Jaccard)
- Detectie corecta daca $J(A,B) > 0.5$



Cum evaluăm un sistem de regresie?

- Media pătratelor erorilor (MSE)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}(x_i))^2$$



Cum evaluăm un sistem de regresie?

- Ordinea dificultății conform oamenilor



- Ordinea dificultății prezisă de sistem



Cum evaluăm un sistem de regresie?

- Corelația Kendall Tau:

$$\tau_a = \frac{P - Q}{\frac{n(n-1)}{2}}$$

- Măsură ordinală bazată pe perechi concordante (P) și discordante (Q)

$$P = |\{(i, j) : 1 \leq i < j \leq n, (x_i - x_j)(y_i - y_j) > 0\}|$$

$$Q = |\{(i, j) : 1 \leq i < j \leq n, (x_i - x_j)(y_i - y_j) < 0\}|$$

Cum evaluăm un sistem de regresie?

- Ordinea dificultății conform oamenilor



- Concordantă cu ordinea prezisă de sistem



Cum evaluăm un sistem de regresie?

- Ordinea dificultății conform oamenilor



- Discordanță cu ordinea prezisă de sistem



Cum evaluăm un sistem de regresie?

- Cât este corelația Kendall Tau?



- $P = ?, Q = ?$



Cum evaluăm un sistem de regresie?

- Cât este corelația Kendall Tau?



- $P = 8, Q = 2, \text{Kendall Tau} = (8-2) / 10 = 0.6$



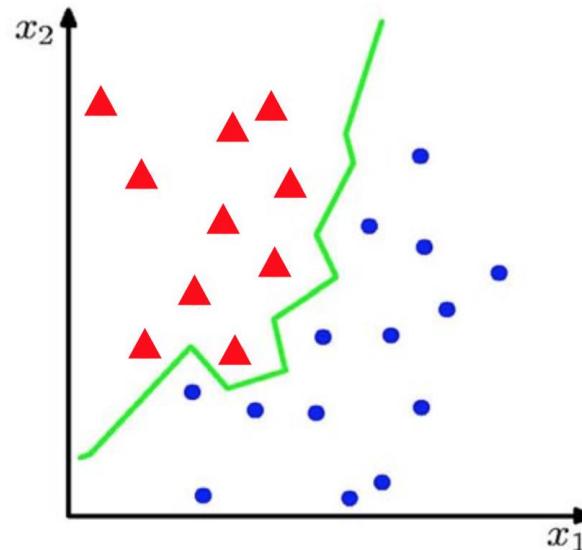
Metoda celor mai apropiati vecini.
“Blestemul dimensionalitatii”.

Prof. Dr. Radu Ionescu

raducu.ionescu@gmail.com

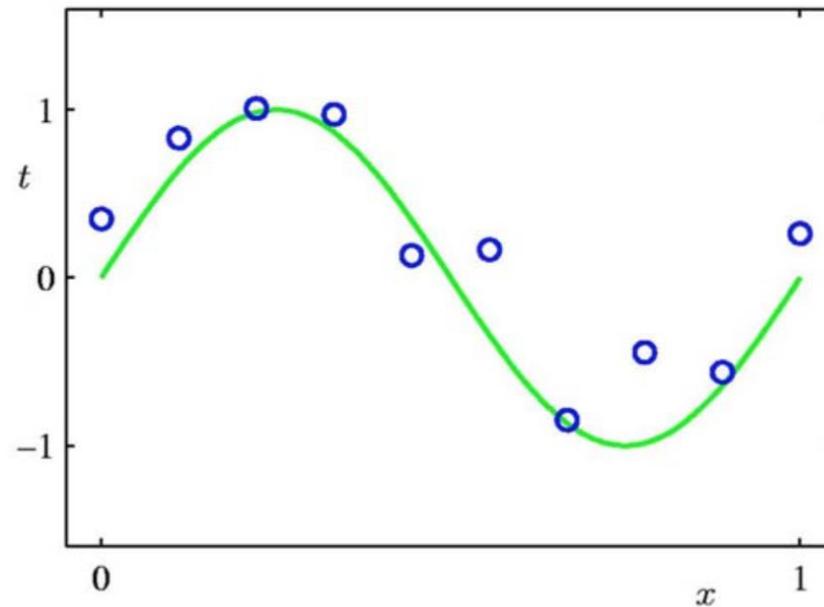
Facultatea de Matematică și Informatică
Universitatea din București

Clasificare din exemple etichetate



- Presupunem că avem un set de N exemple de antrenare:
 (x_1, \dots, x_N) and (y_1, \dots, y_N) , $x_i \in \mathbb{R}^d$, $y_i \in \{-1, 1\}$
- Problema clasificării constă în estimarea funcției $g(x)$ a.î.:
$$g(x_i) = y_i$$

Regresie din exemple etichetate



- Presupunem că avem un set de N exemple de antrenare:
 (x_1, \dots, x_N) and (y_1, \dots, y_N) , $x_i, y_i \in \mathbb{R}$
- Problema regresiei constă în estimarea funcției $g(x)$ a.î.:
$$g(x_i) = y_i$$

Învățare din exemple etichetate

- Presupunem că avem un set de N exemple de antrenare:
 (x_1, \dots, x_N) and (y_1, \dots, y_N) , $x_i, y_i \in \mathbb{R}$
- Problema învățării constă în estimarea funcției $g(x)$ a.î.:

$$g(x_i) = y_i$$

- Funcție de pierdere (de exemplu MSE):

$$\mathcal{L}(y, g(\mathbf{x}))$$

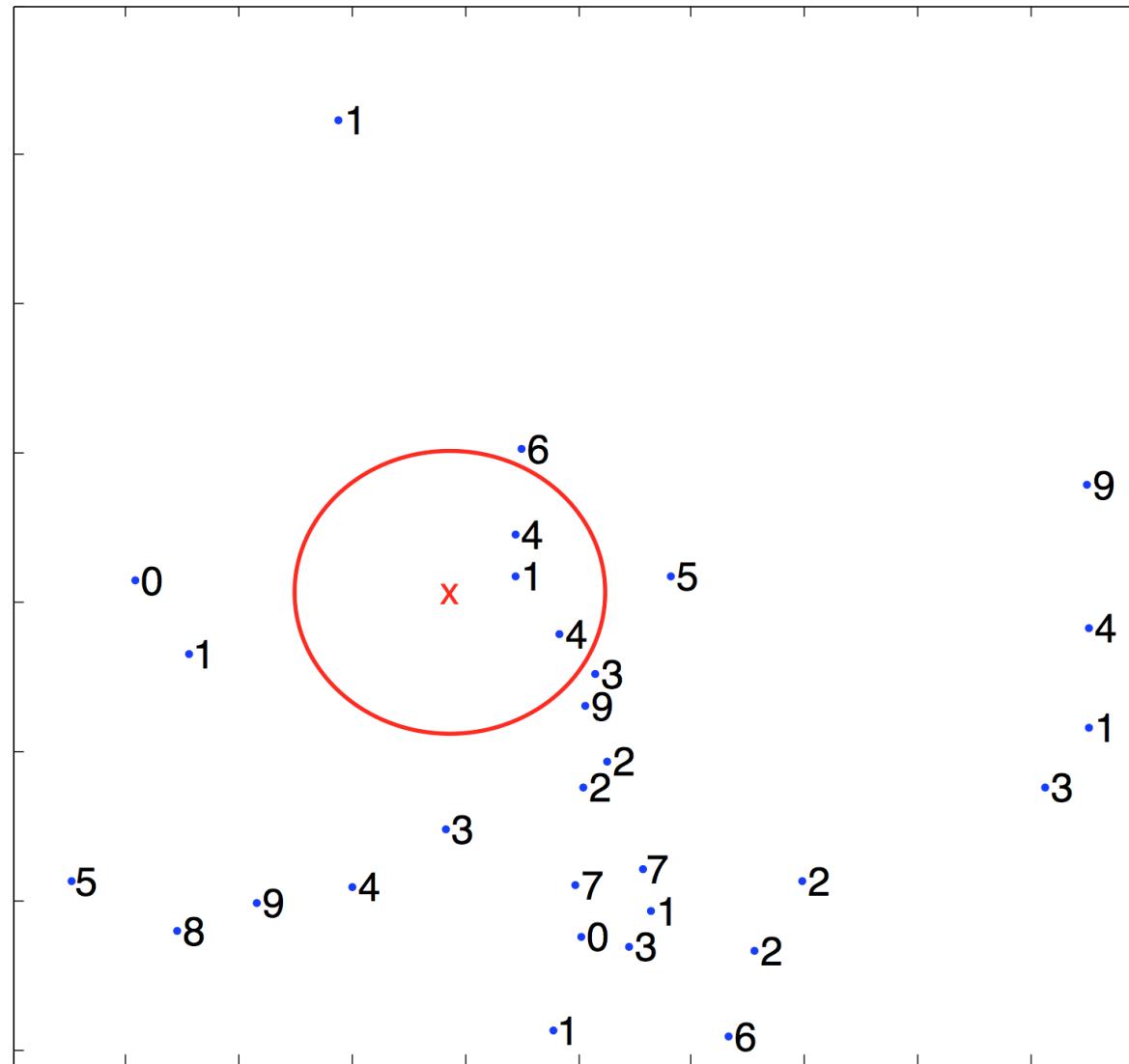
- Eroarea de generalizare:

$$L(g) = E_P \mathcal{L}(y, g(\mathbf{x})) = \int \mathcal{L}(y, g(\mathbf{x})) dP(\mathbf{x}, y)$$

- Eroarea empirică (estimată):

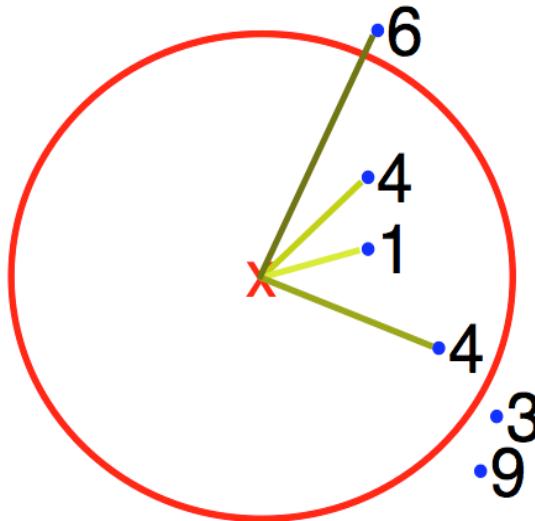
$$L_e(g) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} \mathcal{L}(y_i, g(\mathbf{x}_i))$$

Care este eticheta exemplului de test x?



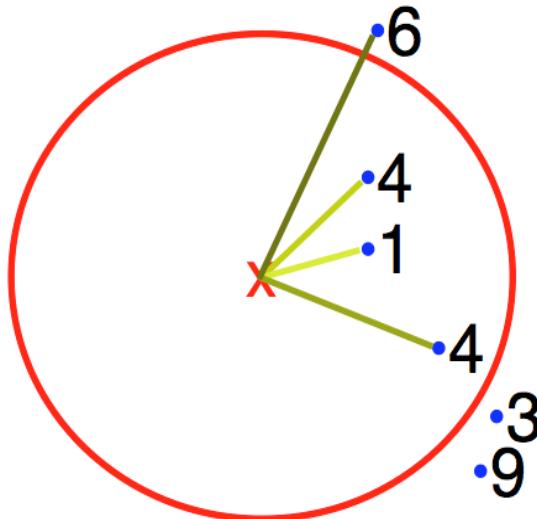
Metoda celor mai apropiati vecini

Metoda celor mai apropiati vecini



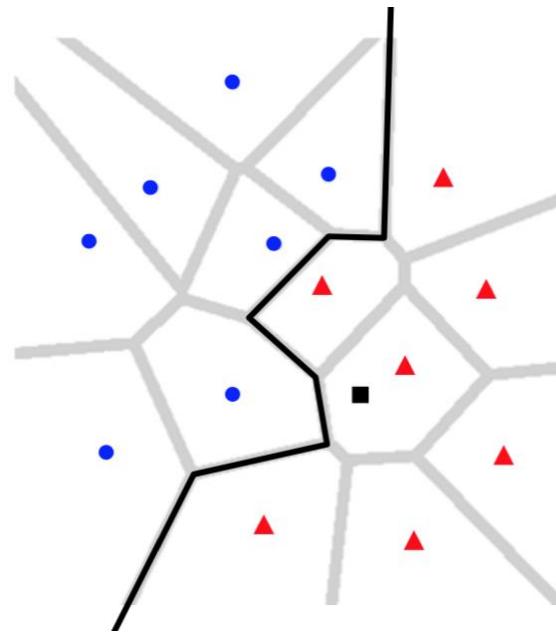
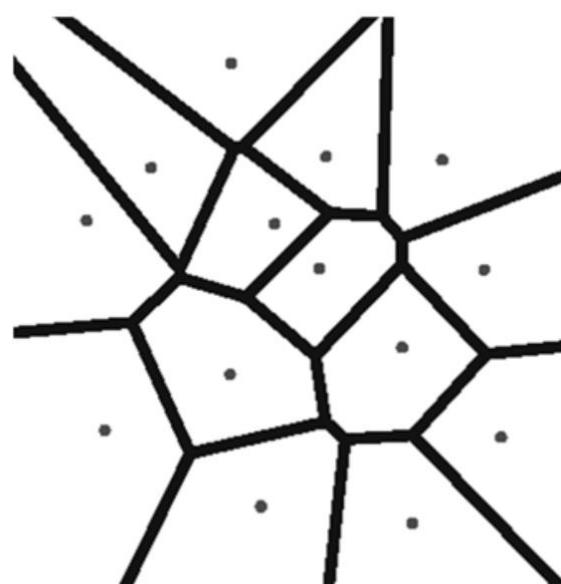
- Algoritmul k-NN:
 - 1) Pentru fiecare exemplu de test x , găsim cei mai apropiati k vecini
 - 2) Atribuim eticheta majoritară conform celor k vecini

k-Nearest Neighbors (k-NN)



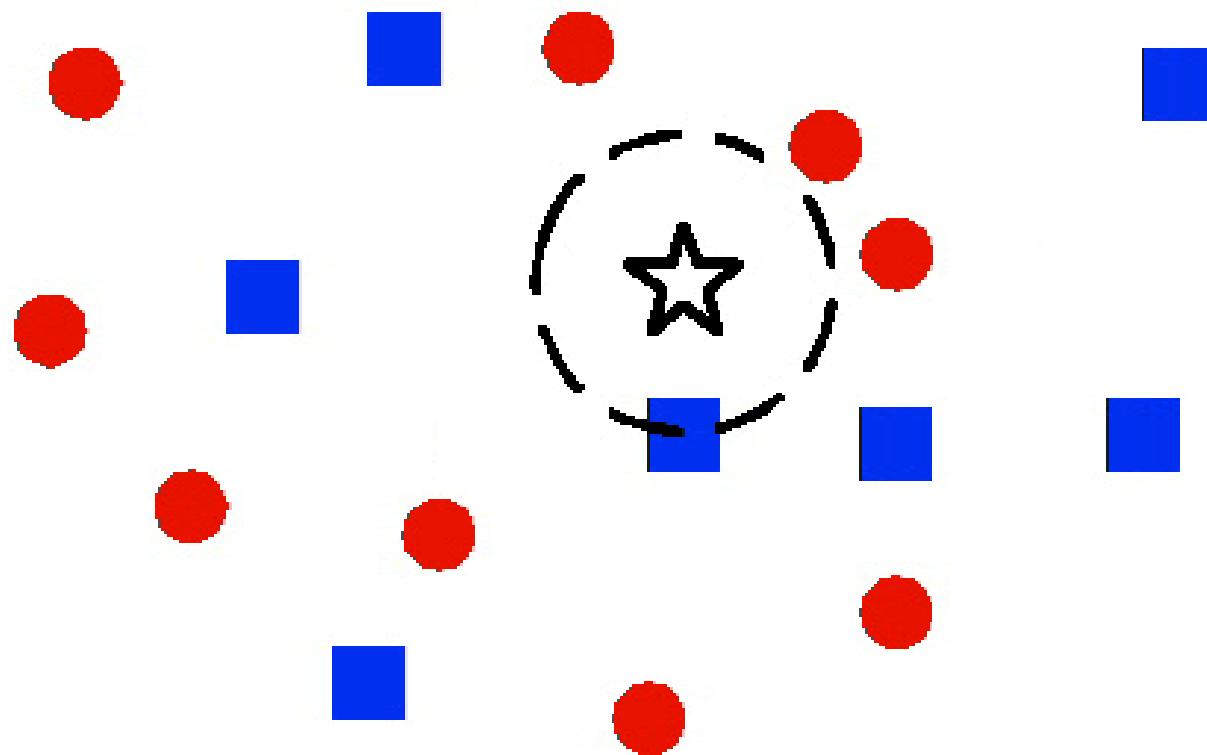
- Cum luăm o decizie în caz de egalitate?
 - 1) Alegem o etichetă din cele egale în mod aleator
 - 2) Aplicăm modelul 1-NN (nu există egalități)
 - 3) Utilizăm distanțele până la exemplu de test ca ponderi

Ce se întâmplă în cazul $k = 1$?

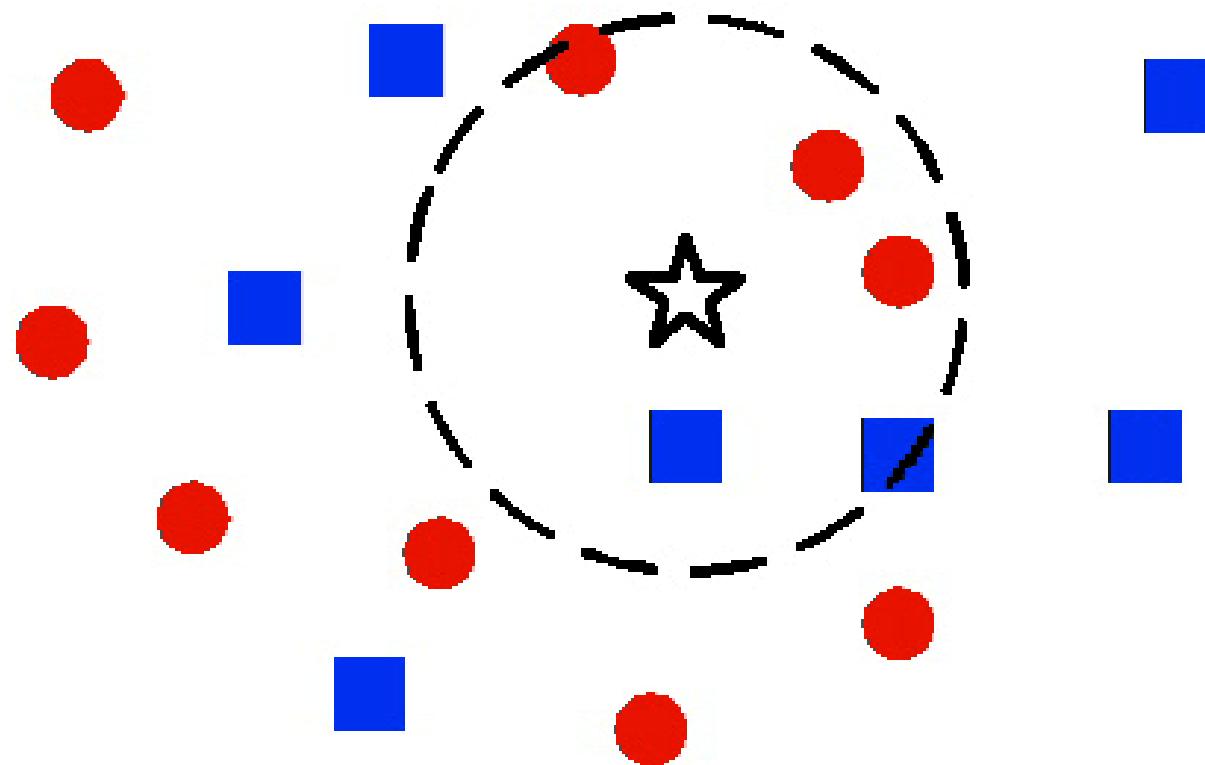


- Obținem o diagramă Voronoi:
 - spațiul este partit ionat în regiuni
 - granțiele de separare trec prin zonele în care distanțele între exemplele de training sunt egale
- Granița de separare este neliniară

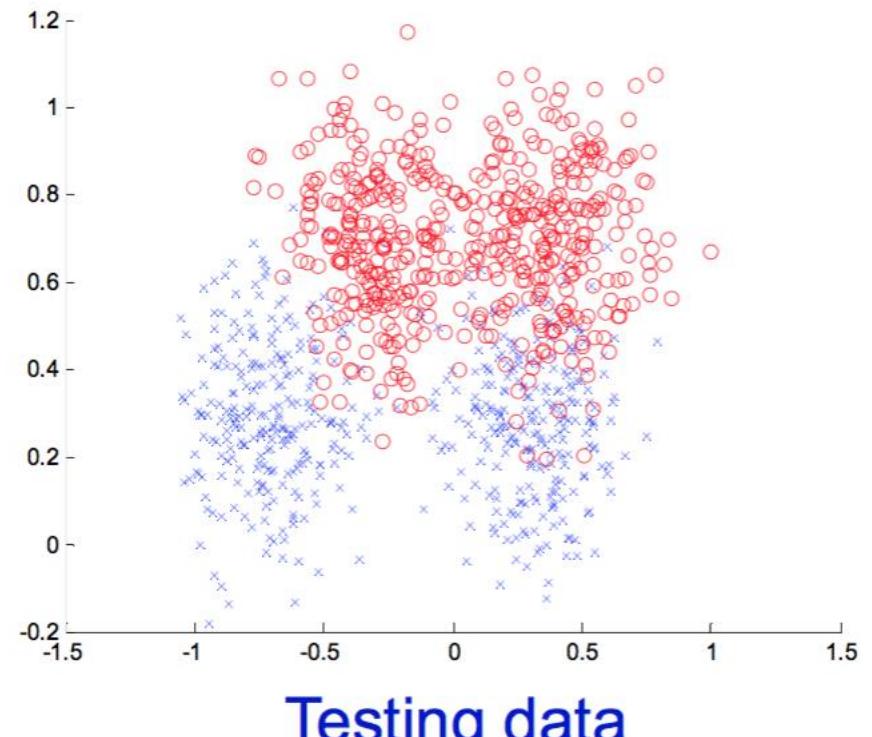
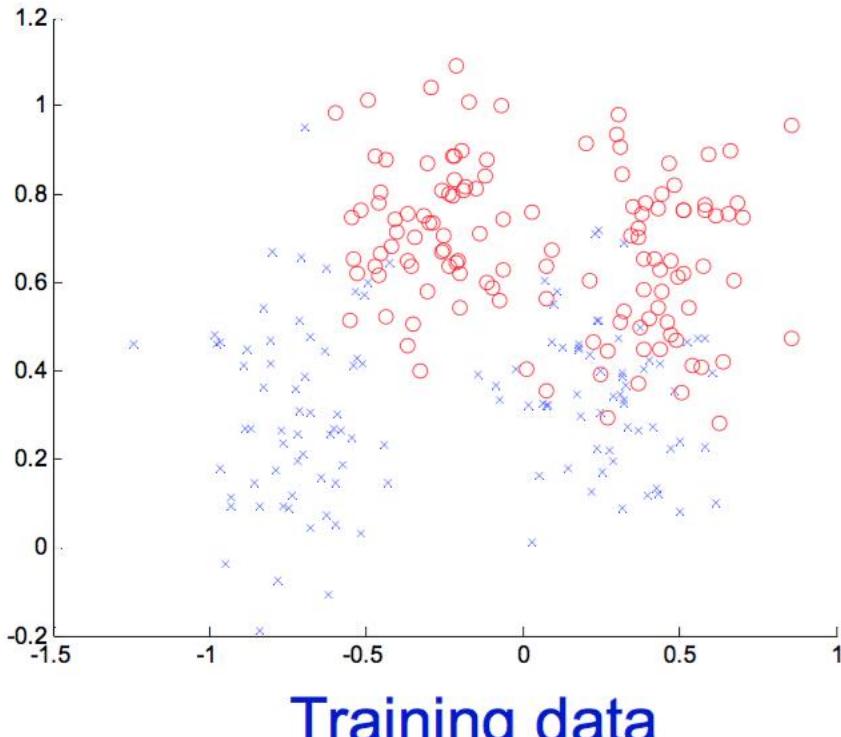
1-NN versus k-NN



1-NN versus k-NN



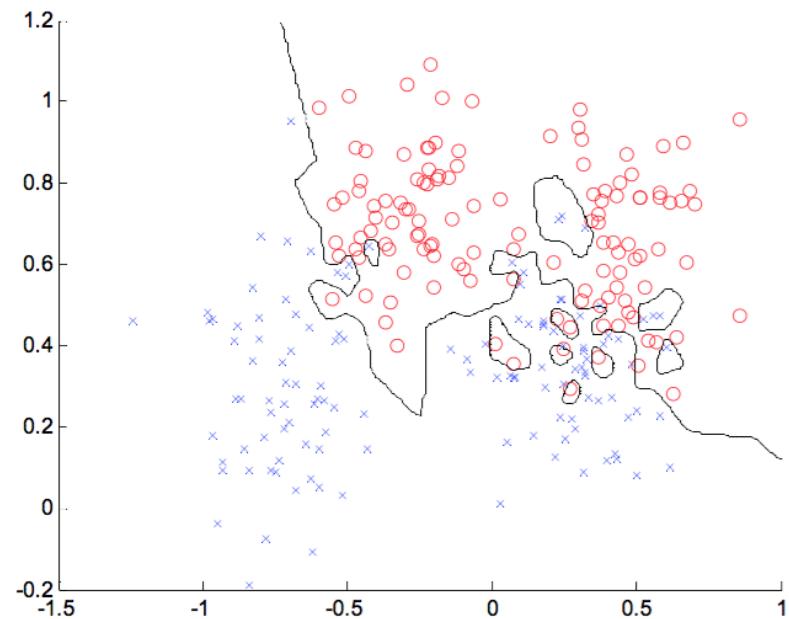
Presupunerea pe care se bazează modelul k-NN



- Datele de antrenare și cele de testare provin din aceeași distribuție
- Devine puțin probabil ca un pattern reprezentativ în setul de antrenare să fie absent în datele de test

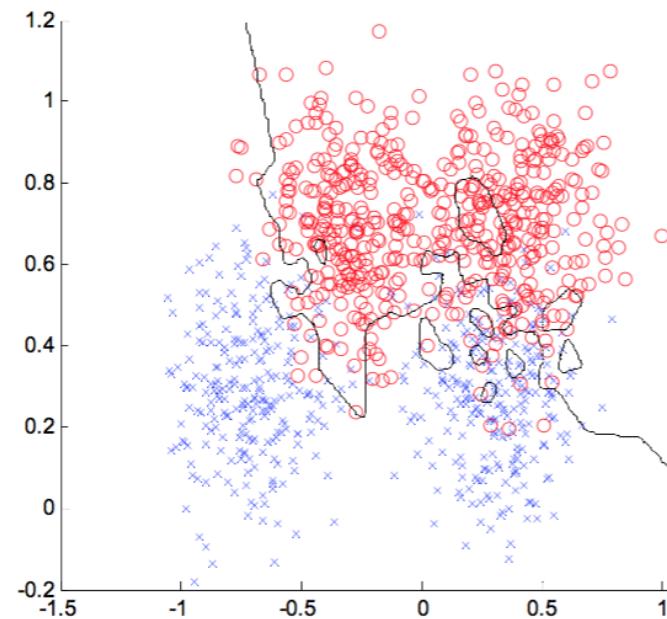
Ce se întâmplă atunci când variem parametrul k?

Training data



error = 0.0

Testing data

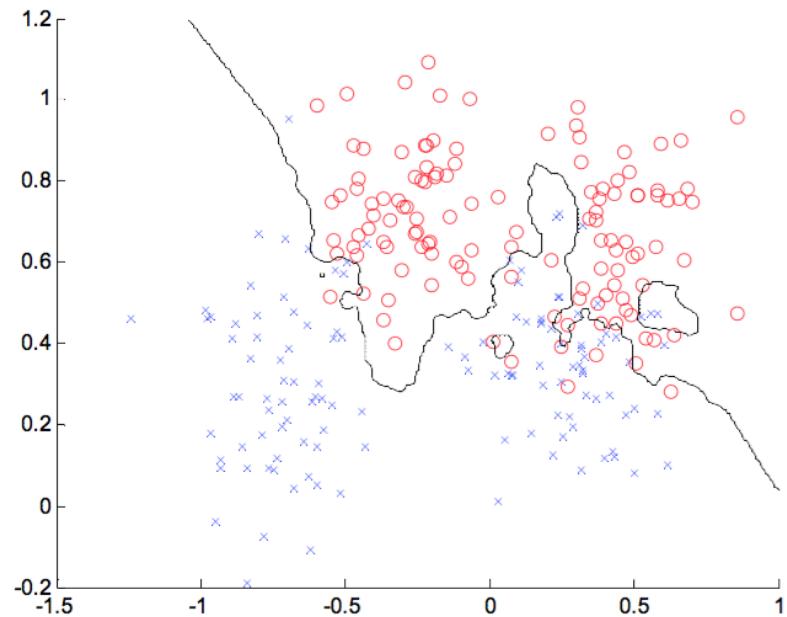


error = 0.15

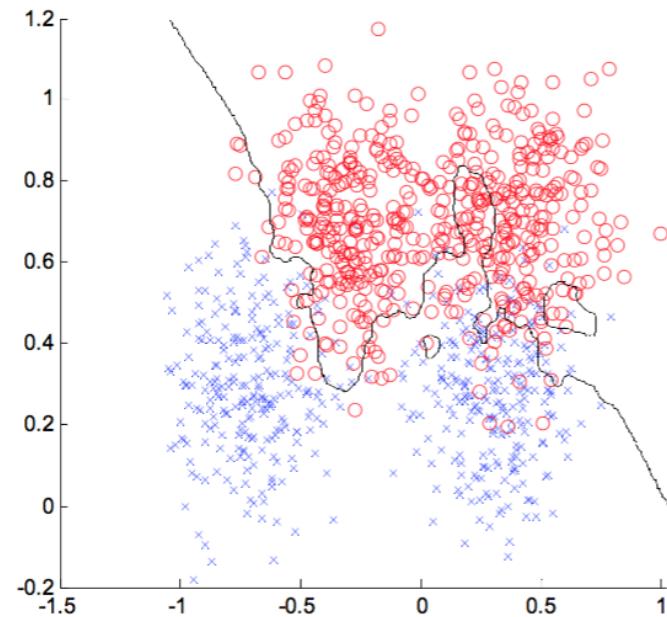
- $k = 1$

Ce se întâmplă atunci când variem parametrul k?

Training data



Testing data



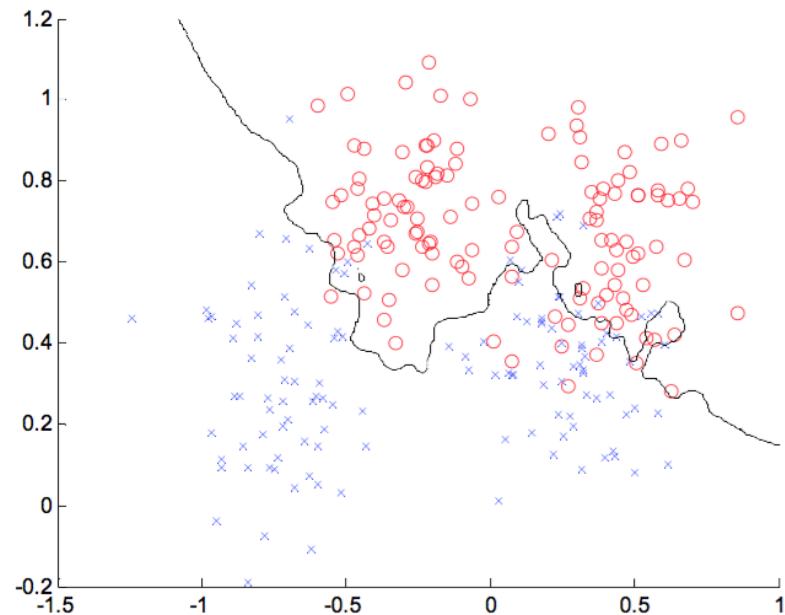
error = 0.0760

error = 0.1340

- $k = 3$

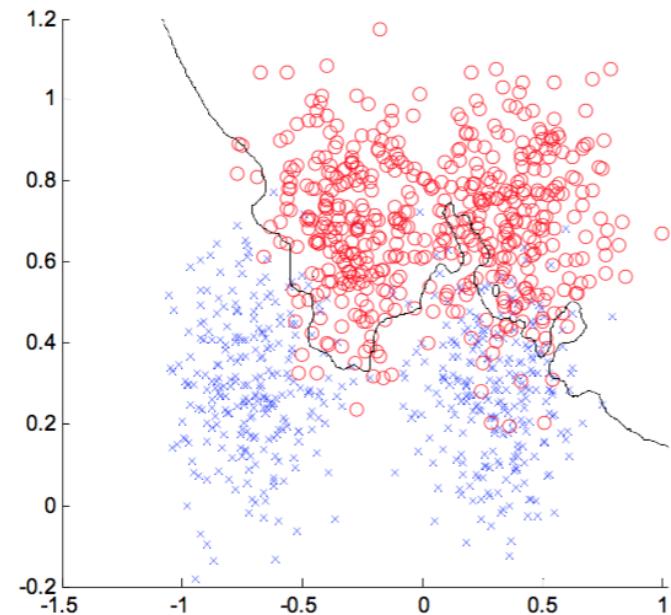
Ce se întâmplă atunci când variem parametrul k?

Training data



error = 0.1320

Testing data

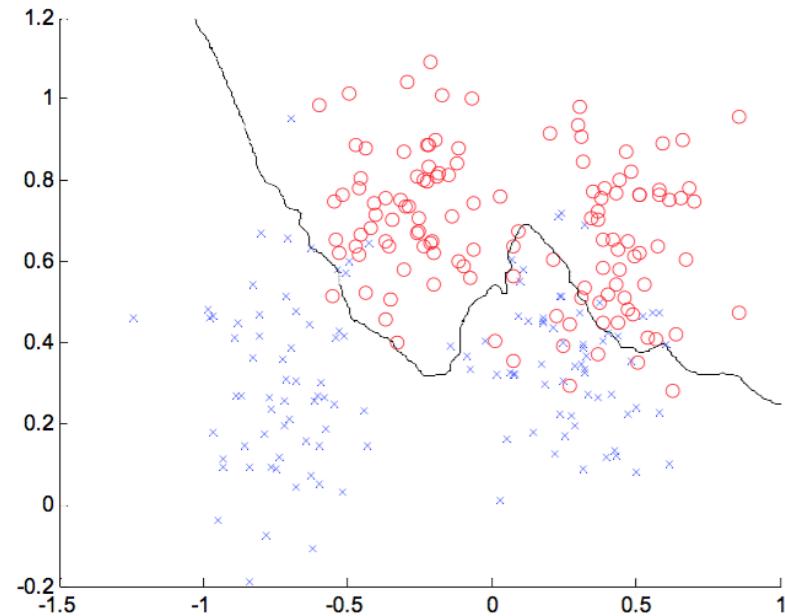


error = 0.1110

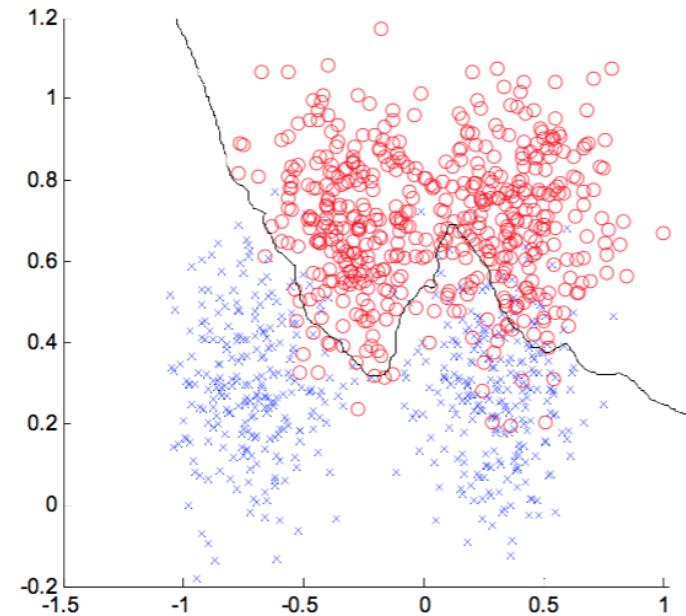
- $k = 7$

Ce se întâmplă atunci când variem parametrul k?

Training data



Testing data



error = 0.1120

error = 0.0920

- $k = 21$

Ce ne trebuie pentru un clasificator bazat pe memorie?

- O funcție de distanță
 - **Distanța Euclidiană**
 - **Distanța Edit (Levenshtein)**
 - **Distanța Hamming**
- Câți vecini să luăm în considerare?
- Cum să antrenăm modelul pe exemplele din vecinătate?

În cazul 1-NN

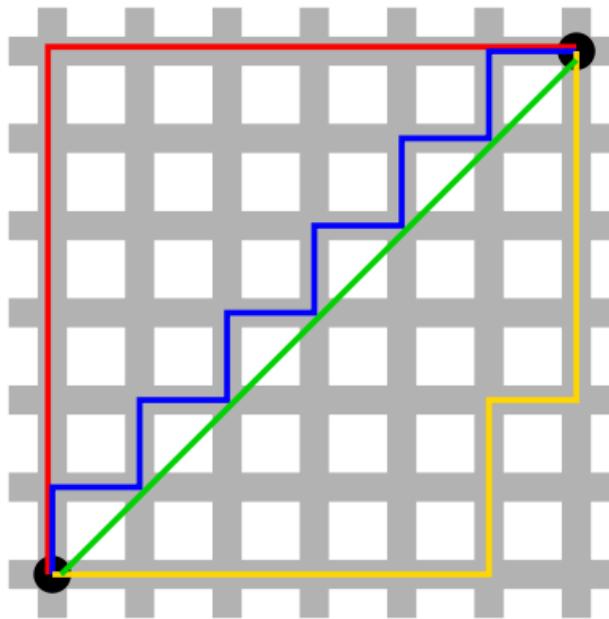
- O funcție de distanță
 - **De exemplu distanța Euclidiană**
- Câți vecini să luăm în considerare?
 - 1
- Cum să antrenăm modelul pe exemplele din vecinătate?
 - **Prezicem eticheta celui mai apropiat vecin**

Distanța Euclidiană (L_2)

- Pentru vectorii $x = (5, 1, 3, 0)$ și $y = (2, 1, 4, 1)$ avem:

$$\begin{aligned}d_{L_2}(x, y) &= \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \cdots + (x_n - y_n)^2} \\&= \sqrt{(5 - 2)^2 + (1 - 1)^2 + (3 - 4)^2 + (0 - 1)^2} \\&= \sqrt{9 + 1 + 1} = \sqrt{11} \\&\cong 3.32\end{aligned}$$

Distanța Manhattan (L_1)



- Pentru vectorii $x = (5, 1, 3, 0)$ și $y = (2, 1, 4, 1)$ avem:

$$\begin{aligned}d_{L_1}(x, y) &= |x_1 - y_1| + \cdots + |x_n - y_n| \\&= |5 - 2| + |1 - 1| + |3 - 4| + |0 - 1| \\&= 3 + 1 + 1 = 5\end{aligned}$$

Distanța Minkowski (L_p)

- Pentru vectorii $x = (x_1, \dots, x_n)$ și $y = (y_1, \dots, y_n)$ avem:

$$d_{L_p}(x, y) = \sqrt[p]{|x_1 - y_1|^p + \cdots + |x_n - y_n|^p}$$

- Distanța Minkowski este o generalizare pentru distanțele Euclidiană ($p = 2$) și Manhattan ($p = 1$)
- Dacă $p < 1$, atunci nu mai este distanță. Nu respectă inegalitatea triunghiului pentru $x = (0,0)$, $y = (1,1)$ și $z = (0,1)$:

$$d_{L_{p<1}}(x, y) > d_{L_{p<1}}(x, z) + d_{L_{p<1}}(z, y)$$

Distanța Hamming

- De exemplu, utilă pentru probleme de clasificare cu date categorice sau secvențe ADN
- Pentru vectorii $x = (A, G, T, C)$ și $y = (G, G, T, A)$ avem:
$$d_{Hamming}(x, y) = 1 + 0 + 0 + 1 = 2$$
- Câte trăsături (componente) diferă între cei doi vectori

Distanța Edit (Levenshtein)

- De exemplu, utilă pentru probleme de clasificare cu siruri de caractere (documente text sau secvențe ADN), secvențe temporale (imagini video)
- Distanța este dată de câte modificări (inserare, ștergere, înlocuire) sunt necesare pentru a transforma un obiect în cel de-al doilea
- Pentru secvențe video, folosim Dynamic Time Warping (DTW)

Aplicație: Clasificarea gesturilor

- Ce gest reprezintă mișcarea persoanei?



Considerăm 10 clase de gesturi



Problema recunoașterii gesturilor

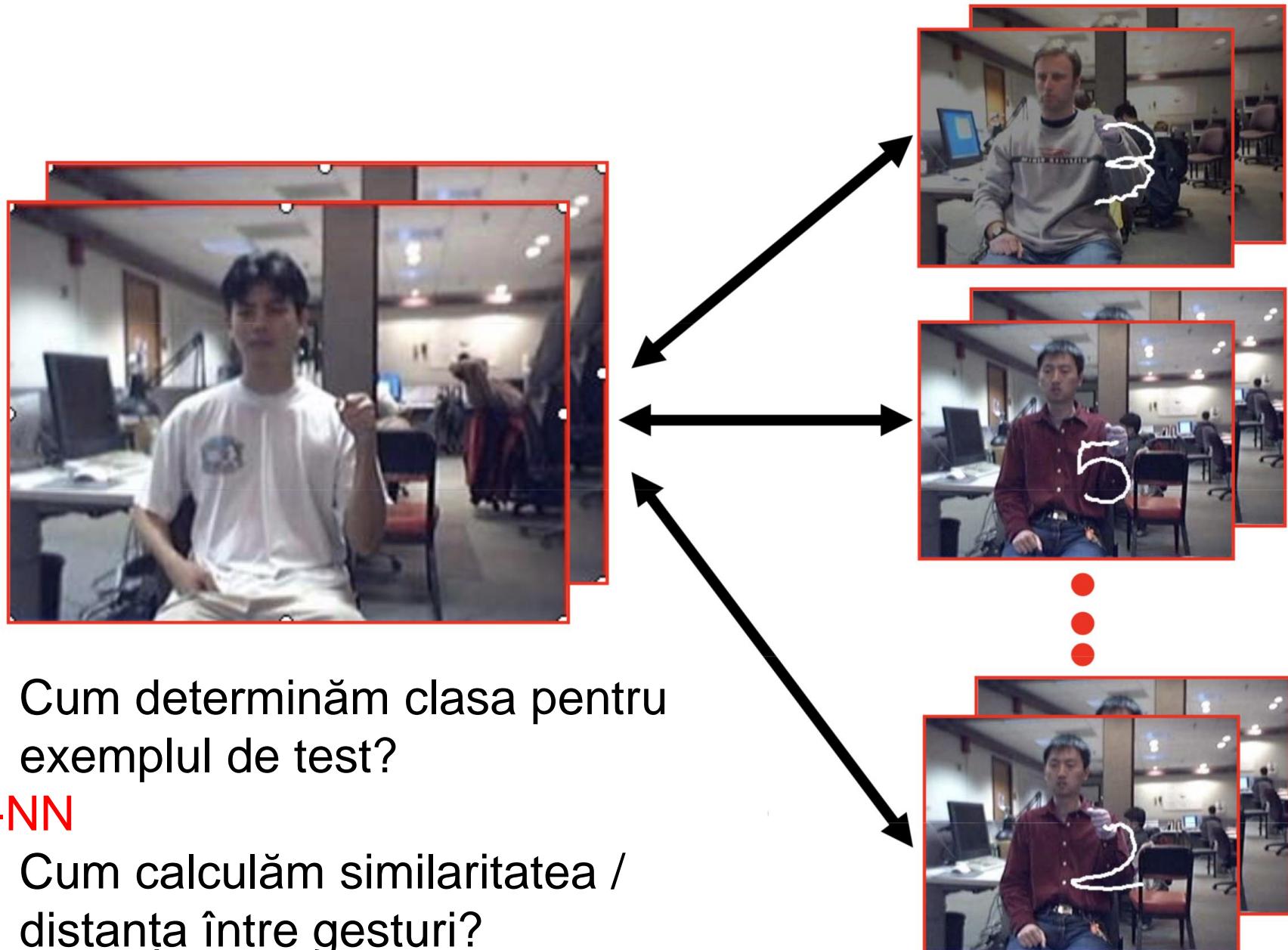
- Trebuie să recunoaștem 10 gesturi simple realizate de către o persoană
 - Fiecare gest corespunde unui număr de la 0 la 9
 - Contează doar traекторia urmată de mâna, nu și forma mâinii / poziția degetelor
- Acestă este doar o alegere valabilă pentru problema aleasă
- În multe situații (recunoașterea limbajului semnelor), poziția degetelor este utilă

Descompunerea problemei

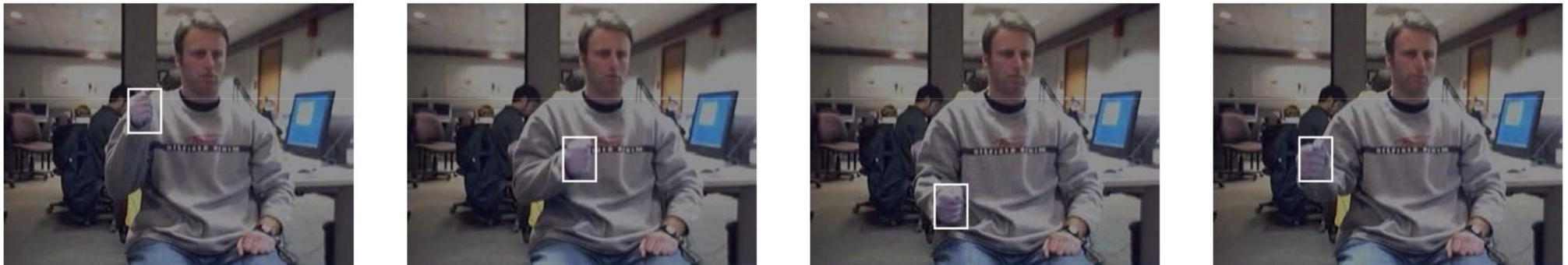
Avem nevoie de mai multe sisteme pentru:

- A determina / estima cum s-a mișcat persoana
 - Detectarea și urmărirea persoanei
 - Detectarea și urmărirea mâinii
- **A recunoaște ce reprezintă mișcarea**
 - Estimarea și recunoașterea mișcării sunt lucruri complet diferite:
 - Atunci când cineva comunică prin limbajul semnelor, vedem cum se mișcă, dar nu înțelegem ce reprezintă

Recunoașterea gesturilor

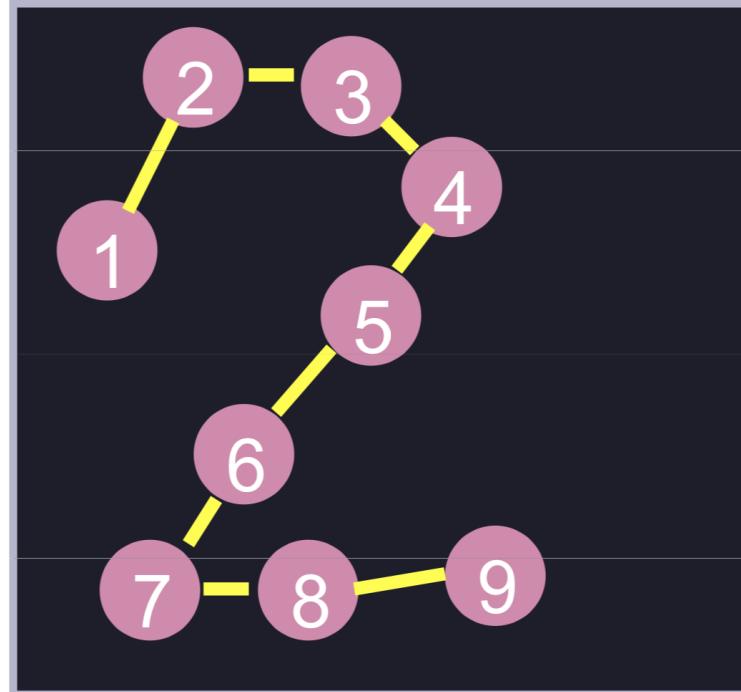
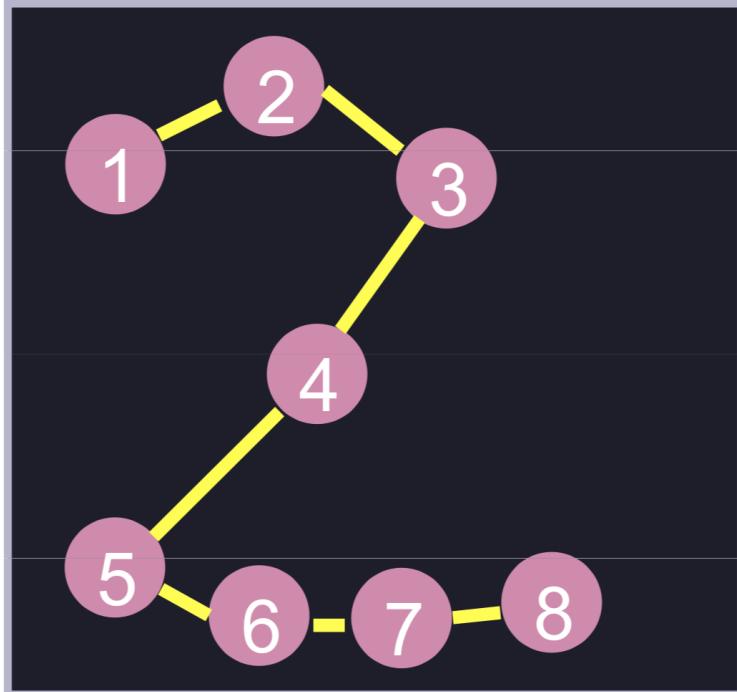


Presupunem cunoscută locația mâinii



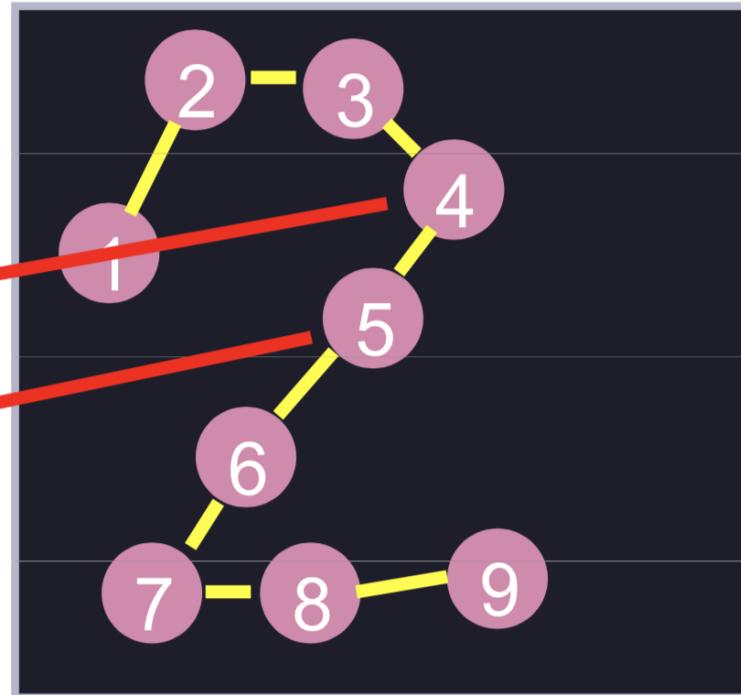
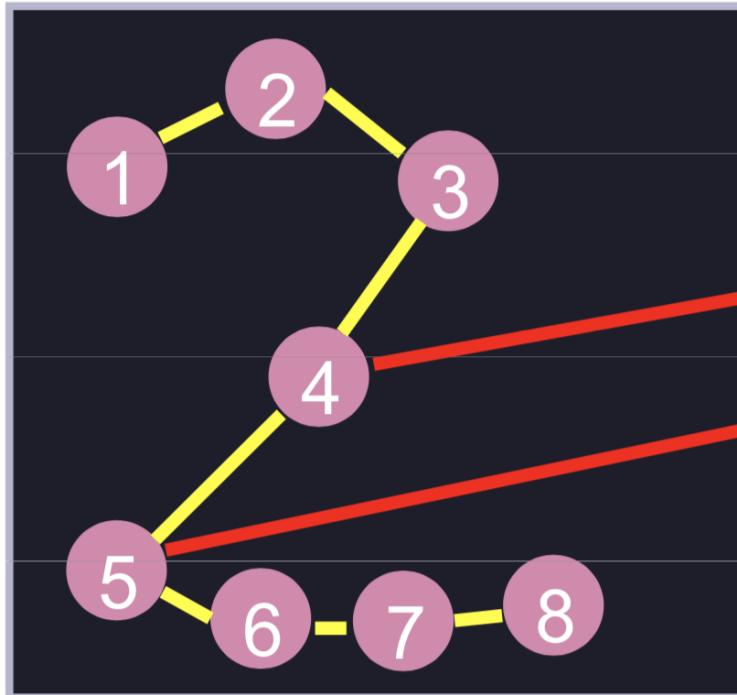
- Presupunem cunoscută poziția mâinii pentru toate exemplele
- Pentru video-urile din setul de antrenare adnotarea se poate realiza manual
- Pentru video-urile de test, avem nevoie de un detector (nu discutăm acest aspect)

Compararea traiectoriilor



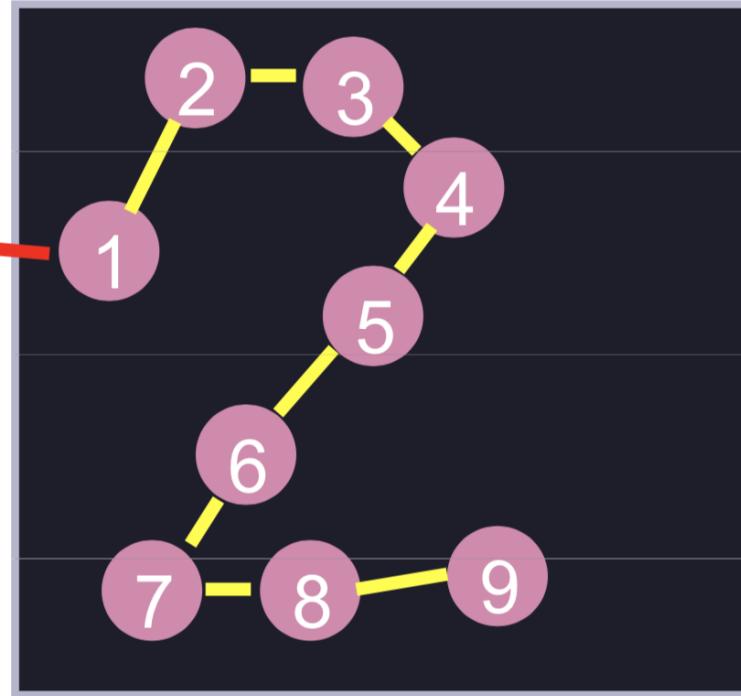
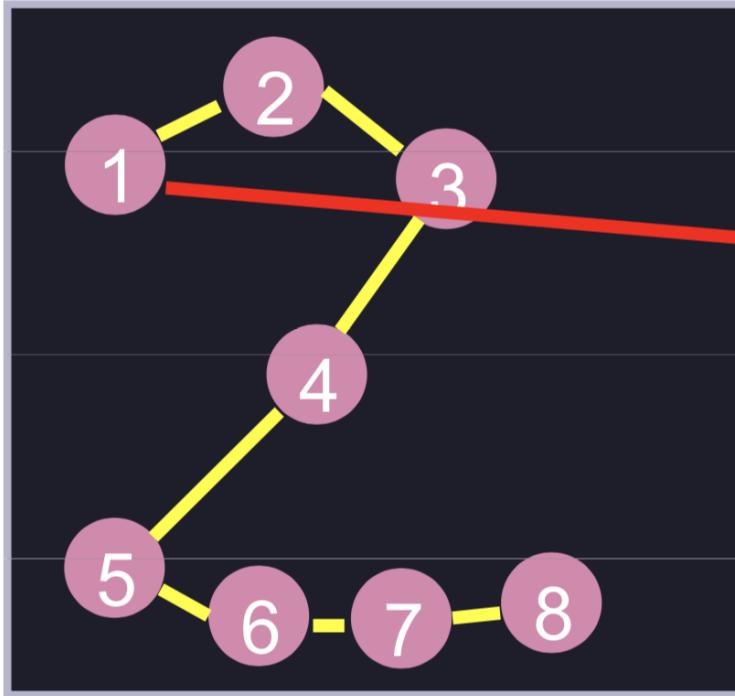
- Putem obține o traiectorie pentru fiecare gest, pe baza locației mâinii din fiecare cadru
- Cum comparăm traiectoriile?

Alinierea traiectoriilor



- Dacă împerechem cadrul i din stânga cu cadrul i din dreapta, atunci ce facem cu cadrul 9 din dreapta?

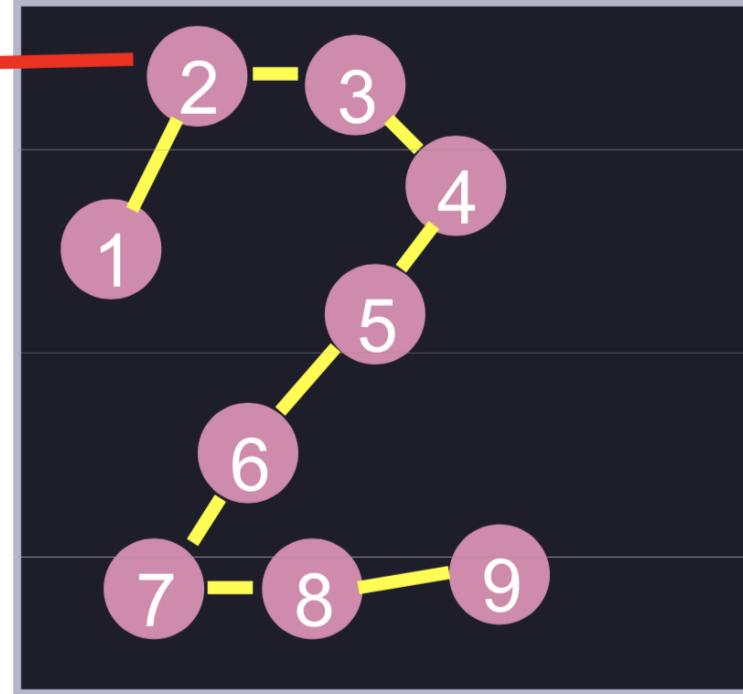
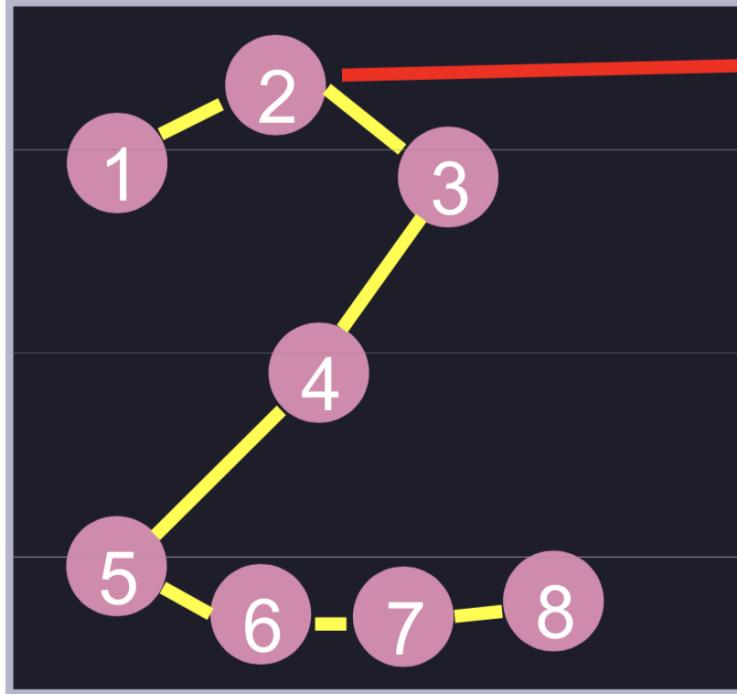
Alinierea traiectoriilor



- Am putea să le aliniem:

((1, 1)

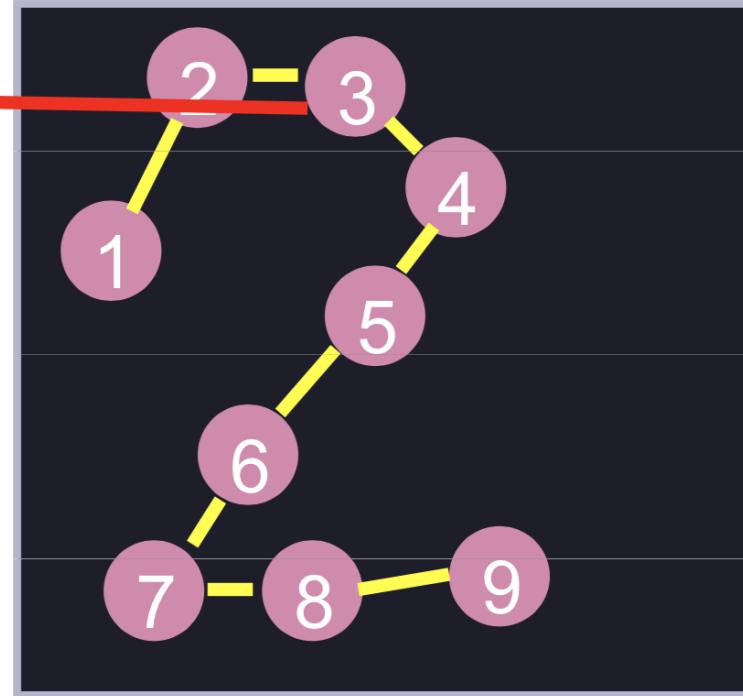
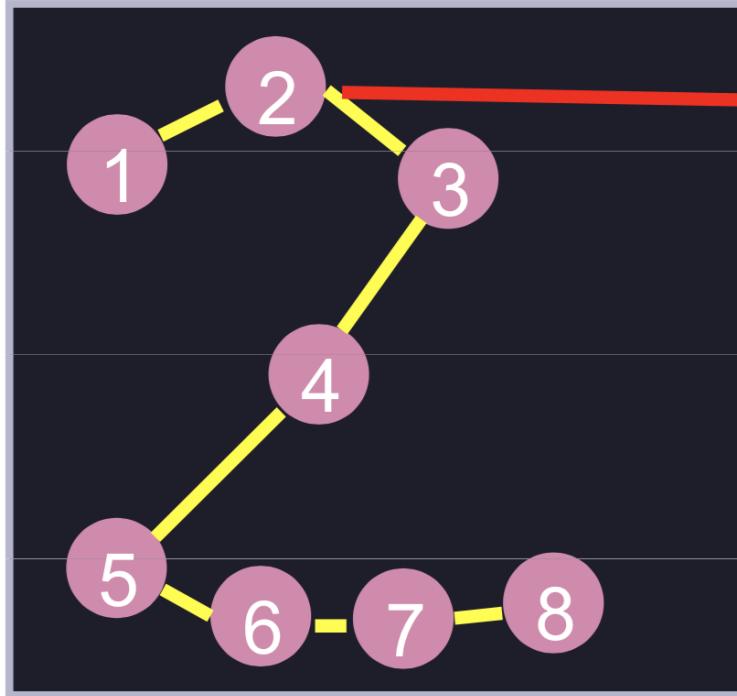
Alinierea traiectoriilor



- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2))$

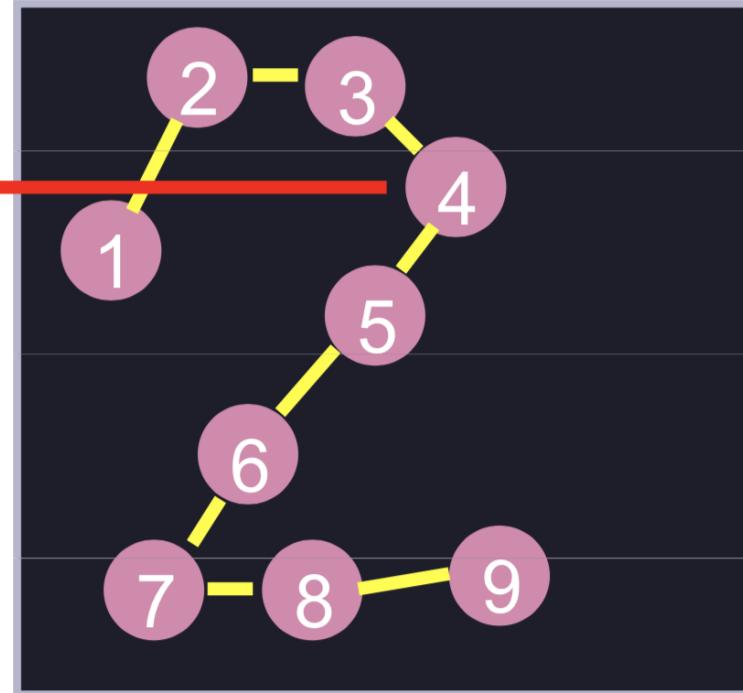
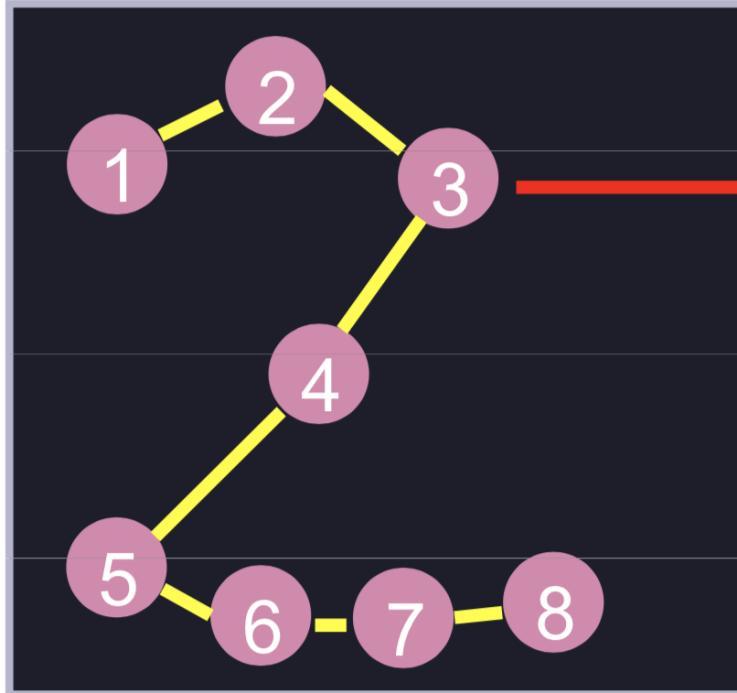
Alinierea traiectoriilor



- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2), (2, 3)$

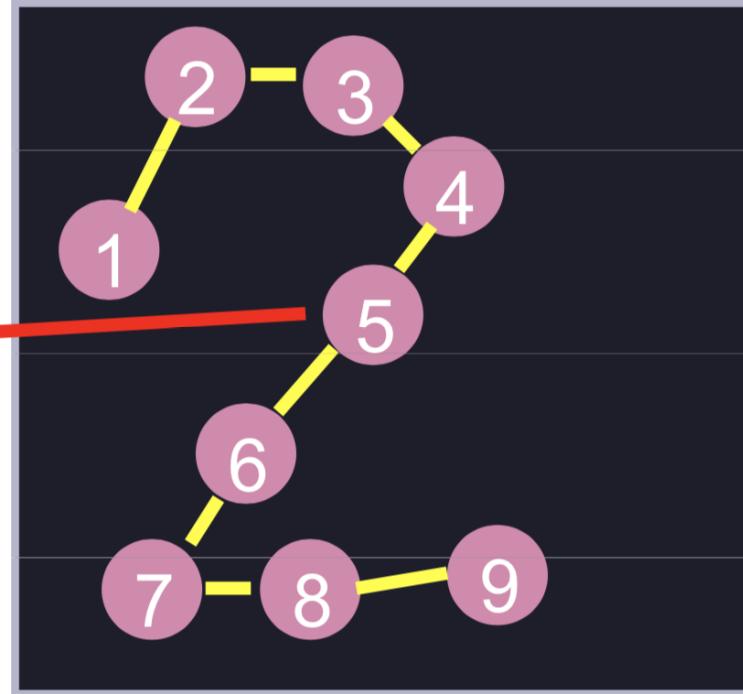
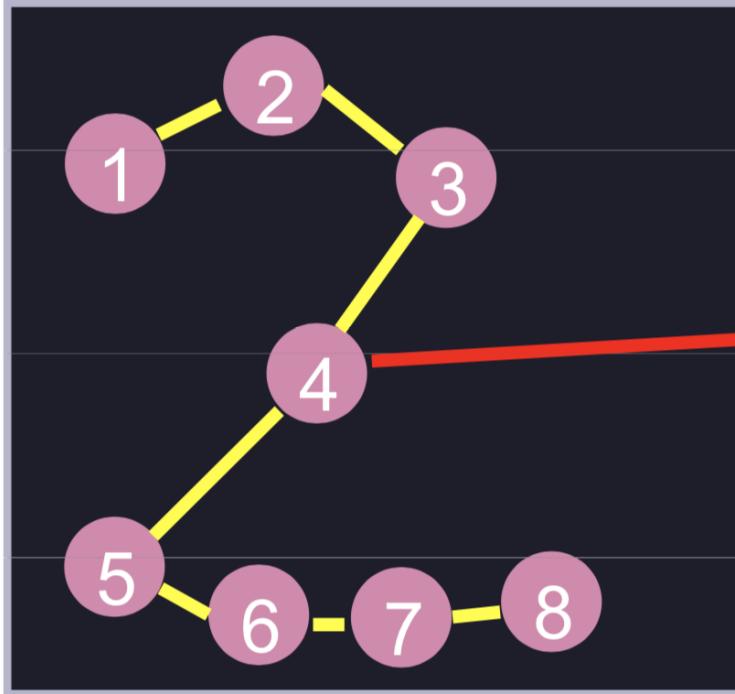
Alinierea traiectoriilor



- Am putea să le aliniem:

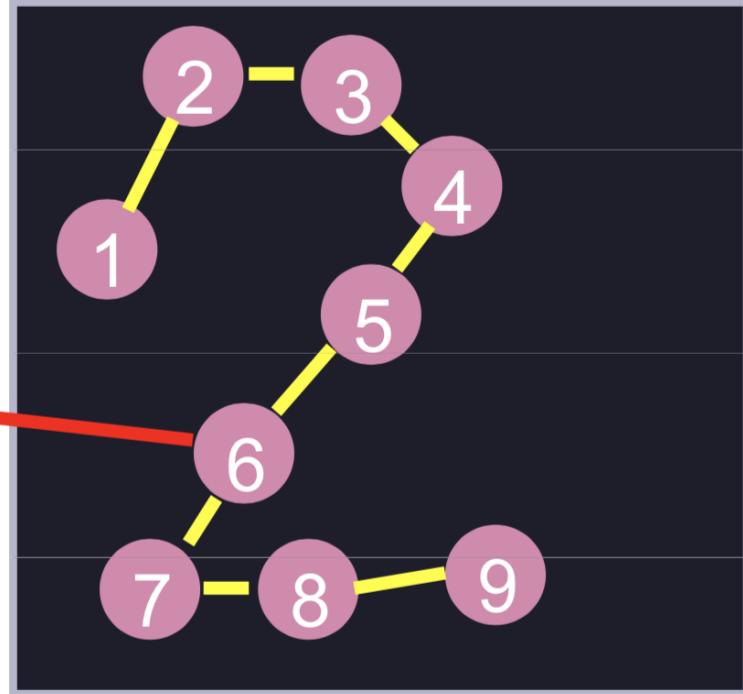
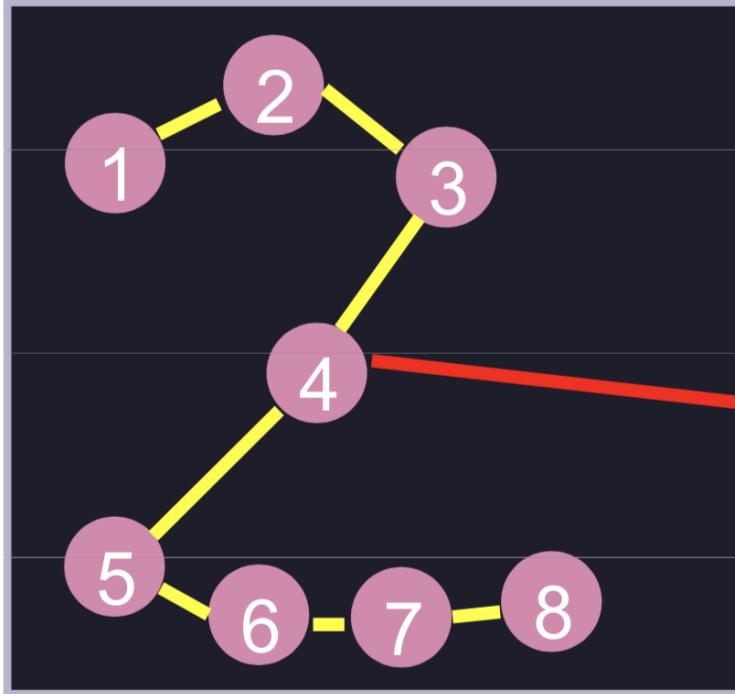
$((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4)$

Alinierea traiectoriilor



- Am putea să le aliniem:
((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5))

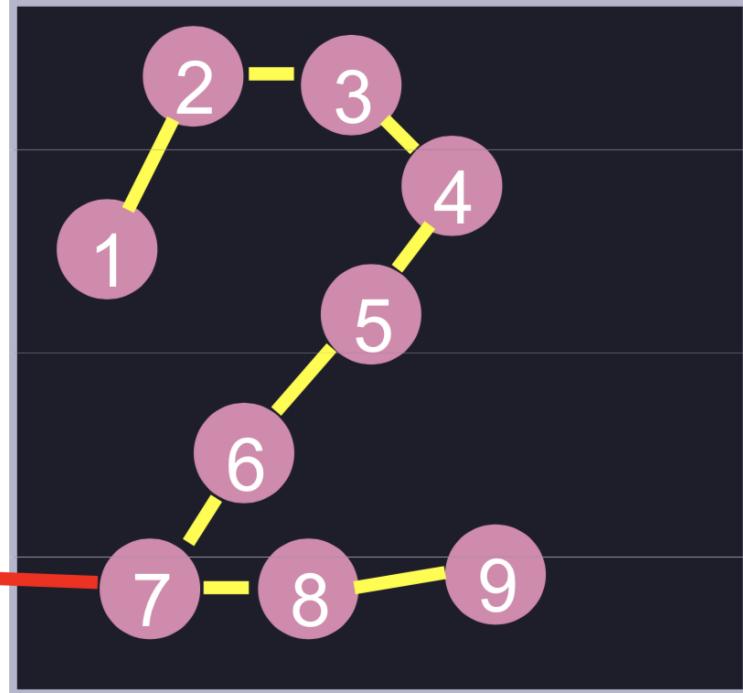
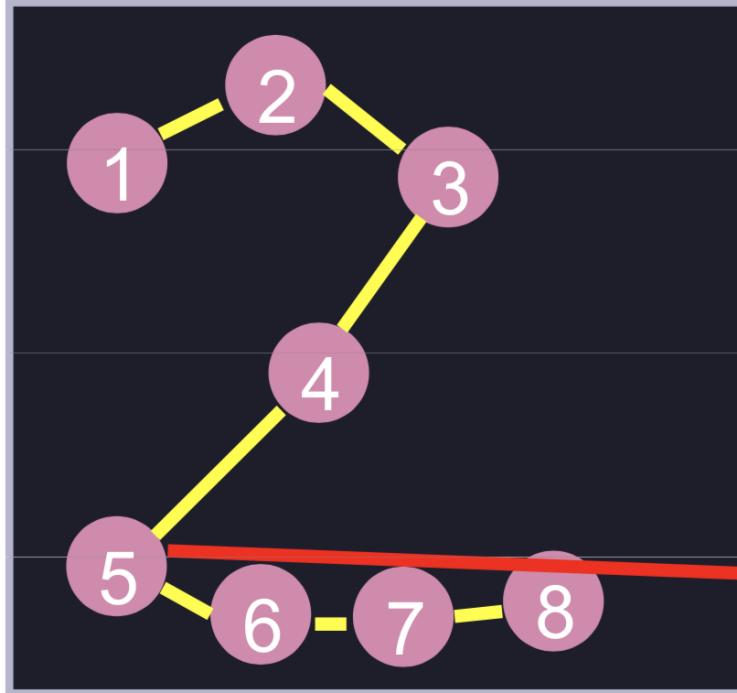
Alinierea traiectoriilor



- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), \textcolor{red}{(4, 6)}$

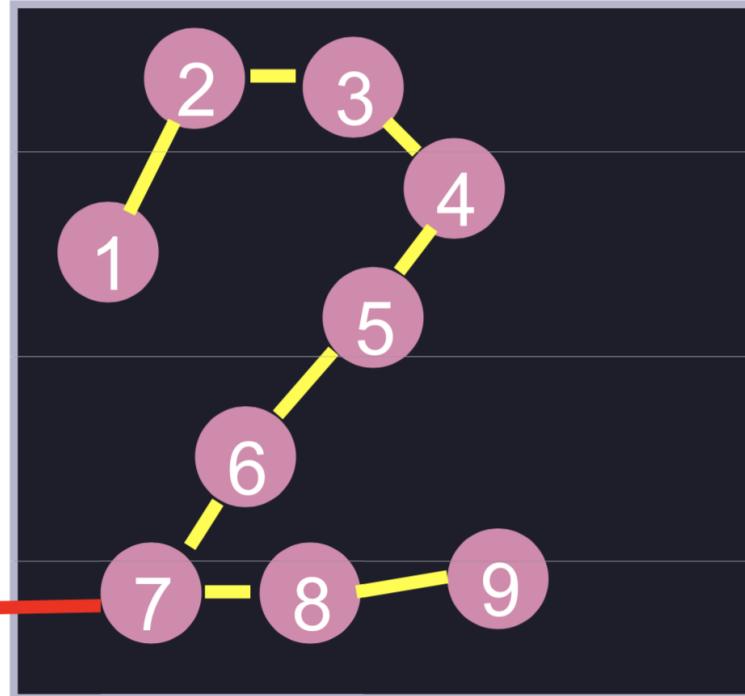
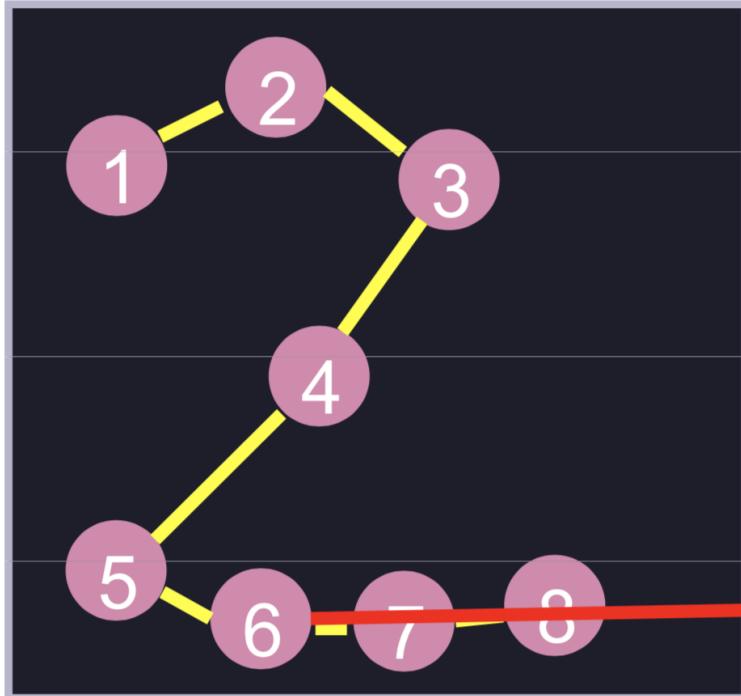
Alinierea traiectoriilor



- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7)$

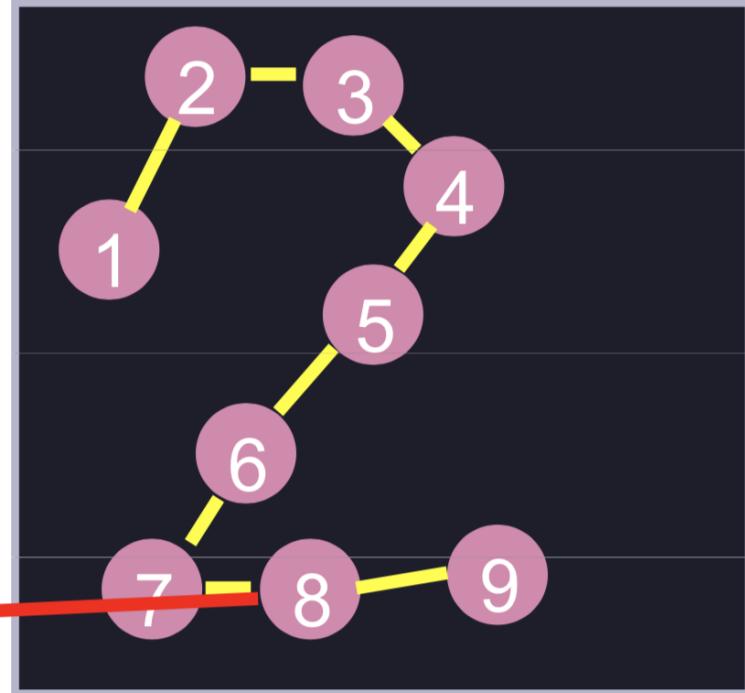
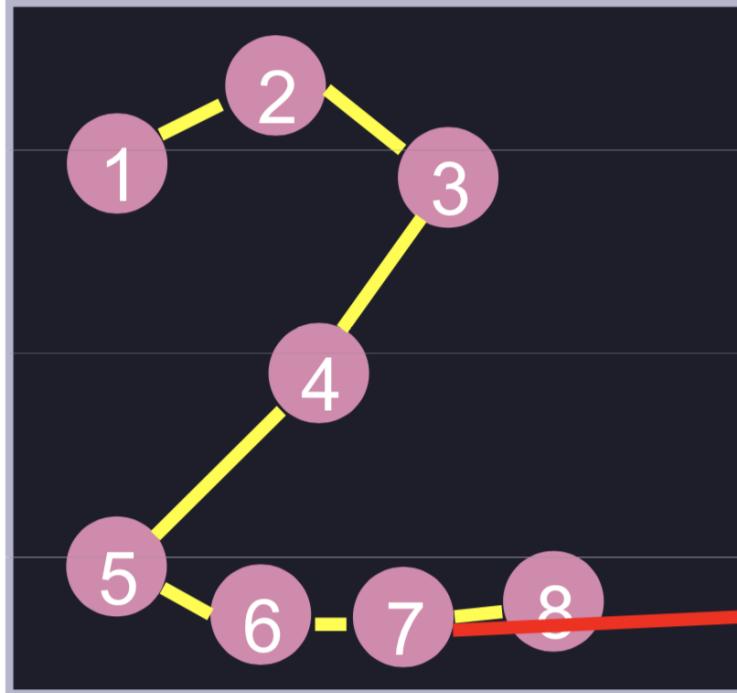
Alinierea traiectoriilor



- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7))$

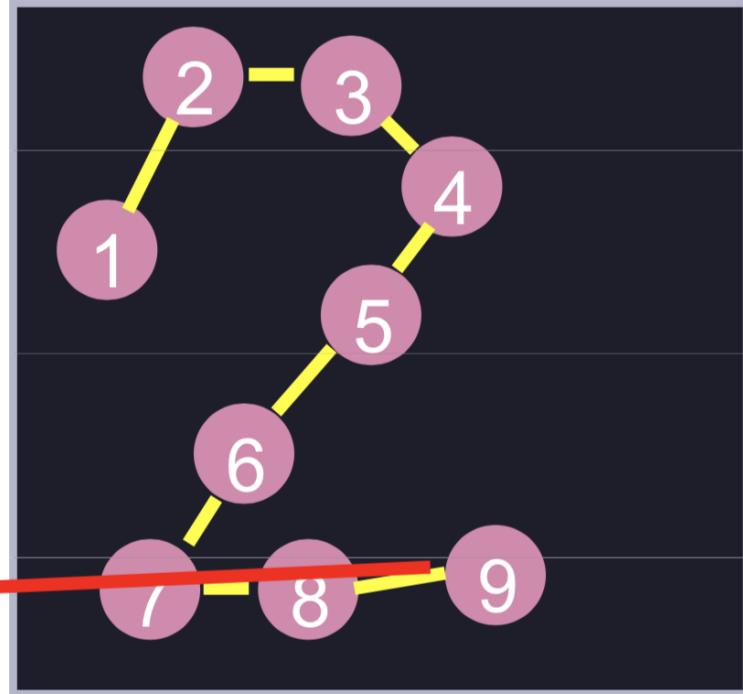
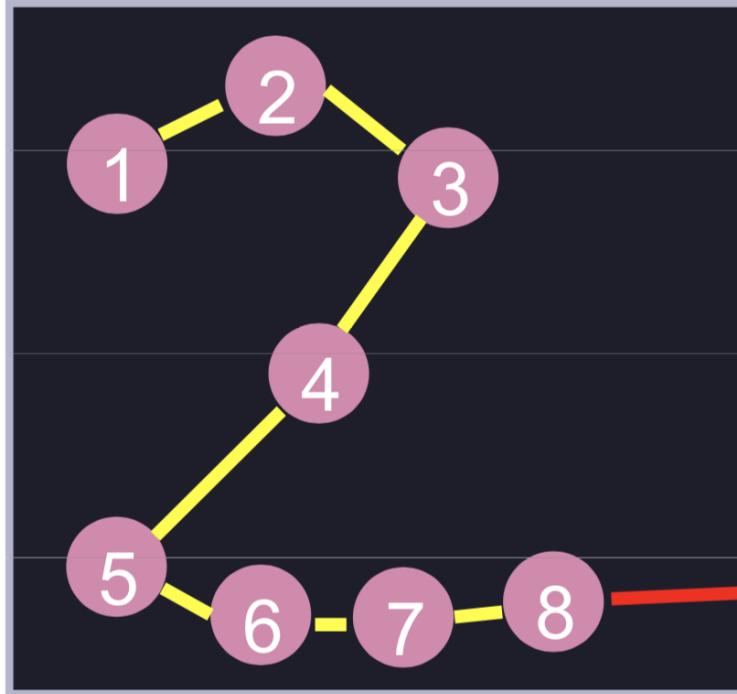
Alinierea traiectoriilor



- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7), (7, 8)$

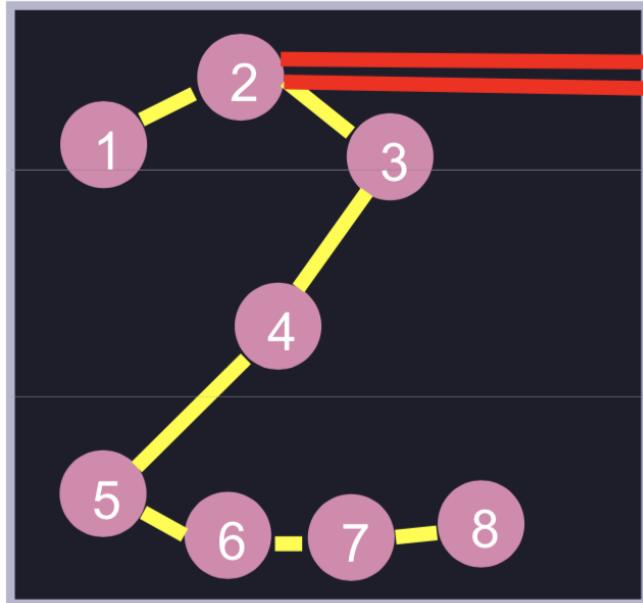
Alinierea traiectoriilor



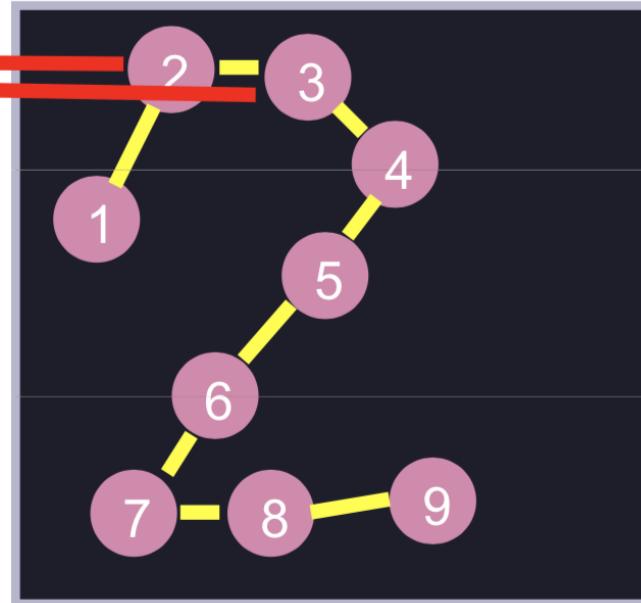
- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7), (7, 8), (8, 9))$

Alinierea traiectoriilor



$$M = (M_1, M_2, \dots, M_8).$$



$$Q = (Q_1, Q_2, \dots, Q_9).$$

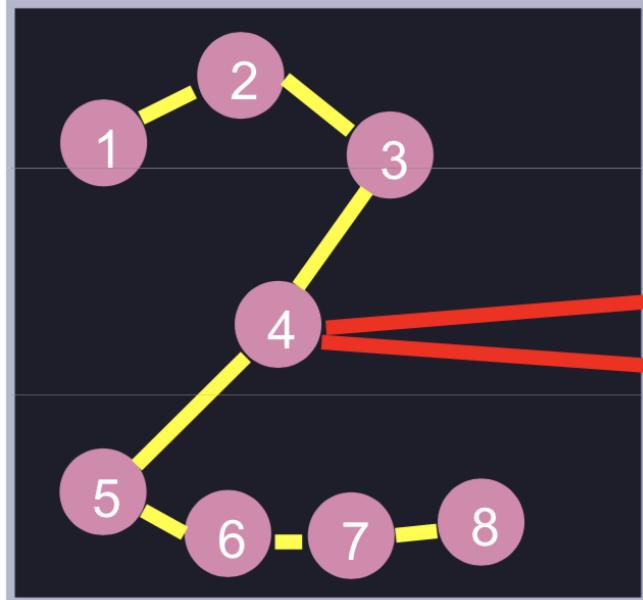
- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7), (7, 8), (8, 9))$

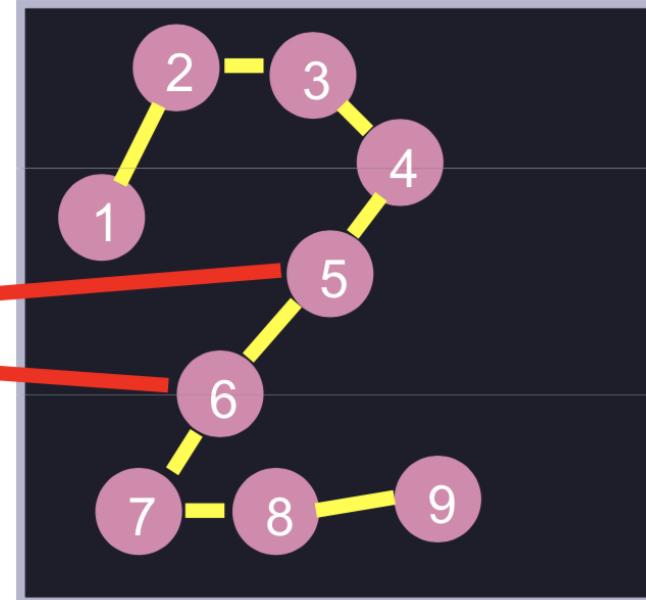
- Poate fi de tip many-to-many:

M_2 este împerecheat cu Q_2 și Q_3

Alinierea traiectoriilor



$$M = (M_1, M_2, \dots, M_8).$$



$$Q = (Q_1, Q_2, \dots, Q_9).$$

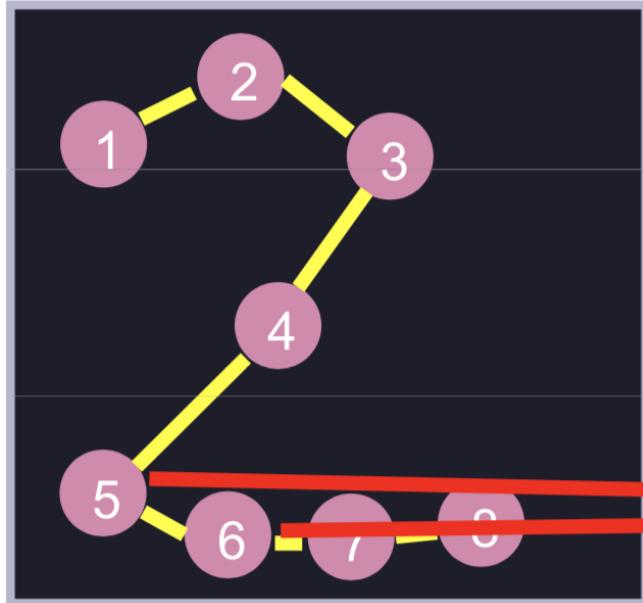
- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7), (7, 8), (8, 9))$

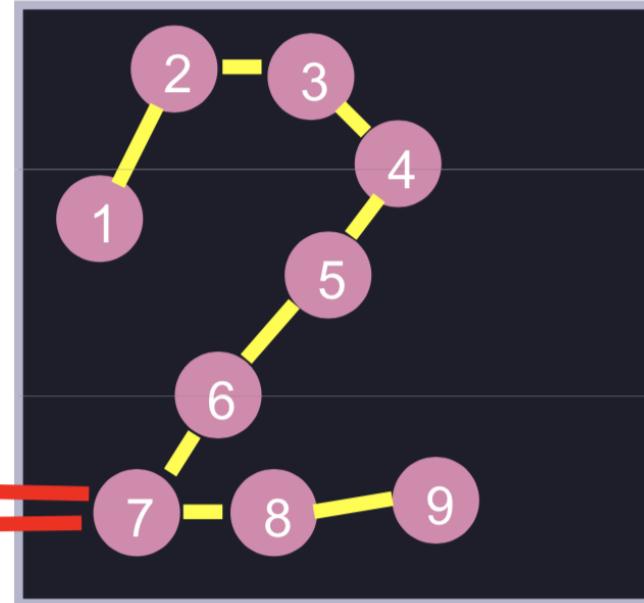
- Poate fi de tip many-to-many:

M_4 este împerecheat cu Q_5 și Q_6

Alinierea traiectoriilor



$$M = (M_1, M_2, \dots, M_8).$$



$$Q = (Q_1, Q_2, \dots, Q_9).$$

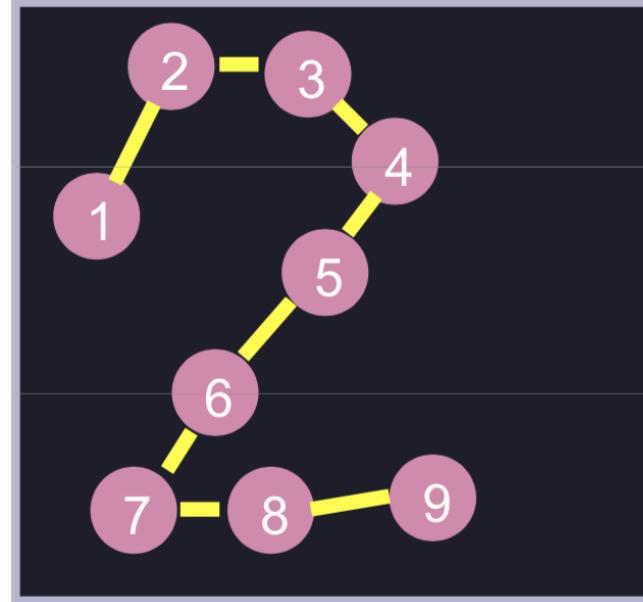
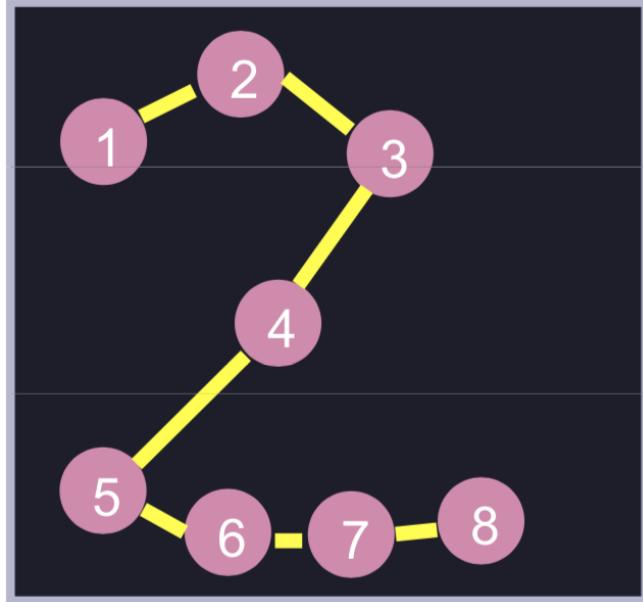
- Am putea să le aliniem:

$((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7), (7, 8), (8, 9))$

- Poate fi de tip many-to-many:

M_5 și M_6 sunt împerecheate cu Q_7

Alinierea traiectoriilor

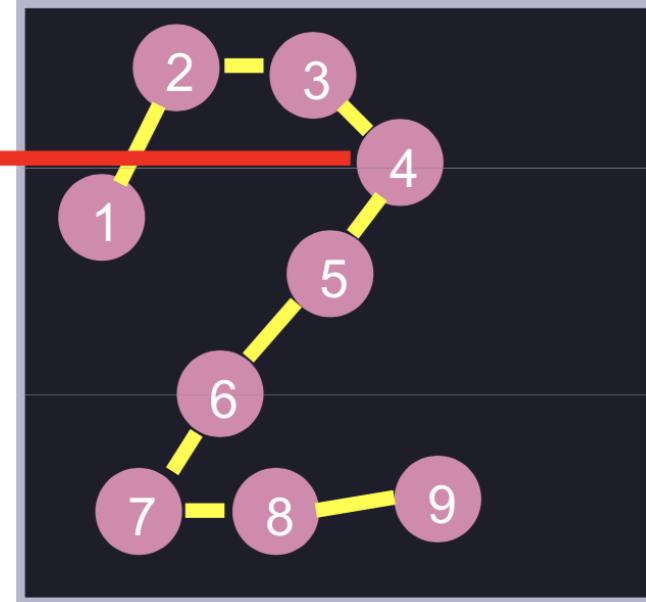
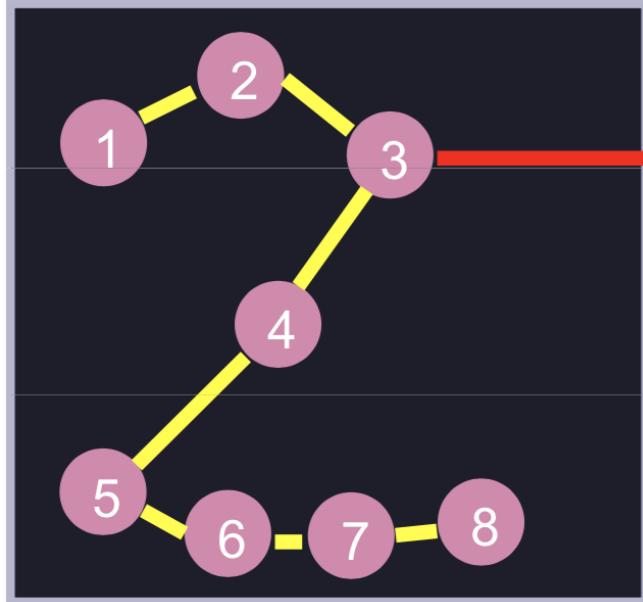


- Care este costul alinierii?

$$C = \text{cost}(s_1, t_2) + \text{cost}(s_2, t_2) + \cdots + \text{cost}(s_m, t_n)$$

- Putem considera distanța Euclideană: $\text{cost}(s_i, t_i) = d_{L_2}(s_i, t_i)$

Alinierea traiectoriilor

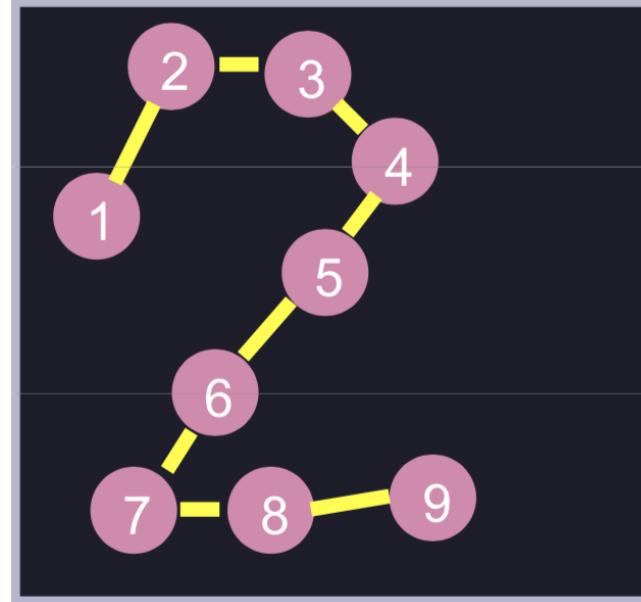
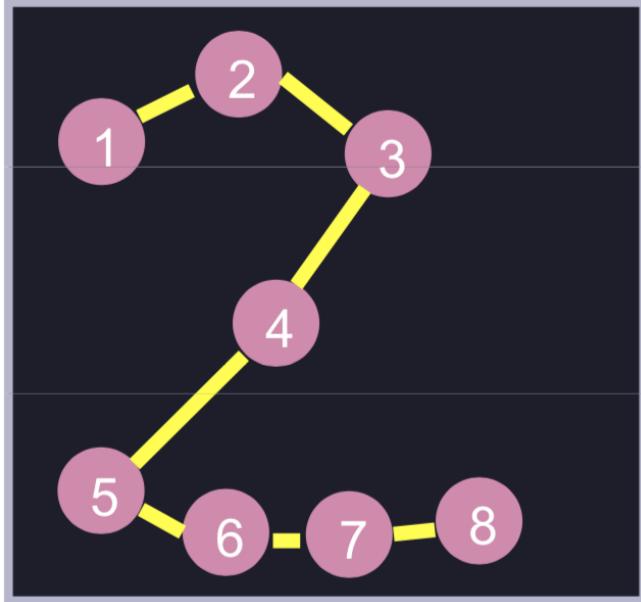


- Care este costul alinierii?

$$C = \text{cost}(s_1, t_1) + \text{cost}(s_2, t_2) + \cdots + \text{cost}(s_m, t_n)$$

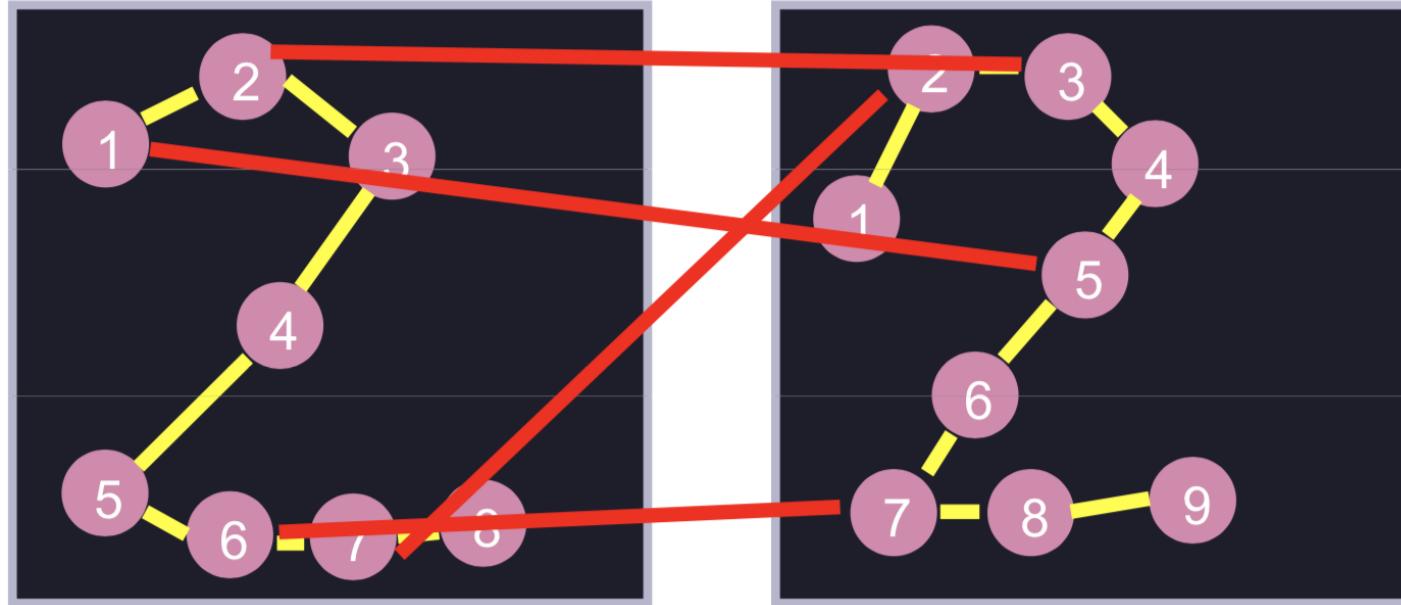
- Putem considera distanța Euclideană: $\text{cost}(s_i, t_i) = d_{L_2}(s_i, t_i)$
- Exemplu: $\text{cost}(3,4) = d_{L_2}(M_3, Q_4)$

Alinierea traiectoriilor



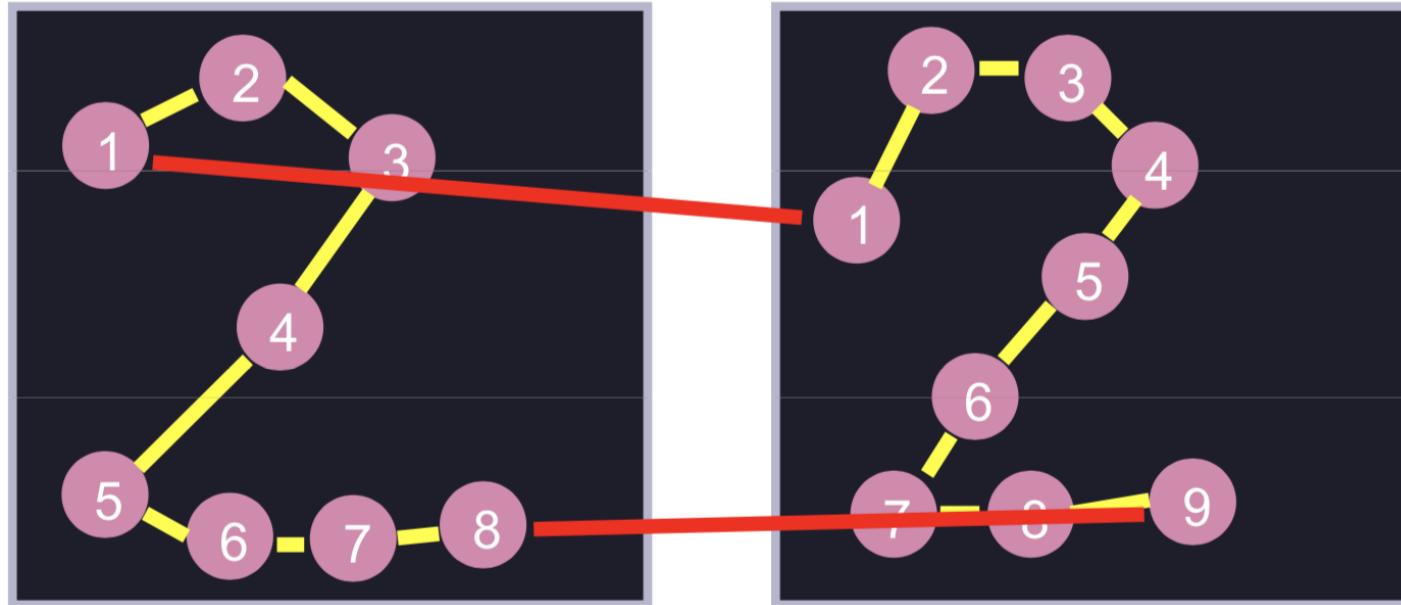
- Am putea să le aliniem:
 $((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7), (7, 8), (8, 9))$
- Care sunt regulile alinierii?

Alinierea traiectoriilor



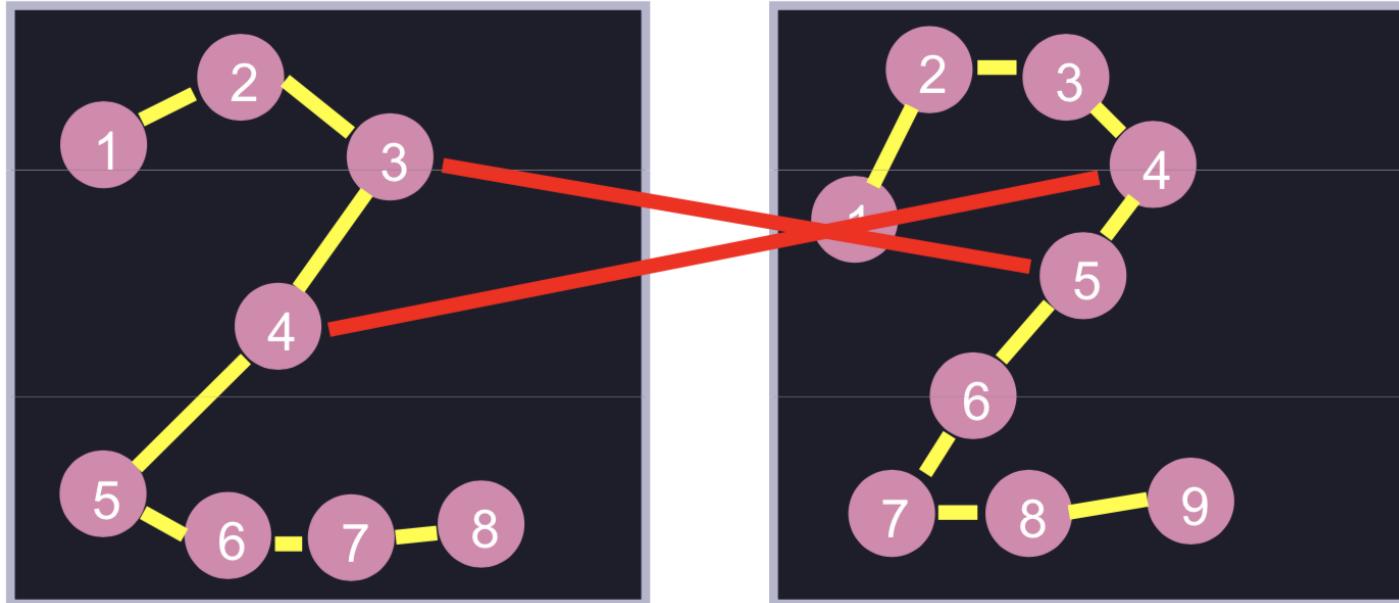
- Am putea să le aliniem:
((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7), (7, 8), (8, 9))
- Care sunt regulile alinierii?
 - Este legală aliniera ((1, 5), (2, 3), (6, 7), (7, 1))?
 - Decizia depinde de aplicație

Regulile alinierii pentru DTW



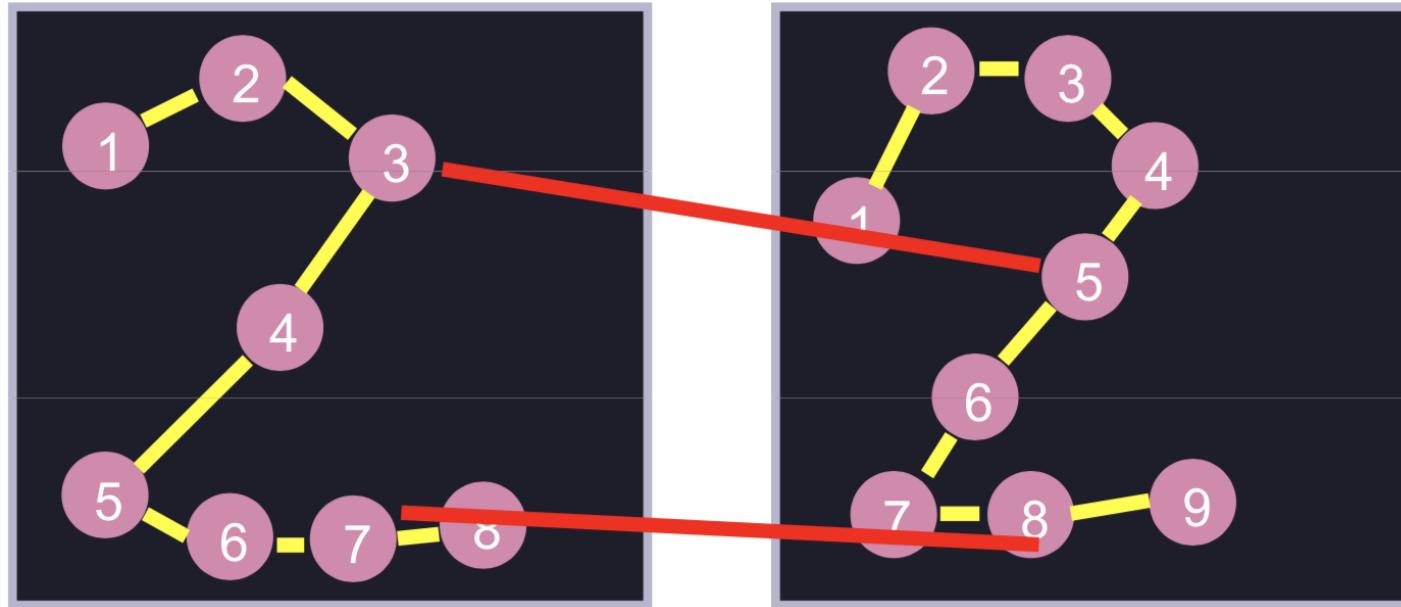
- Am putea să le aliniem:
 $((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7), (7, 8), (8, 9))$
- Regulile pentru DTW: limitele
 - Primele elemente formează prima pereche: (s_1, t_1)
 - Ultimele elemente formează ultima pereche: (s_m, t_n)

Regulile alinierii pentru DTW



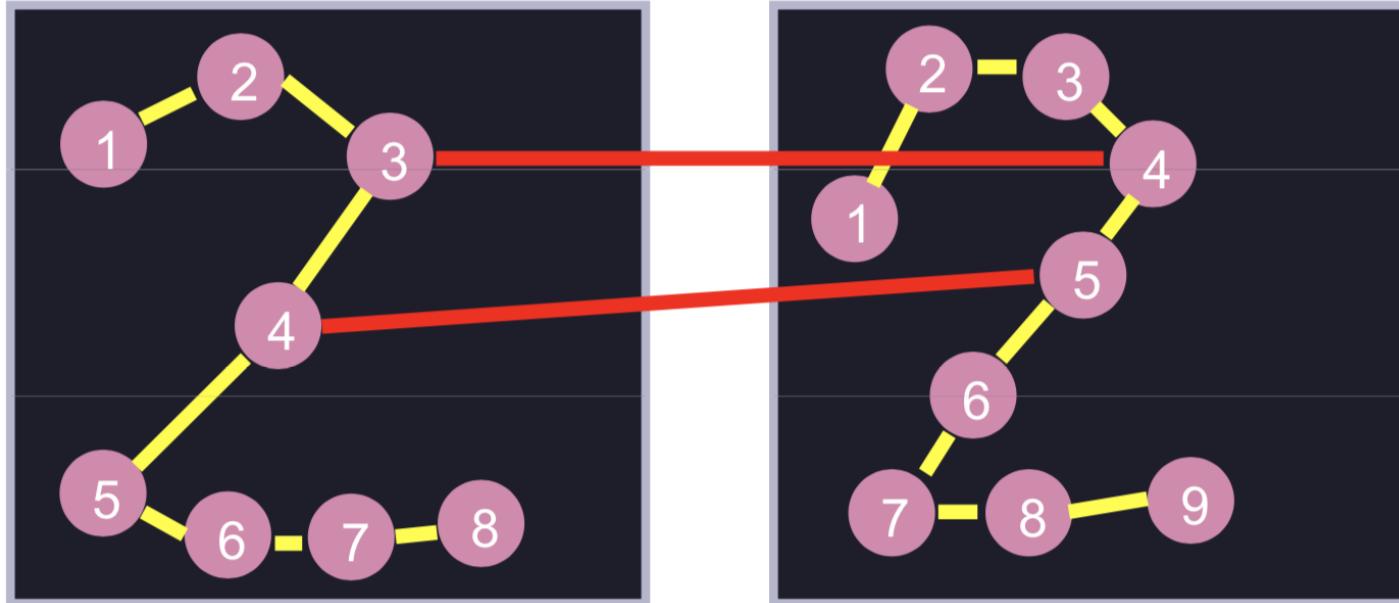
- Exemplu de aliniere care încalcă monotonia:
 $(\dots, (3, 5), (4, 4), \dots)$
- Regulile pentru DTW: monotonie (nu ne putem întoarce)
 - $0 \leq (s_{i+1} - s_i)$
 - $0 \leq (t_{i+1} - t_i)$

Regulile alinierii pentru DTW



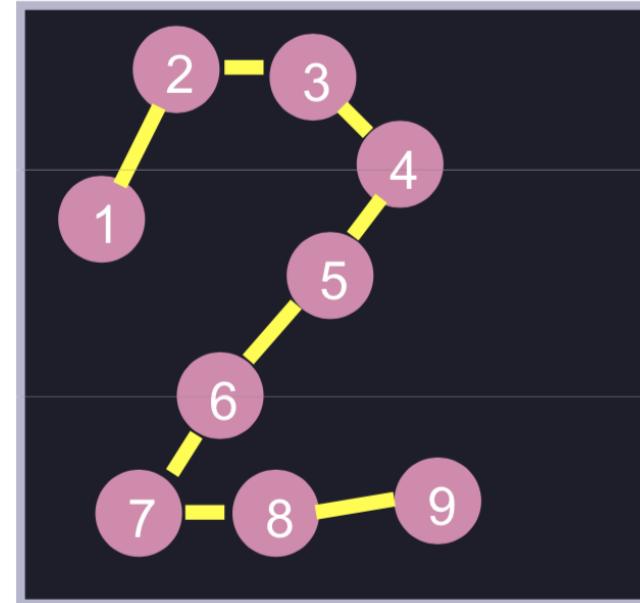
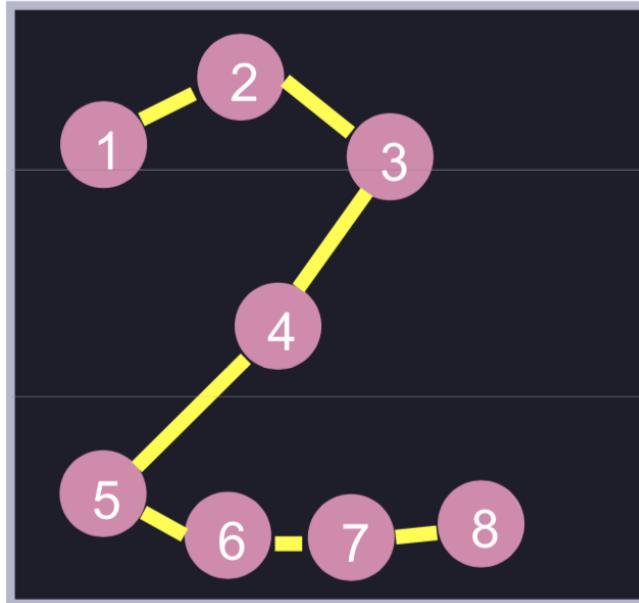
- Exemplu de aliniere care încalcă continuitatea:
 $(..., (3, 5), (7, 8), ...)$
- Regulile pentru DTW: continuitatea (nu putem sări elemente)
 - $(s_{i+1} - s_i) \leq 1$
 - $(t_{i+1} - t_i) \leq 1$

Regulile alinierii pentru DTW



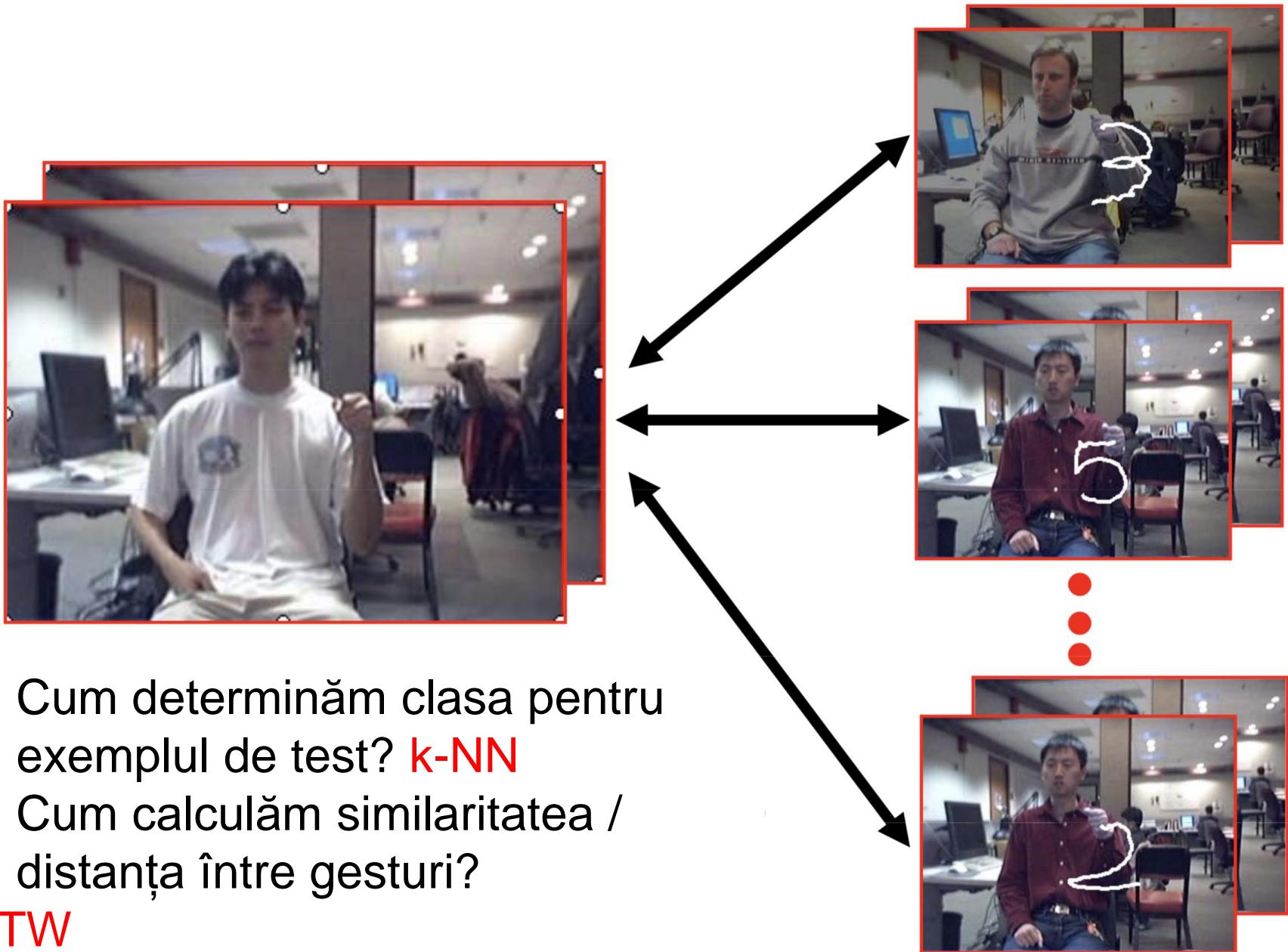
- Aliniere validă:
((1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (4, 6), (5, 7), (6, 7), (7, 8), (8, 9))
- Regulile pentru DTW: monotonia și continuitatea
 - $0 \leq (s_{i+1} - s_i) \leq 1$
 - $0 \leq (t_{i+1} - t_i) \leq 1$

Dynamic Time Warping

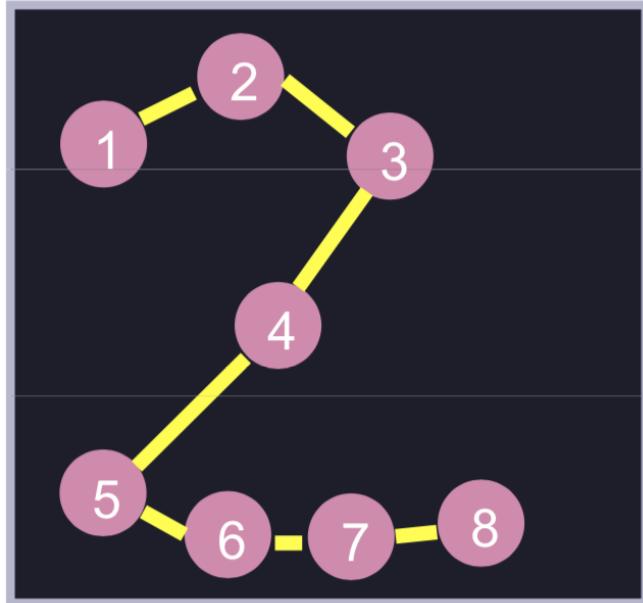


- DTW este o distanță între secvențe de puncte
- Distanța DTW între secvențe temporale este data de costul alinierii optime dintre cele două traекторii
- Alinierea trebuie să respecte regulile definite mai devreme

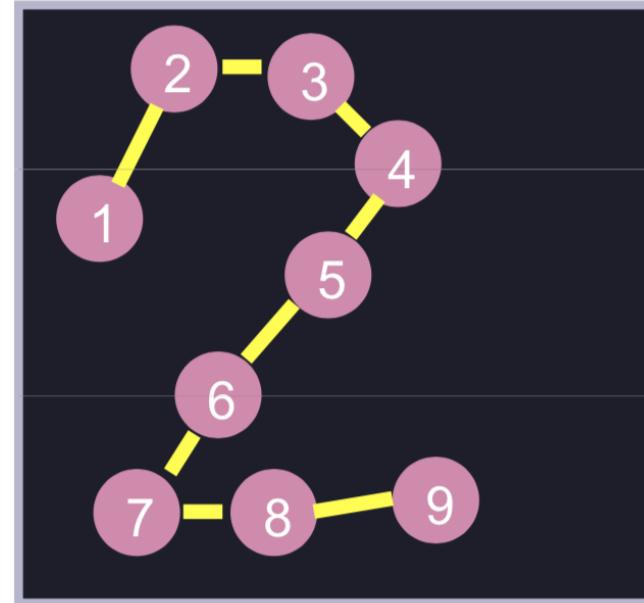
Recunoașterea gesturilor



Calcularea distanței DTW (Edit)



M



Q

- Exemplu de antrenare: $M = (M_1, M_2, \dots, M_8)$
- Exemplu de testare: $Q = (Q_1, Q_2, \dots, Q_9)$
- Fiecare M_i și Q_j poate fi, de exemplu, locația spațială (2D) a mâinii

Calcularea distanței DTW (Edit)

- Exemplu de antrenare: $M = (M_1, M_2, \dots, M_8)$
- Exemplu de testare: $Q = (Q_1, Q_2, \dots, Q_9)$
- Dorim să obținem alinierea optimă dintre M și Q
- Implementare bazată pe programare dinamică:
 - Împărțim problema într-o secvență de mai multe probleme mici $P(i,j)$, pe care le rezolvăm printr-o relație recursivă
 - Problema $P(i,j)$: găsirea alinierii optime dintre (M_1, M_2, \dots, M_i) și (Q_1, Q_2, \dots, Q_j)

Calcularea distanței DTW (Edit)

- Rezolvarea problemei $P(1, j)$:
 - Alinierea optimă este: $((1, 1), (1, 2), \dots, (1, j))$
- Rezolvarea problemei $P(i, 1)$:
 - Alinierea optimă este: $((1, 1), (2, 1), \dots, (i, 1))$
- Rezolvarea problemei $P(i, j)$:
 - Alegem cea mai bună soluție dintre:
 $(i, j-1)$, $(i-1, j)$, $(i-1, j-1)$
 - Adăugăm la soluția aleasă perechea (i, j)

Algoritmul DTW

- Input:

- Exemplu de antrenare: $M = [M_1, M_2, \dots, M_8]$
- Exemplu de testare: $Q = [Q_1, Q_2, \dots, Q_9]$

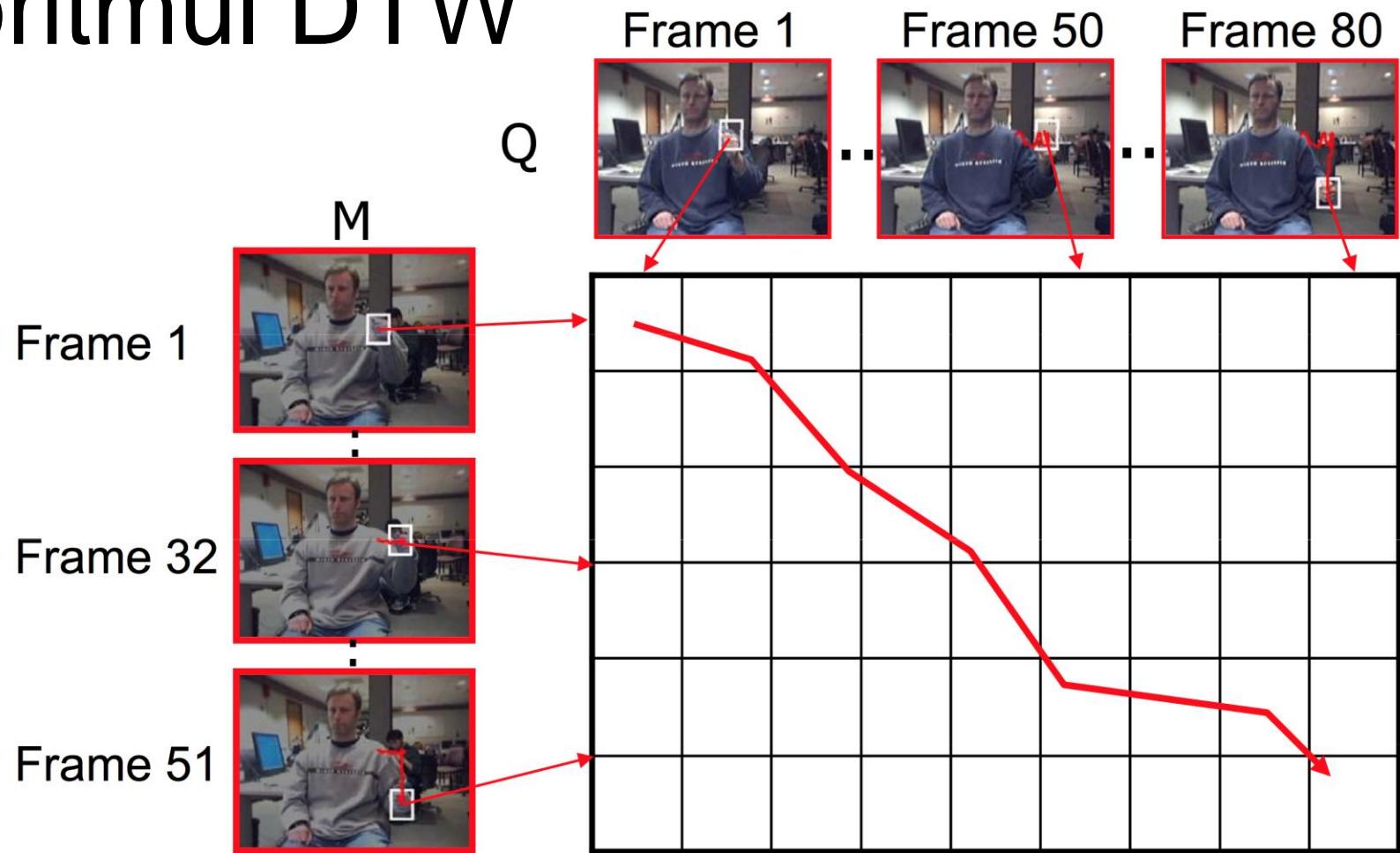
- Algoritm:

```
C = zeros(m, n)
C[1,1] = cost(M1, Q1)
for i = 2 to m:
    C[i,1] = C[i-1,1] + cost(Mi, Q1)
for j = 2 to n:
    C[1,j] = C[1,j-1] + cost(M1, Qj)
for i = 2 to m:
    for j = 2 to n:
        C[i,j] = cost(Mi, Qj) + min(C[i-1,j], C[i,j-1], C[i-1,j-1])
```

- Returnează:

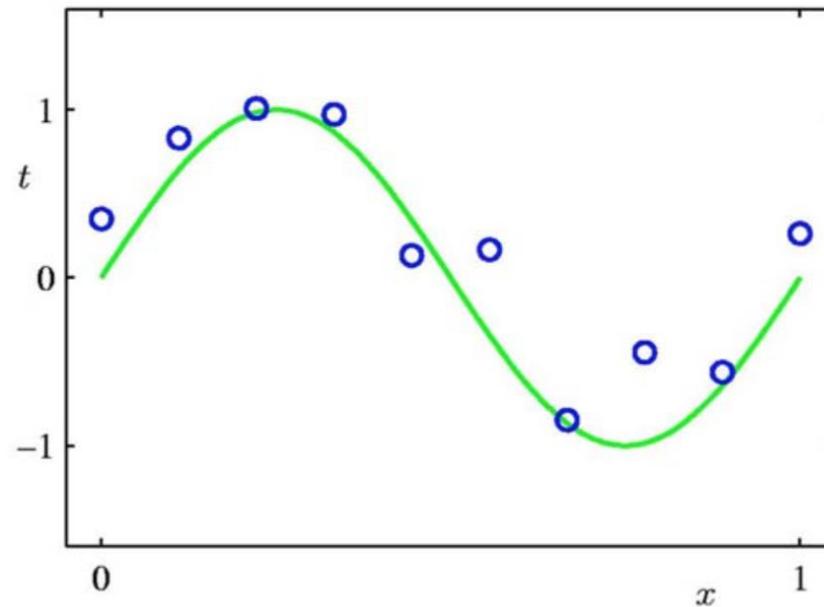
$C[m, n]$

Algoritmul DTW



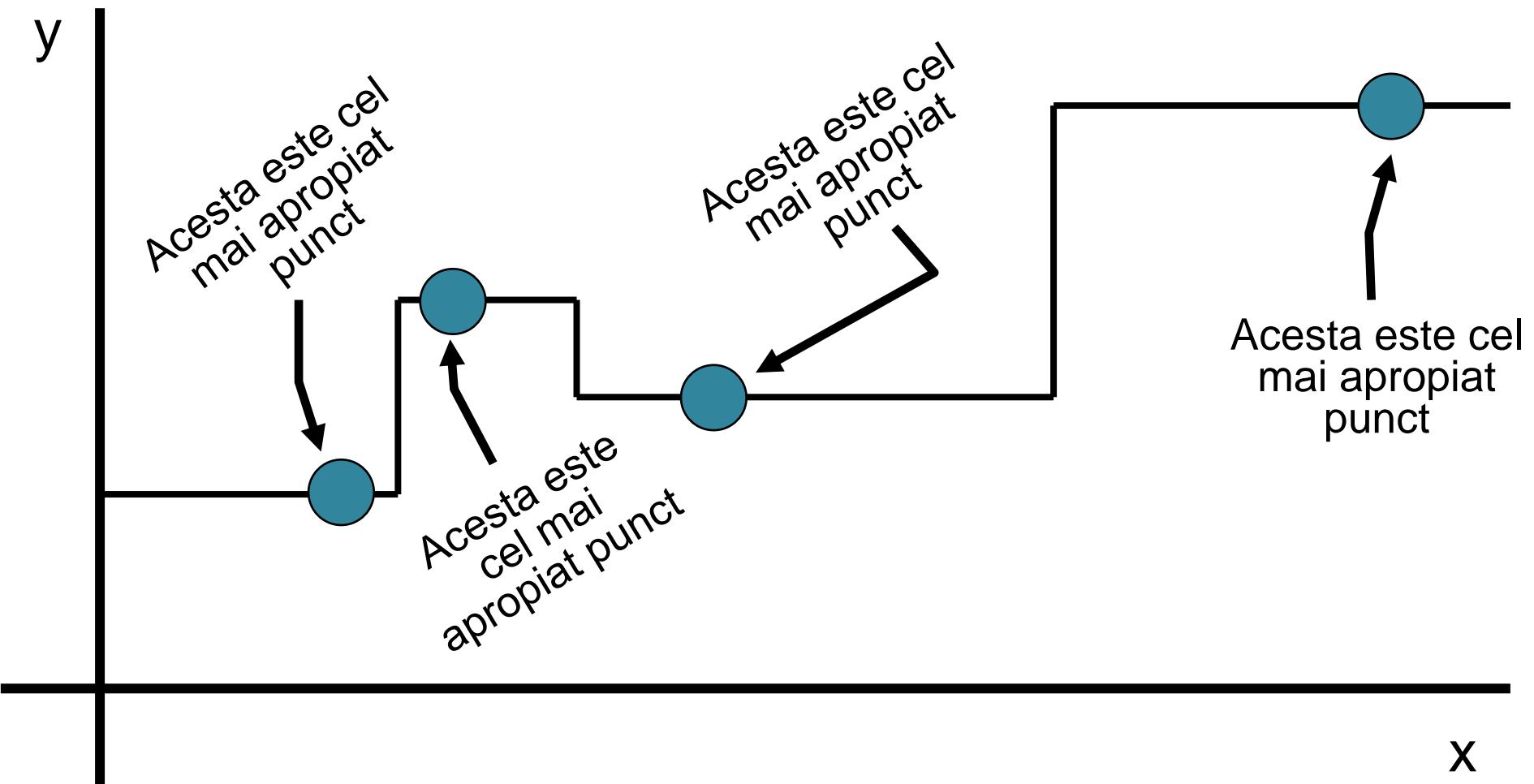
- Pentru fiecare celulă (i, j) :
 - Calculăm alinierea optimă dintre $M[1:i]$ și $Q[1:j]$
 - Răspunsul depinde doar de $(i-1, j)$, $(i, j-1)$, $(i-1, j-1)$
 - Timpul: liniar cu mărimea matricii, pătratic cu lungimile secvențelor

Regresie din exemple etichetate

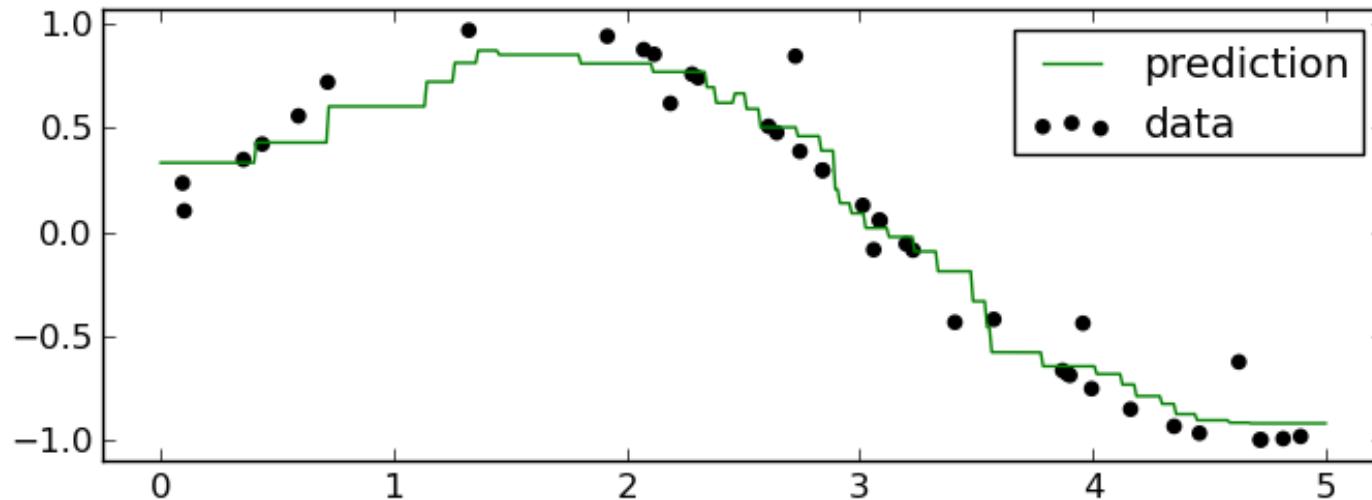


- Presupunem că avem un set de N exemple de antrenare:
 (x_1, \dots, x_N) and (y_1, \dots, y_N) , $x_i, y_i \in \mathbb{R}$
- Problema regresiei constă în estimarea funcției $g(x)$ a.î.:
$$g(x_i) = y_i$$

1-NN pentru probleme de regresie



k-NN pentru probleme de regresie



- Algoritmul de regresie k-NN:
 - 1) Pentru fiecare exemplu de test x , găsim cei mai apropiati k vecini și etichetele lor
 - 2) Output-ul este media etichetelor celor k vecini

$$f(x) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K y_i$$

Avantaje și proprietăți ale modelului k-NN

- Modelul k-NN este un model simplu
- Poate fi aplicat pentru probleme cu mai multe clase
- Suprafața de decizie este neliniară
- Calitatea rezultatelor crește atunci când avem mai multe date de antrenare
- Avem un singur parametru care trebuie ajustat (k)
- Eroarea de clasificare pe antrenare crește odată cu k , dar suprafața de decizie devine mai netedă:
 - Metodă de regularizare care crește capacitatea de generalizare

Dezavantaje ale modelului k-NN

- Ce înseamnă cel mai apropiat? Trebuie să definim o distanță
- Este distanța Euclidiană cea mai bună alegere?
- Costul computațional este ridicat: trebuie să stocăm și să parcurgem întreg setul de antrenare în timpul testării
- Soluții alternative pentru evitarea costului ridicat:
 - Partiționarea spațiului folosind arbori k-d
 - Locality sensitive hashing
- Suferă de “curse of dimensionality”

“Blestemul dimensionalității”
(Curse of dimensionality)

Blestemul dimensionalității

- În învățarea automată, folosim deseori date de dimensiuni mari
- Exemplu:
 - Dacă analizăm imagini cu tonuri de gri de dimensiune 200x200 de pixeli, atunci lucrăm într-un spațiu cu 40.000 de dimensiuni.
 - Dacă imaginile sunt color (reprezentate în spațiul RGB), dimensionalitatea spațiului crește la 120.000 de dimensiuni

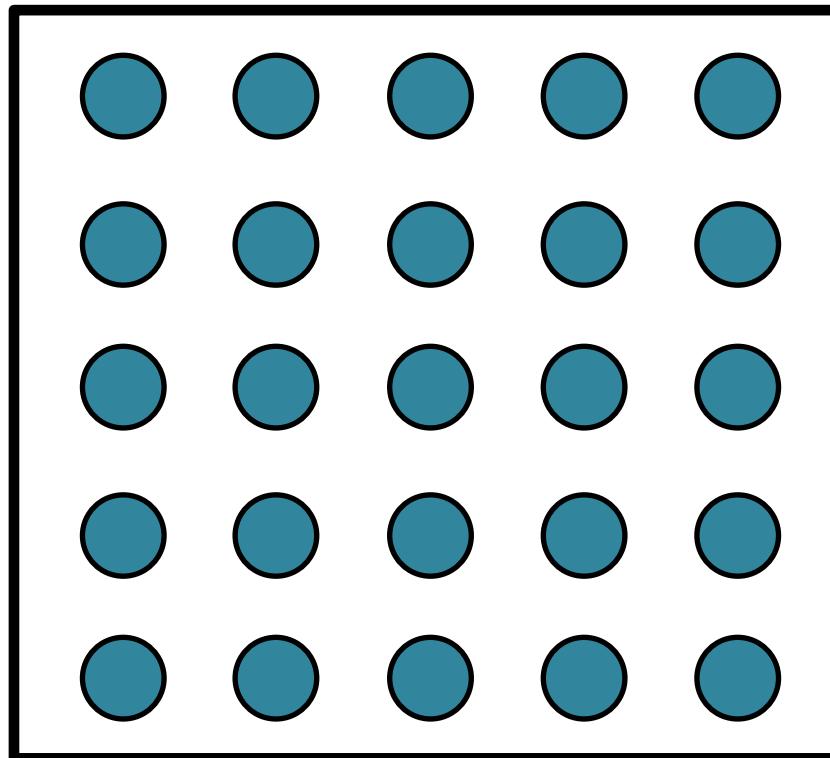
Blestemul dimensionalității

- Pentru a “umple” un spațiu 1D (de exemplu \mathbb{R}^1) avem nevoie de 5 puncte:



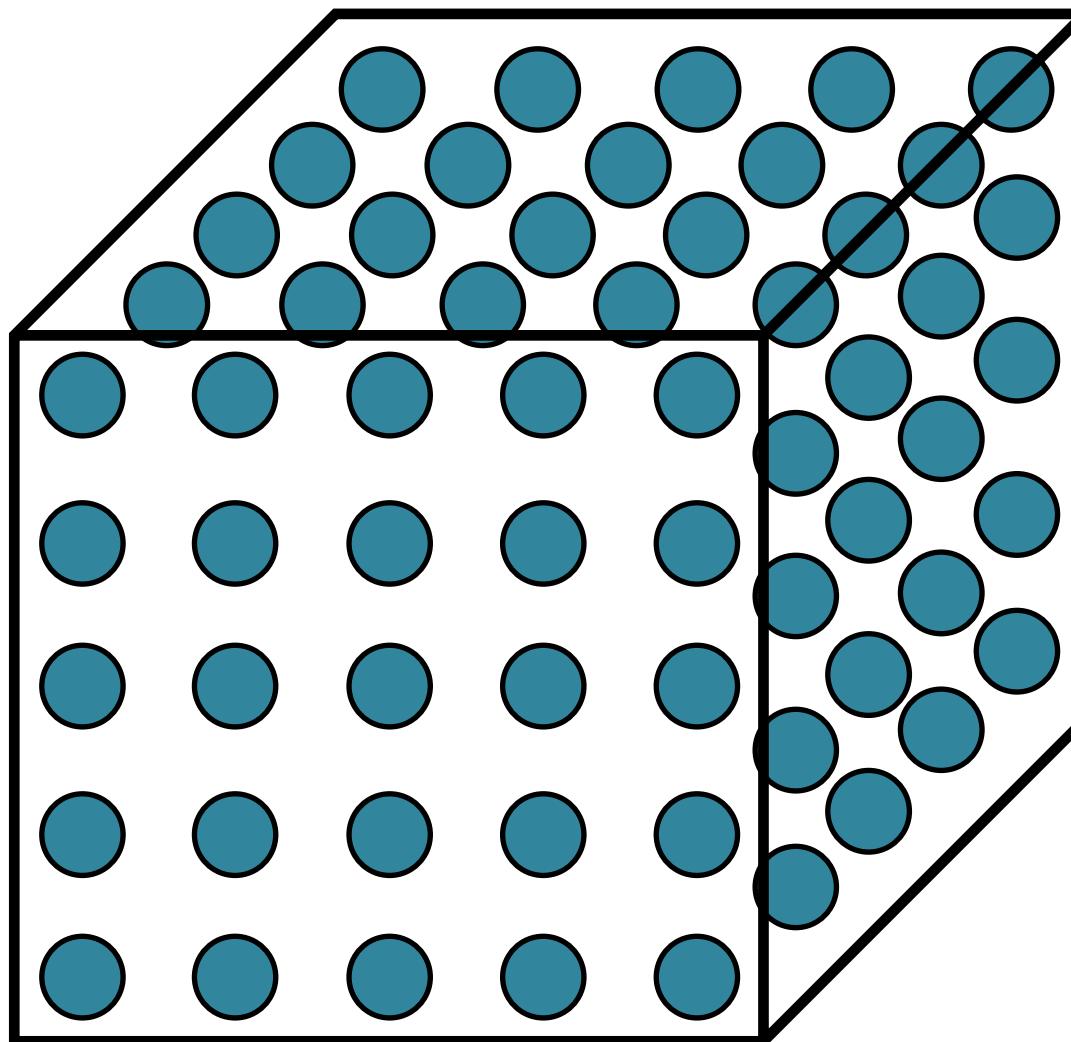
Blestemul dimensionalității

- Pentru a “umple” un spațiu 2D (de exemplu \mathbb{R}^2) avem nevoie de 25 puncte:



Blestemul dimensionalității

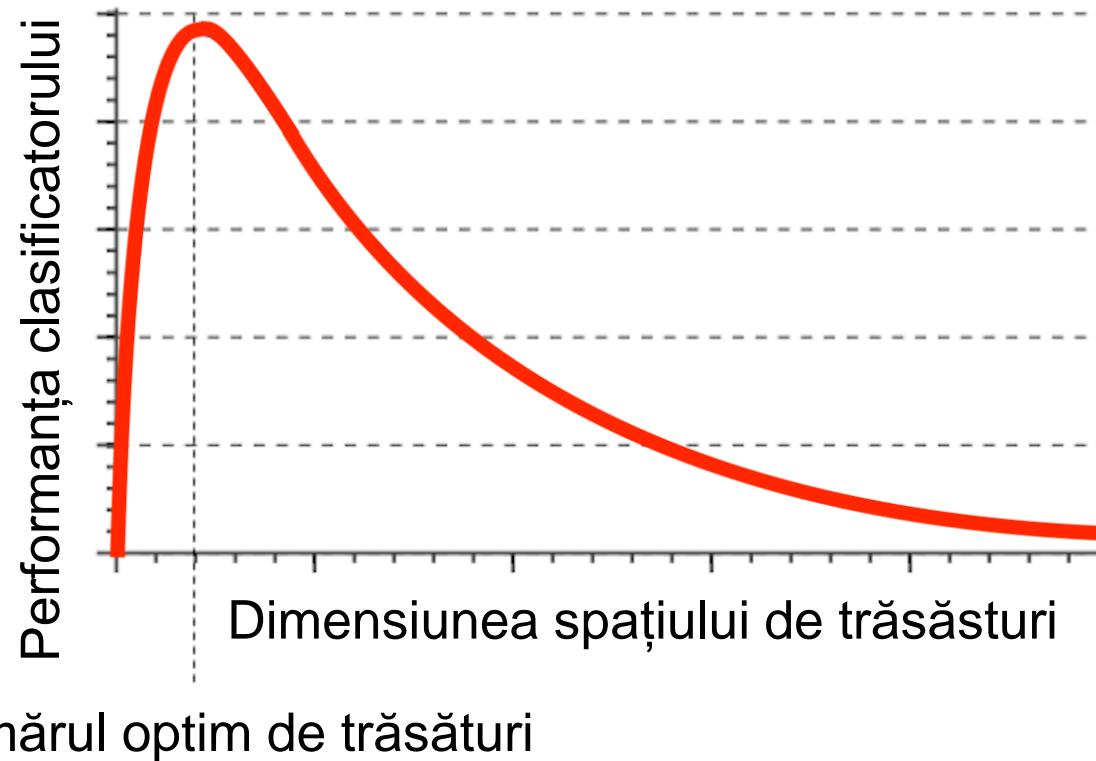
- Pentru a “umple” un spațiu 3D (de exemplu \mathbb{R}^3) avem nevoie de 125 puncte:



Blestemul dimensionalității

- Pentru a “umple” un spațiu nD (de exemplu \mathbb{R}^n) avem nevoie de un număr exponențial de puncte
- Dacă avem un număr mare de caracteristici care descriu datele, atunci sistemul are nevoie de foarte multe exemple de antrenare pentru învăța un model care să generalizeze
- De cele mai multe ori aceste date nu sunt disponibile în practică

Fenomenul Hughes



- Fenomenul Hughes arată că, pe măsură ce numărul de caracteristici crește, performanța clasificatorului crește până când ajungem la numărul optim de trăsături
- Adăugarea mai multor caracteristici păstrând dimensiunea setului de antrenare degradează performanța clasificatorului

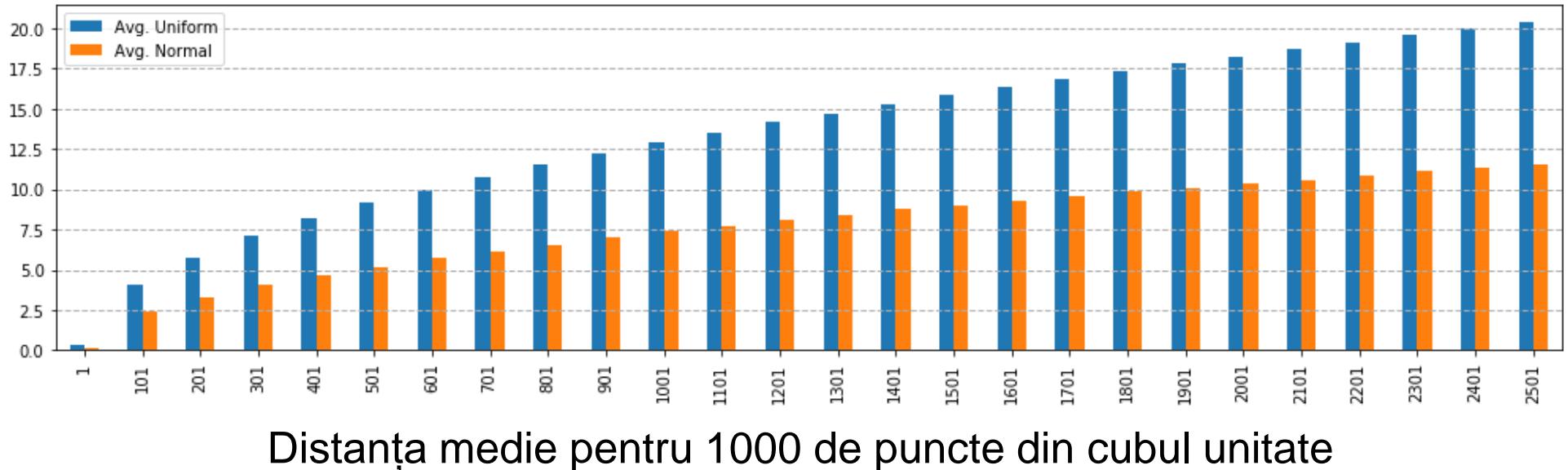
Blestemul dimensionalității

- Creșterea numărului de dimensiuni al unui spațiu de caracteristici Euclidian, implică adăugarea de termeni pozitivi în calculul distanței Euclidiene:

$$(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \cdots + (x_n - y_n)^2}$$

- Cu alte cuvinte, deoarece numărul de trăsături crește pentru un număr fix de exemple, spațiul de caracteristici devine din ce în ce mai rar (mai puțin dens)

Blestemul dimensionalității



- Figura arată că, odată cu creșterea dimensiunilor, distanța medie crește rapid
- Prin urmare, cu cât sunt mai multe dimensiuni, cu atât sunt necesare mai multe date pentru a depăși blestemul dimensionalității!
- Atunci când distanța dintre observații crește, învățarea automată devine mult mai dificilă, deoarece scade probabilitatea de a găsi exemple de antrenare cu adevărat similare cu cele de test

Metode kernel. Regresia Ridge. Mașini cu Vectori Suport.

Prof. Dr. Radu Ionescu

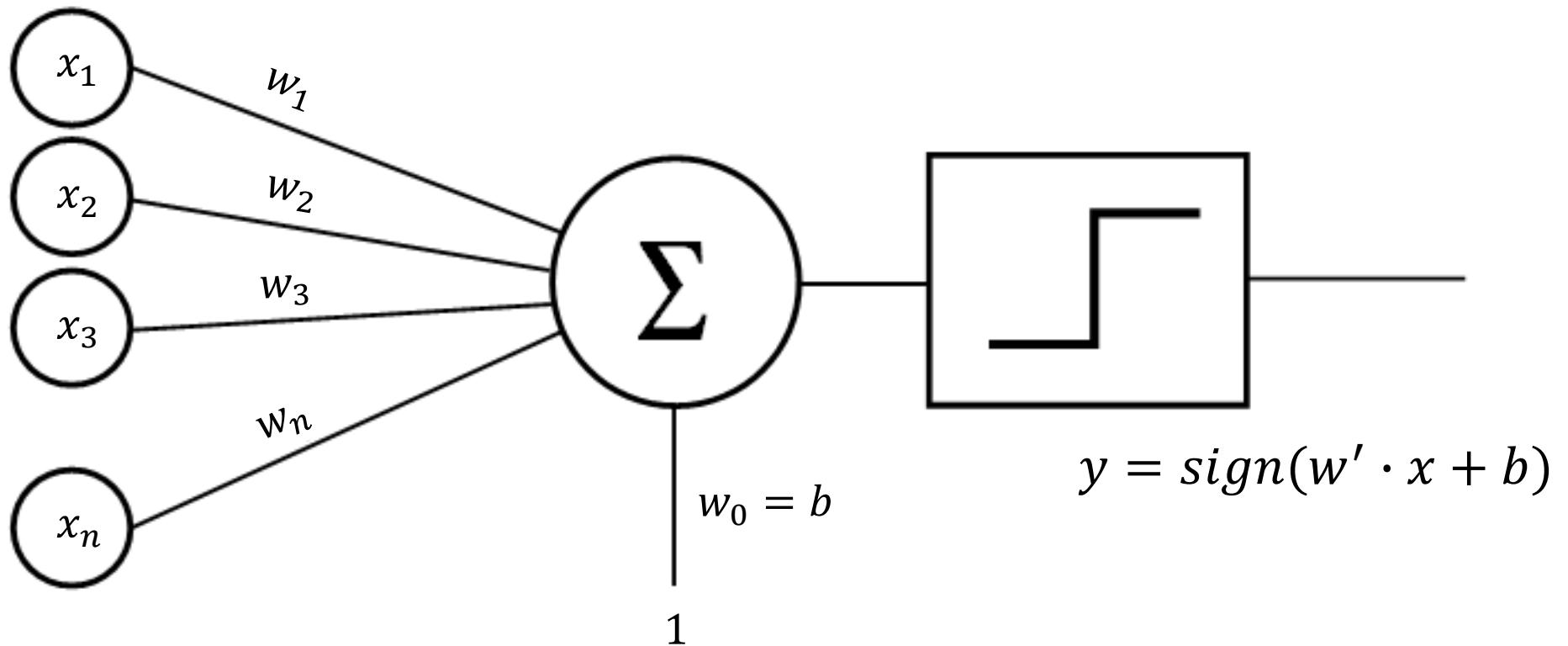
raducu.ionescu@gmail.com

Facultatea de Matematică și Informatică
Universitatea din București

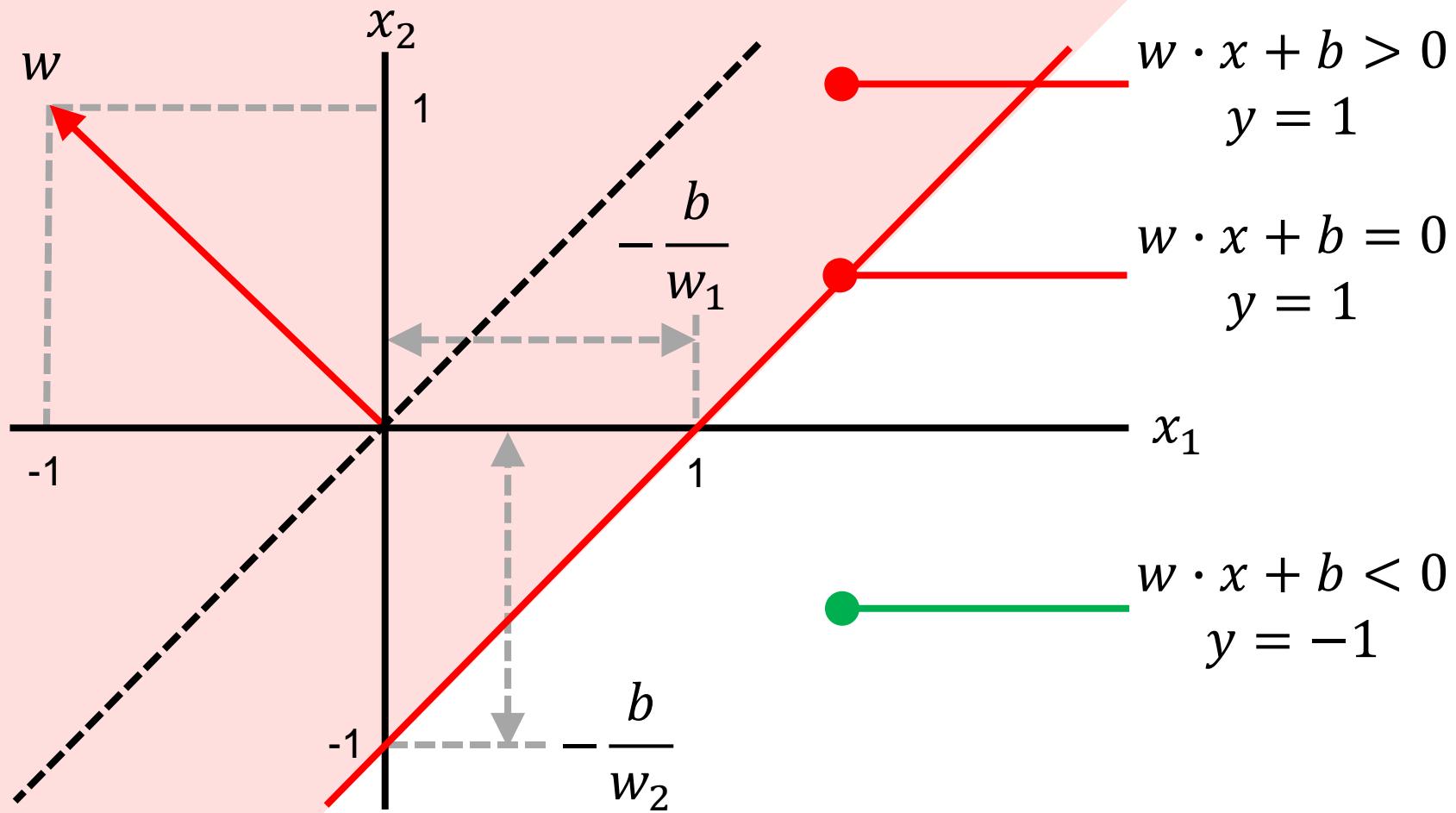
Evoluția metodelor de învățare automată

- Anii 1950: este introdus perceptronul (Rosenblatt, 1957)
- Anii 1980: este introdus algoritmul de backpropagare pentru rețelele neuronale multistrat (Hinton, 1986)
- Anii 1990: apar metodele kernel (nucleu)

Perceptronul



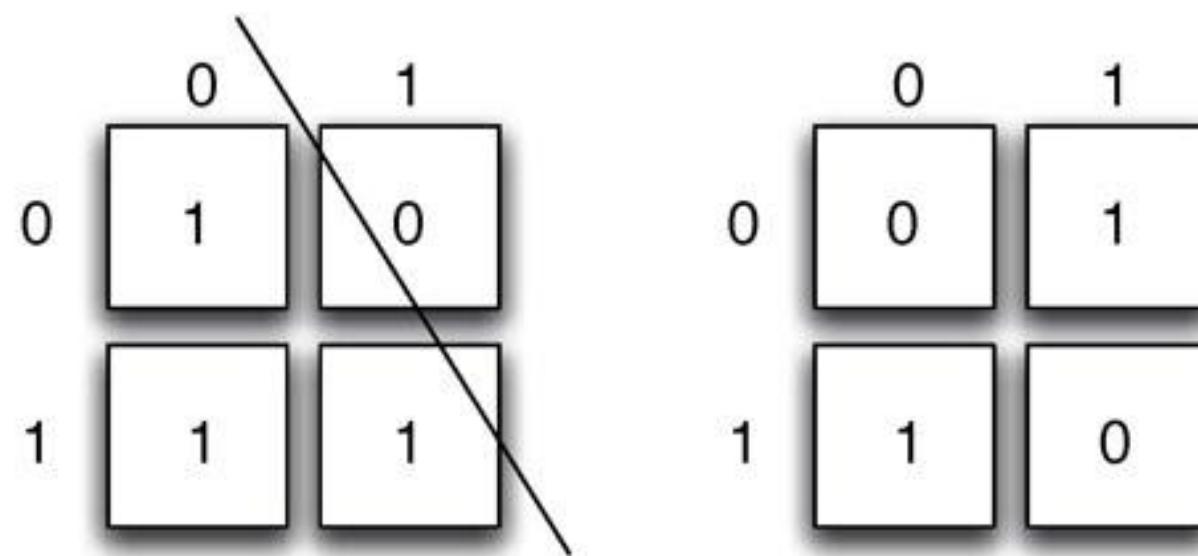
Graniță de separare liniară



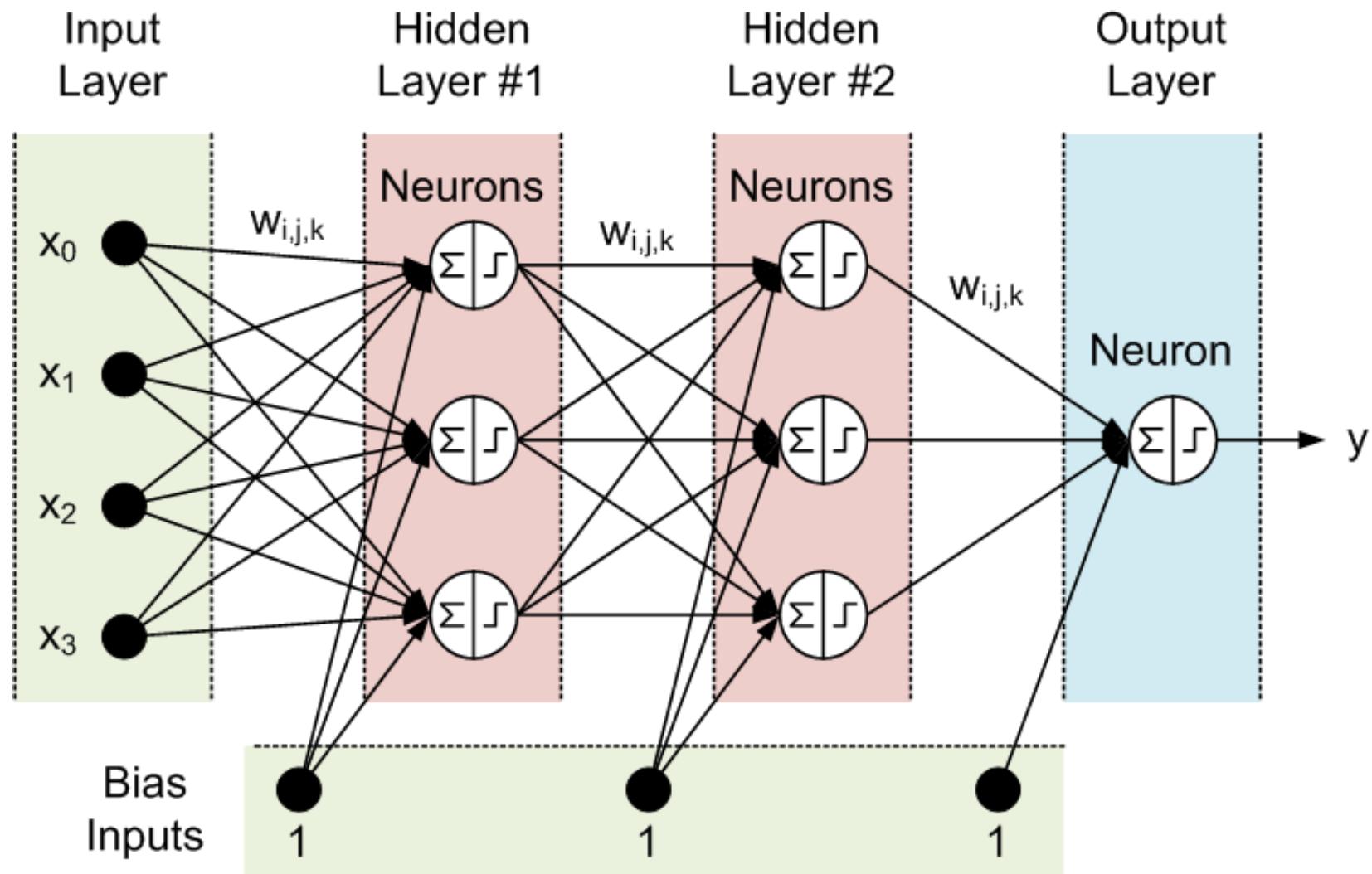
Where $w_1 = -1, w_2 = 1, b = 1$

XOR (Minsky și Papert, 1969)

- O metodă de clasificare liniară nu poate învăța funcția XOR

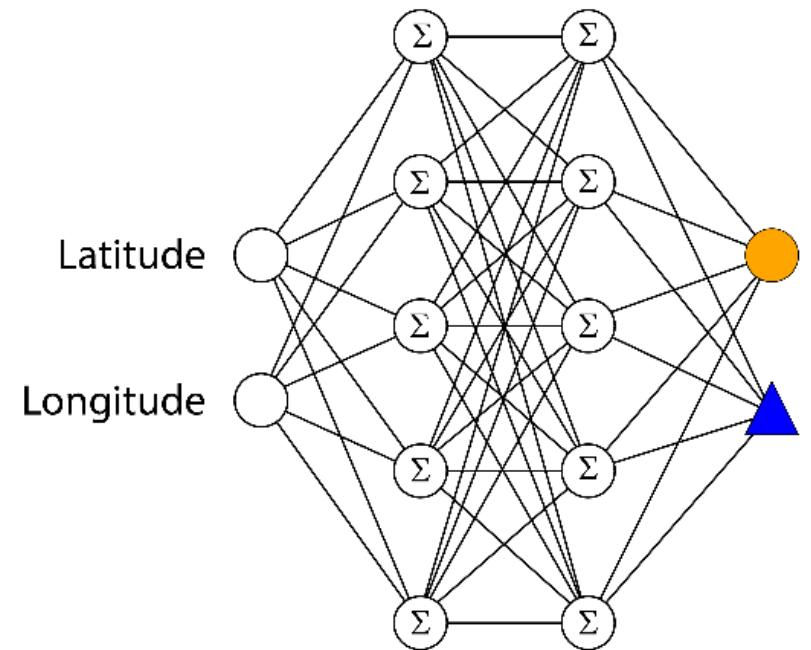
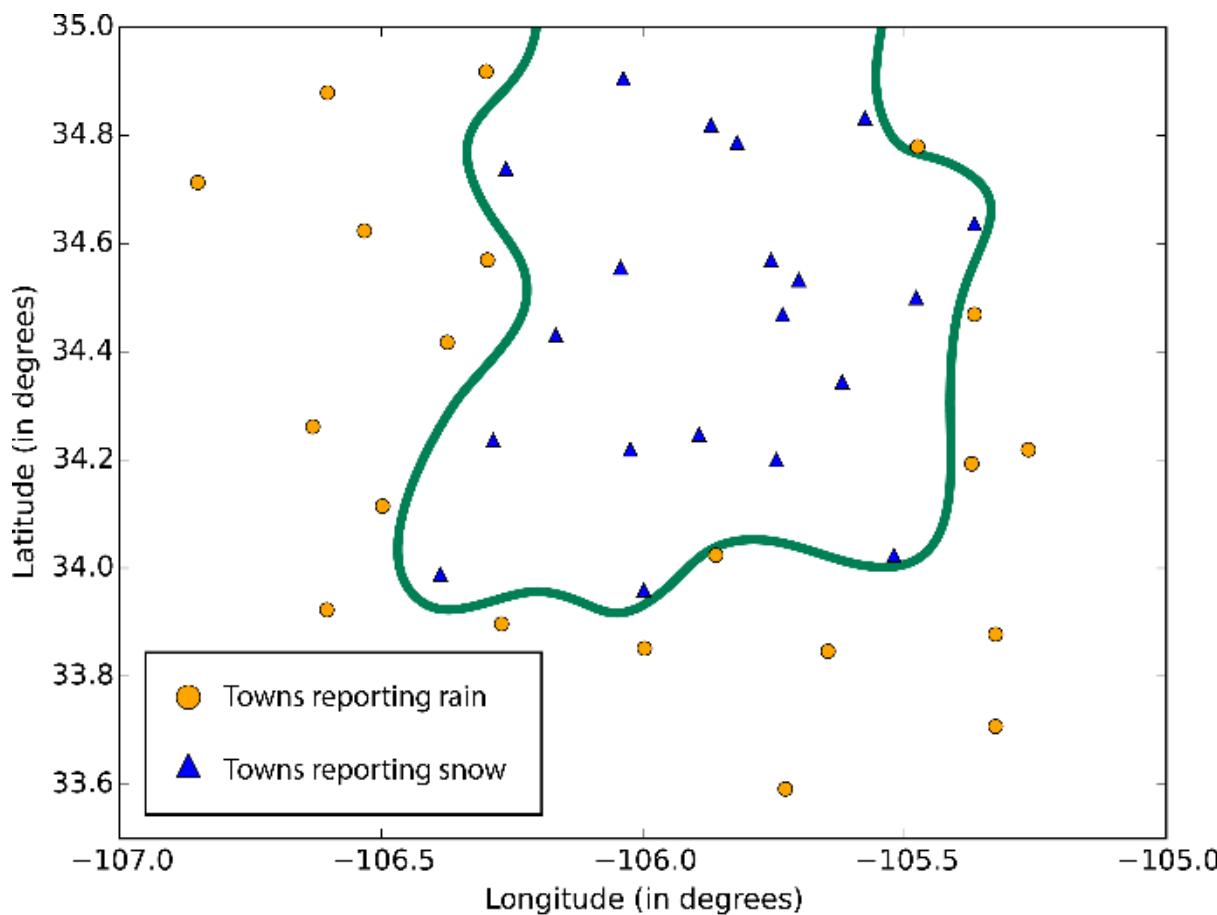


Soluția 1: Rețele neuronale



Soluția 1: Rețele neuronale

- Granița de decizie devine non-liniară

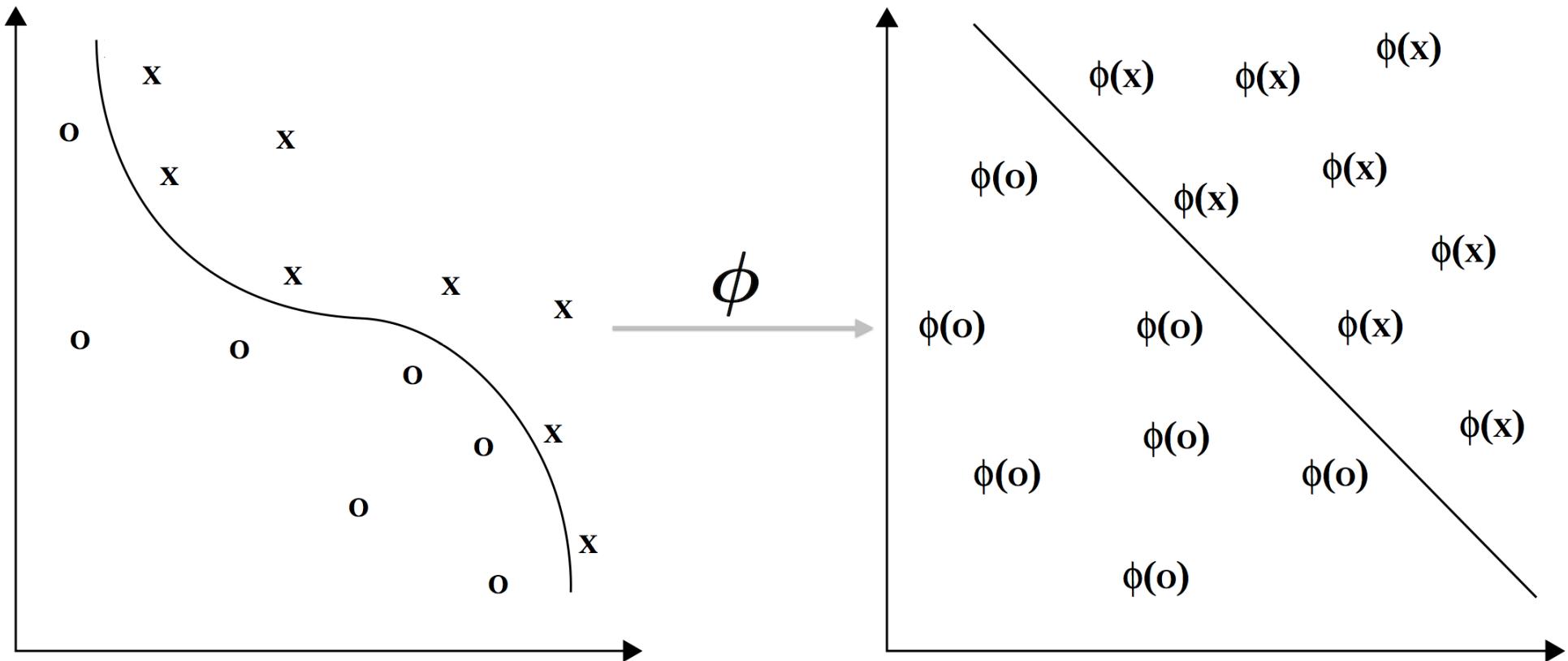


Soluția 2: Metode kernel

- Metodele kernel funcționează prin următorii doi pași:
 - 1. Datele sunt scufundate într-un spațiu (Hilbert) cu mai multe dimensiuni
 - 2. Relațiile liniare sunt căutate în acest spațiu
- Scufundarea datelor se realizează implicit, prin specificarea produsului scalar între exemple

Scufundarea datelor cu o funcție kernel

- Relațiile neliniare din spațiul original sunt transformate în relații liniare prin scufundare



Metode kernel

- Algoritmii sunt implementați (în forma duală) astfel încât coordonatele punctelor scufundate nu sunt necesare, fiind suficientă specificarea produsului scalar între perechi de puncte
- “Kernel trick”: Produsul scalar poate fi înlocuit cu orice funcție de similaritate, numită și funcție kernel (funcție nucleu)

Forma primală

Features: $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7$

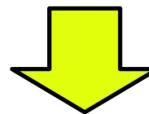
Train samples:
 x_1, x_2, x_3, x_4

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
x_1	4	0	2	5	3	0	1
x_2	0	0	1	3	4	0	2
x_3	2	1	0	0	1	2	5
x_4	1	3	0	1	0	1	2

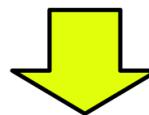
I_1	1
I_2	1
I_3	-1
I_4	-1

$$= X$$

$$= L$$



Linear classifier: $C = (w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7, b)$ such that $\text{sign}(X * W' + b) = L$



Test samples:
 y_1, y_2, y_3

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
y_1	1	0	2	4	2	0	2
y_2	1	2	0	1	2	2	1
y_3	3	1	0	0	4	1	1

p_1	?
p_2	?
p_3	?

$$= Y$$

$$= P$$

Apply C to obtain predictions: $P = \text{sign}(Y * W' + b)$

Forma duală

Kernel type: linear

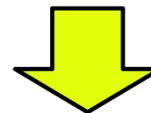
Train samples:
 x_1, x_2, x_3, x_4

	x_1	x_2	x_3	x_4
x_1	55	31	16	11
x_2	31	30	14	7
x_3	16	14	35	17
x_4	11	7	17	16

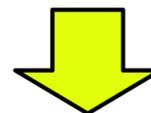
$$= X * X' = K_X$$

I_1	1
I_2	1
I_3	-1
I_4	-1

$$= L$$



Linear classifier: $C = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, b)$ such that $\text{sign}(K_X * \alpha' + b) = L$



Test samples:
 y_1, y_2, y_3

	x_1	x_2	x_3	x_4
y_1	36	26	14	9
y_2	16	13	15	12
y_3	25	18	18	9

$$= Y * X' = K_Y$$

p_1	?
p_2	?
p_3	?

$$= P$$

Apply C to obtain predictions: $P = \text{sign}(K_Y * \alpha' + b)$

Regresia liniară

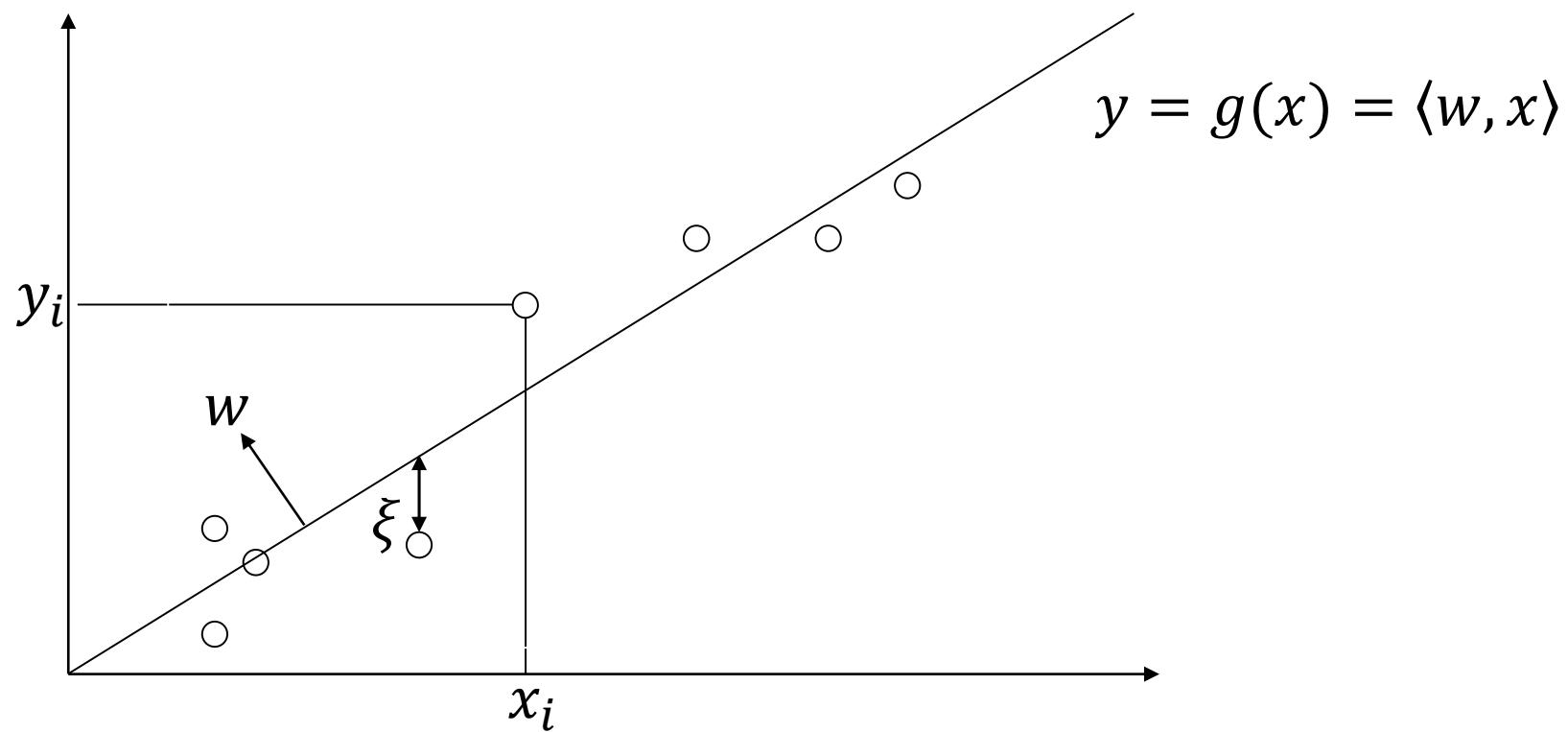
- Problema găsirii funcției g de forma:

$$g(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle = \mathbf{w}' \mathbf{x} = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

- care interpolează cel mai bine o mulțime de exemple:

$$S = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_\ell, y_\ell)\}$$

Regresia liniară



Regresia liniară

- Eroarea funcției liniare pe un exemplu particular:

$$\xi = (y - g(\mathbf{x}))$$

- Funcția de pierdere pe toate exemplele:

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(g, S) &= \mathcal{L}(\mathbf{w}, S) = \sum_{i=1}^{\ell} (y_i - g(\mathbf{x}_i))^2 = \\ &= \sum_{i=1}^{\ell} \xi^2 = \sum_{i=1}^{\ell} \mathcal{L}(g, (\mathbf{x}_i, y_i))\end{aligned}$$

Regresia liniară

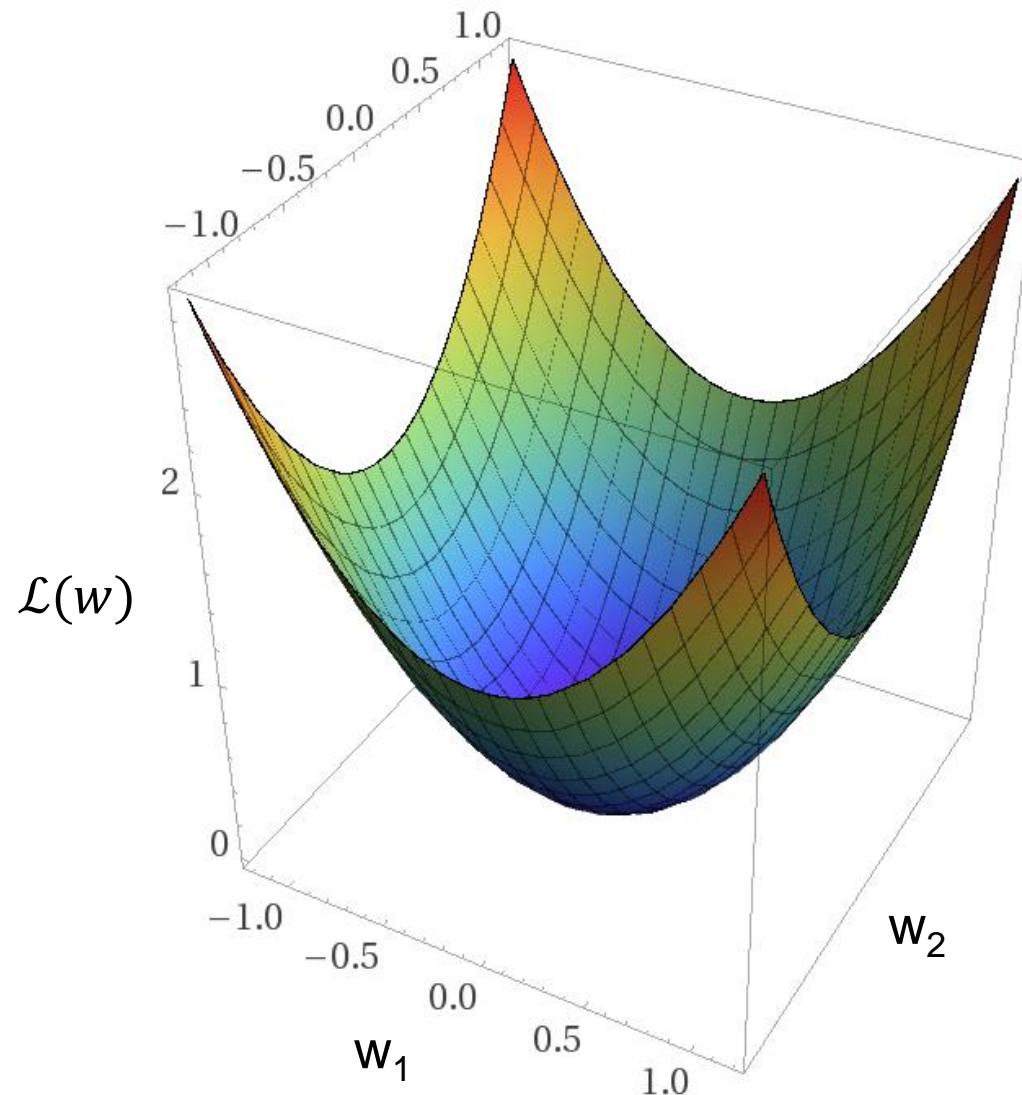
- Funcția de pierdere scrisă vectorial:

$$\xi = \mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w}$$

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}, S) = \|\xi\|_2^2 = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w})'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w})$$

- Care este valoarea optimă pentru \mathbf{w} ?

Regresia liniară



Regresia liniară

- Valoarea optimă pentru w :

$$\frac{\partial \mathcal{L}(w, S)}{\partial w} = -2\mathbf{X}'\mathbf{y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}w = 0$$

- Ecuată normală devine:

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}w = \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

- De unde îl putem scoate pe w , dacă există inversa:

$$w = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y}$$

Regresia Ridge

- Dacă inversa nu există, problema este “prost-pusă” și trebuie să utilizăm regularizarea
- Criteriul de optimizare devine:

$$\min_{\mathbf{w}} \mathcal{L}_\lambda(\mathbf{w}, S) = \min_{\mathbf{w}} (\lambda \|\mathbf{w}\|^2 + \sum_{i=1}^{\ell} (y_i - g(\mathbf{x}_i))^2)$$

- Iar soluția optimă pentru \mathbf{w} este dată de:

$$\frac{\partial \mathcal{L}_\lambda(\mathbf{w}, S)}{\partial \mathbf{w}} = \frac{\partial (\lambda \|\mathbf{w}\|^2 + \sum_{i=1}^{\ell} (y_i - g(\mathbf{x}_i))^2)}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}$$

Regresia Ridge

- Soluția optimă este:

$$\frac{\partial \mathcal{L}_\lambda(\mathbf{w}, S)}{\partial \mathbf{w}} = \frac{\partial (\lambda \|\mathbf{w}\|^2 + (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w})'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w}))}{\partial \mathbf{w}} = \\ = 2\lambda \mathbf{w} - 2\mathbf{X}'\mathbf{y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{w} = 0$$

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{w} + \lambda \mathbf{w} = \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X} + \lambda \mathbf{I}_n)\mathbf{w} = \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

$$\mathbf{w} = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + \lambda \mathbf{I}_n)^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

Regresia Ridge Duală

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{w} + \lambda\mathbf{w} = \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

$$\mathbf{w} = \lambda^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{y} - \mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{w}) = \lambda^{-1}\mathbf{X}'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w}) = \mathbf{X}'\boldsymbol{\alpha}$$

$$\lambda^{-1}\mathbf{X}'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w}) = \mathbf{X}'\boldsymbol{\alpha}$$

$$\boldsymbol{\alpha} = \lambda^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w})$$

- Dar:

$$\mathbf{w} = \mathbf{X}'\boldsymbol{\alpha}$$

- Astfel că:

$$\boldsymbol{\alpha} = \lambda^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{X}'\boldsymbol{\alpha})$$

Regresia Ridge Duală

$$\alpha = \lambda^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{X}'\alpha)$$

$$\lambda\alpha = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{X}'\alpha)$$

$$\mathbf{X}\mathbf{X}'\alpha + \lambda\alpha = \mathbf{y}$$

$$(\mathbf{X}\mathbf{X}' + \lambda\mathbf{I}_\ell)\alpha = \mathbf{y}$$

$$\alpha = (\mathbf{G} + \lambda\mathbf{I}_\ell)^{-1}\mathbf{y}$$

- Unde:
 $\mathbf{G} = \mathbf{X}\mathbf{X}'$
- este matricea Gram:

$$\mathbf{G}_{ij} = \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \rangle$$

Regresia Ridge Duală

- În forma duală, informația din exemplele de antrenare este dată prin matricea Gram ce conține produsul scalar între perechi de puncte:

$$\alpha = (\mathbf{G} + \lambda \mathbf{I}_\ell)^{-1} \mathbf{y}$$

- Funcția de predicție este dată de:

$$g(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle = \left\langle \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \mathbf{x}_i, \mathbf{x} \right\rangle = \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x} \rangle$$

Forma primală

Features: $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7$

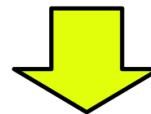
Train samples:
 x_1, x_2, x_3, x_4

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
x_1	4	0	2	5	3	0	1
x_2	0	0	1	3	4	0	2
x_3	2	1	0	0	1	2	5
x_4	1	3	0	1	0	1	2

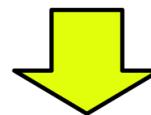
I_1	1
I_2	1
I_3	-1
I_4	-1

$$= X$$

$$= L$$



Linear classifier: $C = (w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7, b)$ such that $\text{sign}(X * W' + b) = L$



Test samples:
 y_1, y_2, y_3

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
y_1	1	0	2	4	2	0	2
y_2	1	2	0	1	2	2	1
y_3	3	1	0	0	4	1	1

p_1	?
p_2	?
p_3	?

$$= Y$$

$$= P$$

Apply C to obtain predictions: $P = \text{sign}(Y * W' + b)$

Forma duală

Kernel type: linear

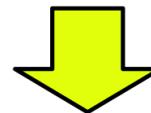
Train samples:
 x_1, x_2, x_3, x_4

	x_1	x_2	x_3	x_4
x_1	55	31	16	11
x_2	31	30	14	7
x_3	16	14	35	17
x_4	11	7	17	16

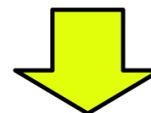
$$= X * X' = K_X$$

I_1	1
I_2	1
I_3	-1
I_4	-1

$$= L$$



Linear classifier: $C = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, b)$ such that $\text{sign}(K_X * \alpha' + b) = L$



Test samples:
 y_1, y_2, y_3

	x_1	x_2	x_3	x_4
y_1	36	26	14	9
y_2	16	13	15	12
y_3	25	18	18	9

$$= Y * X' = K_Y$$

p_1	?
p_2	?
p_3	?

$$= P$$

Apply C to obtain predictions: $P = \text{sign}(K_Y * \alpha' + b)$

Regresia Ridge Kernel

- Aplicăm “kernel trick”, înlocuind produsul scalar cu o funcție kernel:

$$\langle \cdot \rangle \mapsto k$$

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} \langle \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1 \rangle & \langle \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 \rangle & \cdots & \langle \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n \rangle \\ \langle \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_1 \rangle & \langle \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_2 \rangle & \cdots & \langle \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_n \rangle \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \langle \mathbf{x}_n, \mathbf{x}_1 \rangle & \langle \mathbf{x}_n, \mathbf{x}_2 \rangle & \cdots & \langle \mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n \rangle \end{pmatrix} \mapsto \mathbf{K} = \begin{pmatrix} k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) & \cdots & k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n) \\ k(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_1) & k(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_2) & \cdots & k(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ k(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_1) & k(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_2) & \cdots & k(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n) \end{pmatrix}$$

Regresia Ridge Kernel

- Ponderile duale se calculează astfel:

$$\alpha = (\mathbf{G} + \lambda \mathbf{I}_\ell)^{-1} \mathbf{y} \rightarrow \alpha = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I}_\ell)^{-1} \mathbf{y}$$

- Funcția de predicție devine:

$$g(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle = \left\langle \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \mathbf{x}_i, \mathbf{x} \right\rangle = \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x} \rangle$$



$$g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$$

Regresia Ridge Kernel (Python)

```
# Parametrul de regularizare lambda:  
lmb = 10 ** -6  
  
# X_train - datele de antrenare (un exemplu pe linie)  
# T_train - clasele datelor de antrenare  
  
n = X_train.shape[0]  
K = np.matmul(X_train, X_train.T)  
  
# Antrenarea metodei:  
alpha = np.matmul(np.linalg.inv(K + lmb * np.eye(n)),  
                  T_train)  
  
# Prezicerea etichetelor pe datele de antrenare:  
Y_train = np.matmul(K, alpha)  
Y_train = np.sign(Y_train)  
  
acc_train = (T_train == Y_train).mean()  
print('Train accuracy: %.4f' % acc_train)
```

Regresia Ridge Kernel (Python)

```
# X_test - datele de testare (un exemplu pe linie)
# T_test - clasele datelor de testare

K_test = np.matmul(X_test, X_train.T)

# Prezicerea etichetelor pe datele de test:
Y_test = np.matmul(K_test, alpha)
Y_test = np.sign(Y_test)

acc_test = (T_test == Y_test).mean()
print('Test accuracy: %.4f' % acc_test)
```

Funcția kernel

- **Definiție:** O funcție kernel este o funcție

$$k : X \times X \longmapsto \mathbb{R}$$

pentru care există o funcție de scufundare din spațiul X în spațiul Hilbert F

$$\phi : x \in \mathbb{R}^m \longmapsto \phi(x) \in F$$

a.î. pentru orice $x, z \in X$

$$k(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle$$

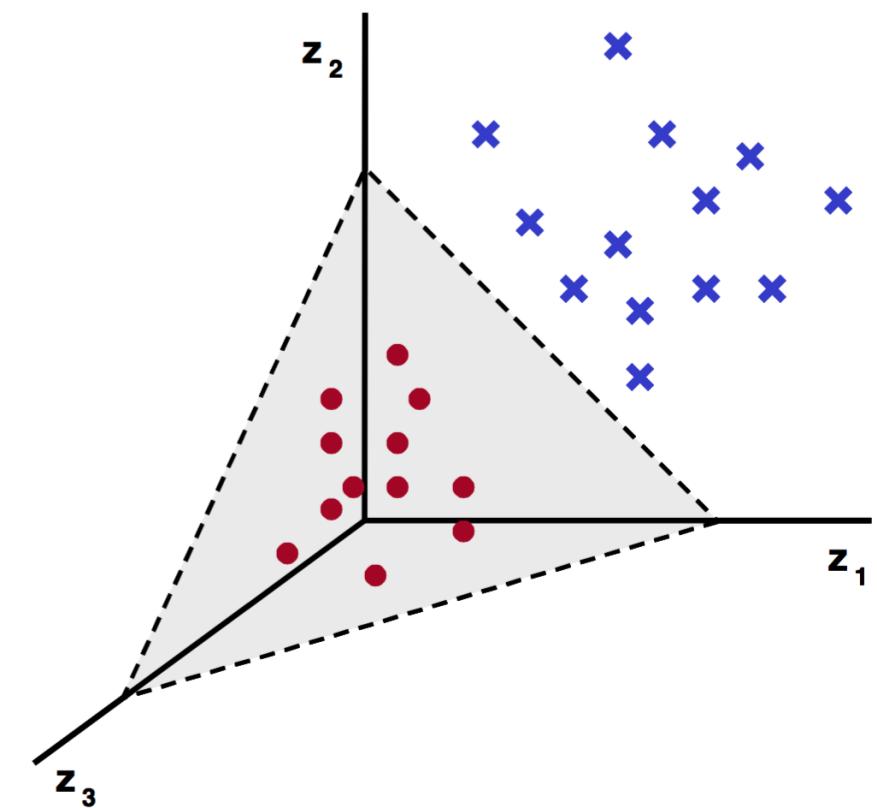
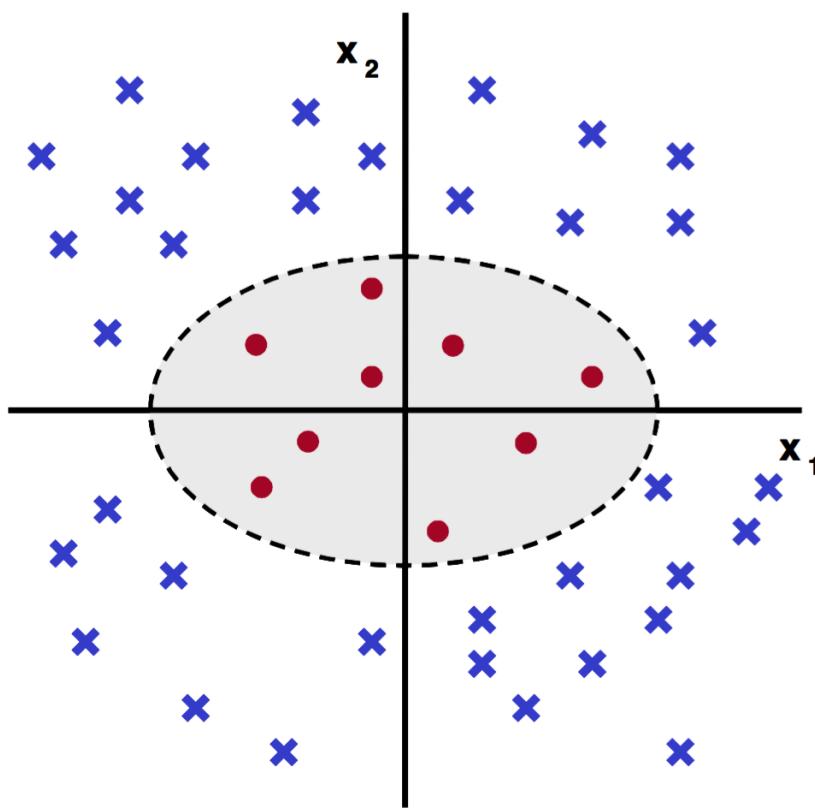
- **Teoremă:** O funcție k este funcție kernel doar dacă este finit pozitiv semi-definită

Exemple de funcții kernel

- Prin definirea explicită a funcției de scufundare

$$\phi : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3$$

$$(x_1, x_2) \mapsto (z_1, z_2, z_3) = (x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2)$$



Exemple de funcții kernel

- Funcția kernel din exemplul anterior:

$$\langle \phi(\mathbf{x}), \phi(\mathbf{z}) \rangle_F = \left\langle (x_1^2, x_2^2, \sqrt{2}x_1x_2), (z_1^2, z_2^2, \sqrt{2}z_1z_2) \right\rangle$$

$$\langle \phi(\mathbf{x}), \phi(\mathbf{z}) \rangle_F = x_1^2 z_1^2 + x_2^2 z_2^2 + 2x_1 x_2 z_1 z_2$$

$$\langle \phi(\mathbf{x}), \phi(\mathbf{z}) \rangle_F = (x_1 z_1 + x_2 z_2)^2$$

$$\langle \phi(\mathbf{x}), \phi(\mathbf{z}) \rangle_F = \langle \mathbf{x}, \mathbf{z} \rangle^2$$

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \langle \mathbf{x}, \mathbf{z} \rangle^2$$

- Aceeași funcție kernel corespunde scufundării:

$$\phi: \mathbf{x} = (x_1, x_2) \mapsto \phi(\mathbf{x}) = (x_1^2, x_2^2, x_1 x_2, x_2 x_1)$$

Functia kernel polinomială

- Pentru o constantă reală pozitivă c și un număr natural d :

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = (\langle \mathbf{x}, \mathbf{z} \rangle + c)^d$$

- Constanta c permite controlul gradului de influență al polinoamelor de diverse grade

Funcția kernel Gaussiană (RBF)

- Pentru $x = (1, 2, 4, 1)$ și $z = (5, 1, 2, 3)$ din \mathbb{R}^4 :

$$k(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - z\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$= \exp\left(-\frac{\sqrt{(1 - 5)^2 + (2 - 1)^2 + (4 - 2)^2 + (1 - 3)^2}}{2 \cdot 1^2}\right)$$

$$= \exp\left(-\frac{\sqrt{16 + 1 + 4 + 4}}{2}\right)$$

$$= \exp\left(-\frac{5}{2}\right)$$

$$\approx 0.0821.$$

Functia kernel intersecție

- Pentru $x = (1, 2, 4, 1)$ și $z = (5, 1, 2, 3)$ din \mathbb{R}^4 :

$$k(x, z) = \sum_i \min \{x_i, z_i\}$$

$$= \min \{1, 5\} + \min \{2, 1\} + \min \{4, 2\} + \min \{1, 3\}$$

$$= 1 + 1 + 2 + 1$$

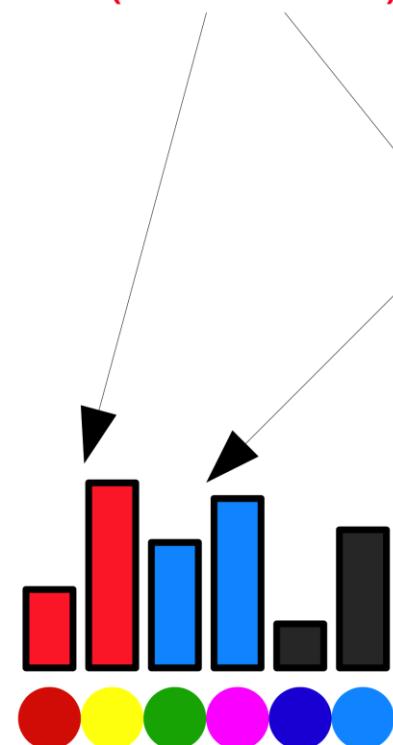
$$= 5.$$

Alte funcții kernel

- Funcția kernel Hellinger:

$$k(x, z) = \sum_i \sqrt{x_i \cdot z_i}$$

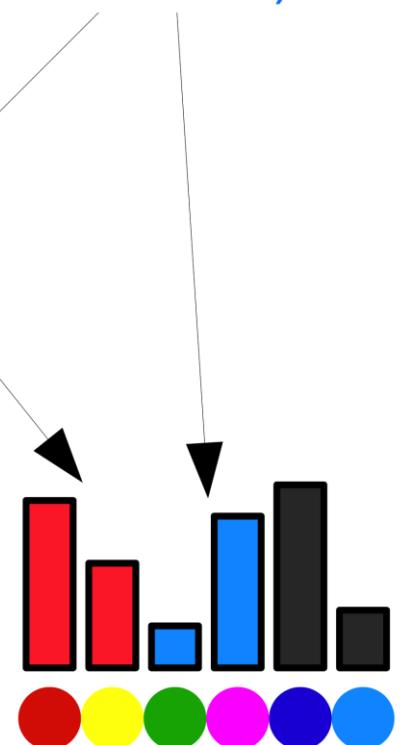
different order
(discordant)



- Funcția kernel PQ:

$$k_{PQ}(X, Y) = 2(P - Q)$$

same order
(concordant)



$$P = |\{(i, j) : 1 \leq i < j \leq n, (x_i - x_j)(y_i - y_j) > 0\}|$$

$$Q = |\{(i, j) : 1 \leq i < j \leq n, (x_i - x_j)(y_i - y_j) < 0\}|$$

String kernels

- String kernels măsoară similaritatea între perechi de șiruri de caractere, prin numărarea subsecvențelor (n-grame) de caractere comune dintre cele două șiruri
- Textele pot fi interpretate ca șiruri de caractere
- Avantaje:
 - Nu trebuie să delimităm cuvintele
 - Metoda este independentă de limbă

String kernels

- Exemplu:

Fiind date $s = \text{"pineapple pi"}$ și $t = \text{"apple pie"}$ peste un alfabet Σ , și lungimea n-gramelor $p = 2$,

construim tabele hash S and T care conțin perechi $\langle \text{key} \rangle : \langle \text{value} \rangle$ de tipul

$\langle 2\text{-gram} \rangle : \langle \text{număr de apariții} \rangle$ în s și t :

- $S = \{\text{pi:2, in:1, ne:1, ea:1, ap:1, pp:1, pl:1, le:1, e_:1, _p:1}\}$,
- $T = \{\text{ap:1, pp:1, pl:1, le:1, e_:1, _p:1, pi:1, ie:1}\}$

String kernel bazat pe biți de prezență

- Funcția string kernel bazată pe biți de prezență este definită astfel:

$$k_2^{0/1}(s, t) = \sum_{v \in \Sigma^p} S^{0/1}(v) \cdot T^{0/1}(v)$$

- Exemplu (continuare):

$S = \{\text{pi:2}, \text{in:1}, \text{ne:1}, \text{ea:1}, \text{ap:1}, \text{pp:1}, \text{pl:1}, \text{le:1}, \text{e_1:1}, \text{_p:1}\}$,

$T = \{\text{ap:1}, \text{pp:1}, \text{pl:1}, \text{le:1}, \text{e_1:1}, \text{_p:1}, \text{pi:1}, \text{ié:1}\}$

$$\begin{aligned} k_2^{0/1}(s, t) &= 1 \cdot 1 + 1 \cdot 1 \\ &= 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 \\ &= 7 \end{aligned}$$

De ce metode kernel?

- Obțin rezultate state-of-the-art în anumite probleme:
 - Native Language Identification [Ionescu & Popescu, BEA17]
 - Arabic Dialect Identification [Butnaru & Ionescu, VarDial18]
 - Romanian Dialect Identification [Butnaru & Ionescu, ACL19]
- Utile pentru obținerea unei reprezentări mai compacte în cazul în care:
numărul de exemple << numărul de trăsături
- Numărul de n-grame unice în setul de date TOEFL11:
4,662,520
- ... versus numărul de exemple de antrenare:
11,000

De ce metode kernel?

- Generalizează mai bine decât cuvintele
- Exemple de transfer al limbii native din TOEFL11

German		French		Arabic		Hindi		Spanish		Chinese	
1	, that	1	indeed	1	alot	2	as compa	1	, is	2	t most
6	german	19	onnal	9	any	9	hence	2	difer	4	chin
11	. but	21	is to	13	them	16	then	13	, but	7	just
13	often	26	franc	16	thier	17	indi	15	, etc	8	still
207	special	28	to concl	19	his	21	towards	17	cesar	14	. take

Italian		Japanese		Korean		Telugu		Turkish			
1	ital	1	japan	1	korea	1	i concl	1	i agree.		
3	o beca	15	. if	24	e that	6	days	11	turk		
4	fact	19	i disa	27	. as	7	.the	21	. becau		
9	, for	27	. the	30	soci	11	where as	32	s about		
24	the life	38	. it	36	. also	13	e above	37	being		

Exemple pe cazul French→English

- {onnal}

“...many academics subjects. **Additionnally**, people always have a subject...”

“I would not be in control of my **personnal** schedule during the trip.”

- {evelopp}

“...and who will have the curiosity to **dvelopp** research on the disease.”

“...be able to do so. **Underdevelopped** countries are a case in point.”

- {n France}

“...studied law in both *England* and **in France**, I have had the chance...”

“Numbers have actually shown that **in France** the number of new cars...”

- {to conc}

“...without a tour guide. **To conclude**, there are several advantages...”

“...job they will enjoy. **To conclude**, I think that the best solution is...”

- {exemple}

“...after using them. Onother **exemple** is my underwear that I bough...”

“Science is a great **exemple** of how successful people want to improve...”

Noi funcții kernel din combinații

- Fiind date două funcții kernel k_1 și k_2 , o constantă reală pozitivă a , o funcție f cu valori reale și o matrice simetrică și pozitiv semi-definită B , următoarele funcții sunt kernel:

$$(i) \ k(x, z) = k_1(x, z) + k_2(x, z);$$

$$(ii) \ k(x, z) = ak_1(x, z);$$

$$(iii) \ k(x, z) = k_1(x, y) \cdot k_2(y, z);$$

$$(iv) \ k(x, z) = f(x) \cdot f(z);$$

$$(v) \ k(x, z) = x' B z.$$

Forma primală

Features: $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7$

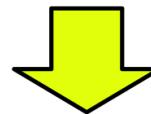
Train samples:
 x_1, x_2, x_3, x_4

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
x_1	4	0	2	5	3	0	1
x_2	0	0	1	3	4	0	2
x_3	2	1	0	0	1	2	5
x_4	1	3	0	1	0	1	2

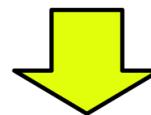
I_1	1
I_2	1
I_3	-1
I_4	-1

$$= X$$

$$= L$$



Linear classifier: $C = (w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7, b)$ such that $\text{sign}(X * W' + b) = L$



Test samples:
 y_1, y_2, y_3

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
y_1	1	0	2	4	2	0	2
y_2	1	2	0	1	2	2	1
y_3	3	1	0	0	4	1	1

p_1	?
p_2	?
p_3	?

$$= Y$$

$$= P$$

Apply C to obtain predictions: $P = \text{sign}(Y * W' + b)$

Forma duală

Kernel type: linear

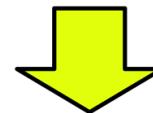
Train samples:
 x_1, x_2, x_3, x_4

	x_1	x_2	x_3	x_4
x_1	55	31	16	11
x_2	31	30	14	7
x_3	16	14	35	17
x_4	11	7	17	16

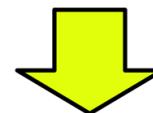
$$= \mathbf{X} * \mathbf{X}' = \mathbf{K}_X$$

I_1	1
I_2	1
I_3	-1
I_4	-1

$$= \mathbf{L}$$



Linear classifier: $C = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, b)$ such that $\text{sign}(\mathbf{K}_X * \alpha' + b) = \mathbf{L}$



Test samples:
 y_1, y_2, y_3

	x_1	x_2	x_3	x_4
y_1	36	26	14	9
y_2	16	13	15	12
y_3	25	18	18	9

$$= \mathbf{Y} * \mathbf{X}' = \mathbf{K}_Y$$

p_1	?
p_2	?
p_3	?

$$= \mathbf{P}$$

Apply C to obtain predictions: $P = \text{sign}(\mathbf{K}_Y * \alpha' + b)$

Normalizarea datelor

- În forma primală:

$$x \longmapsto \phi(x) \longmapsto \frac{\phi(x)}{\|\phi(x)\|}$$

- În forma duală:

$$\hat{k}(x_i, x_j) = \frac{k(x_i, x_j)}{\sqrt{k(x_i, x_i) \cdot k(x_j, x_j)}}$$

- Direct pe matricea kernel:

$$\hat{K}_{ij} = \frac{K_{ij}}{\sqrt{K_{ii} \cdot K_{jj}}}$$

Normalizarea datelor (Python)

```
% X - datele (un exemplu pe linie)
```

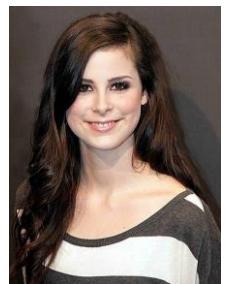
```
% Norma L2 în forma primală:
```

```
norms = np.linalg.norm(X, axis = 1, keepdims = True)  
X = X / norms
```

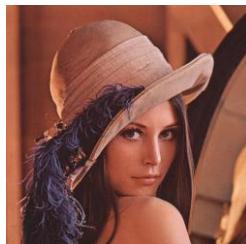
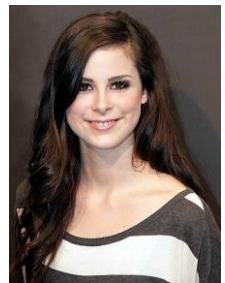
```
% Norma L2 în forma duală:
```

```
K = np.matmul(X, X.T)  
KNorm = np.sqrt(np.diag(K))  
KNorm = KNorm[np.newaxis]  
K = K / np.matmul(KNorm.T, KNorm)
```

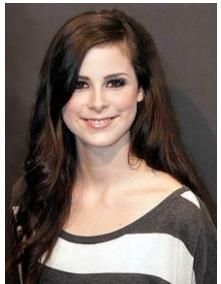
Cum separăm optim aceste exemple?



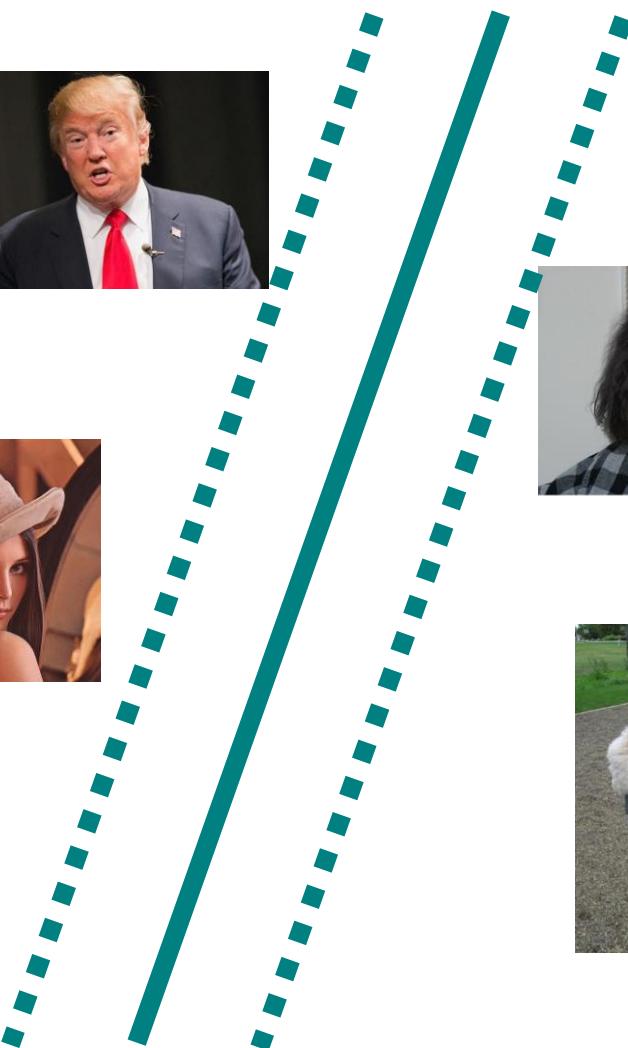
Cum separăm optim aceste exemple?



Cum separăm optim aceste exemple?

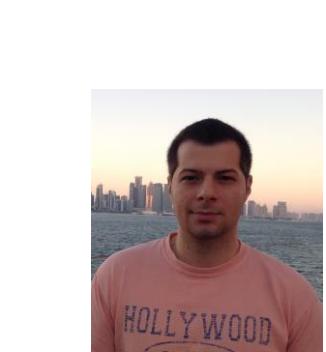
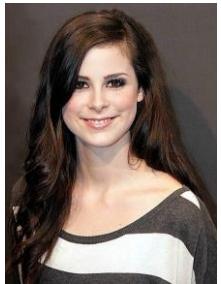


Alegem hiperplanul de margine maximă



Alegem hiperplanul de margine maximă

- Mașini cu **vectori suport** (SVM)



SVM (Hard Margin)

$$S = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_\ell, y_\ell)\}$$

$$g(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b$$

$$\max_{\mathbf{w}, b, \gamma} \gamma$$

subject to

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq \gamma$$

$$i = 1, \dots, \ell$$

$$\|\mathbf{w}\|^2 = 1$$



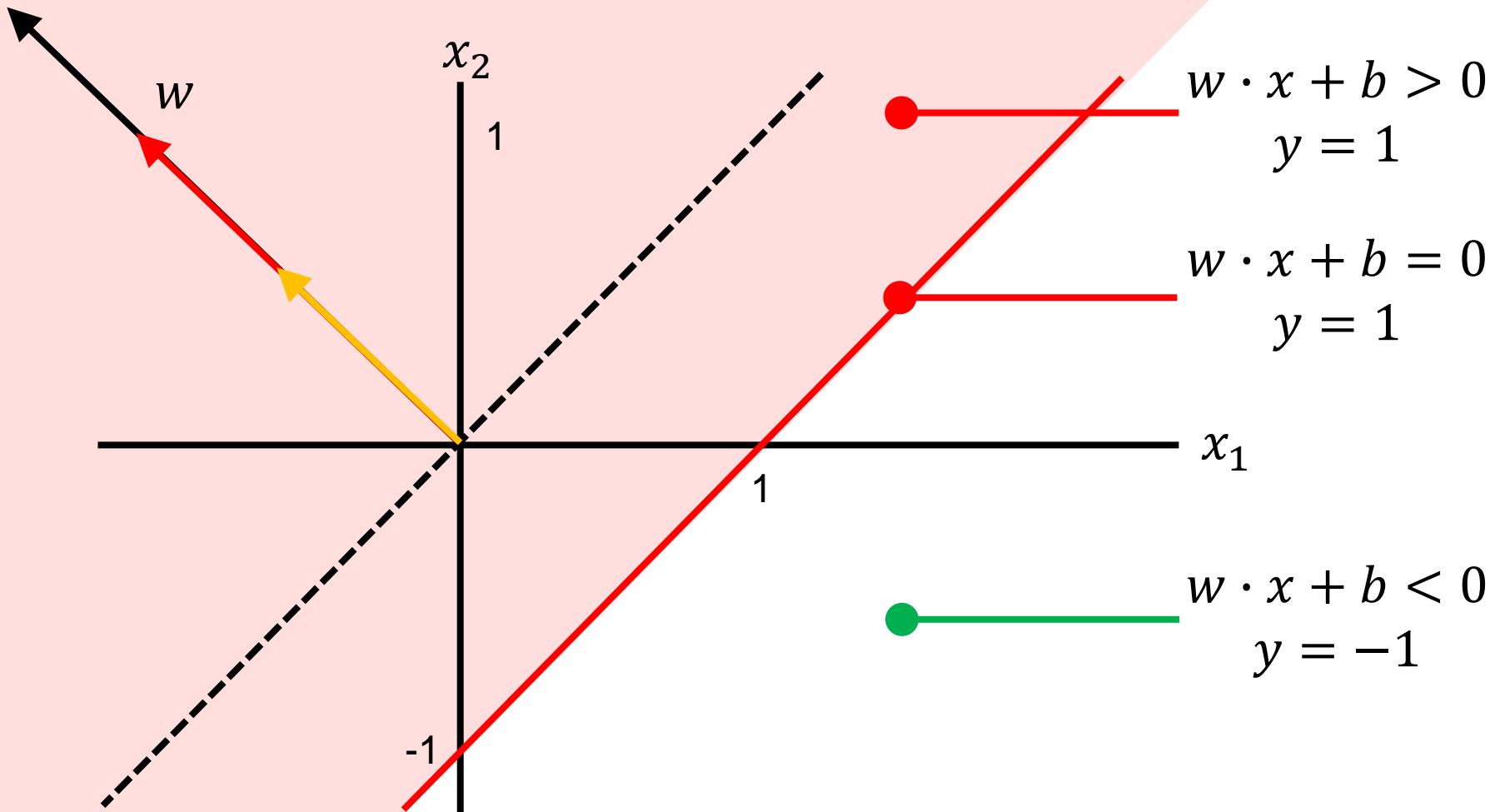
$$\min_{\mathbf{w}, b} \|\mathbf{w}\|^2$$

subject to

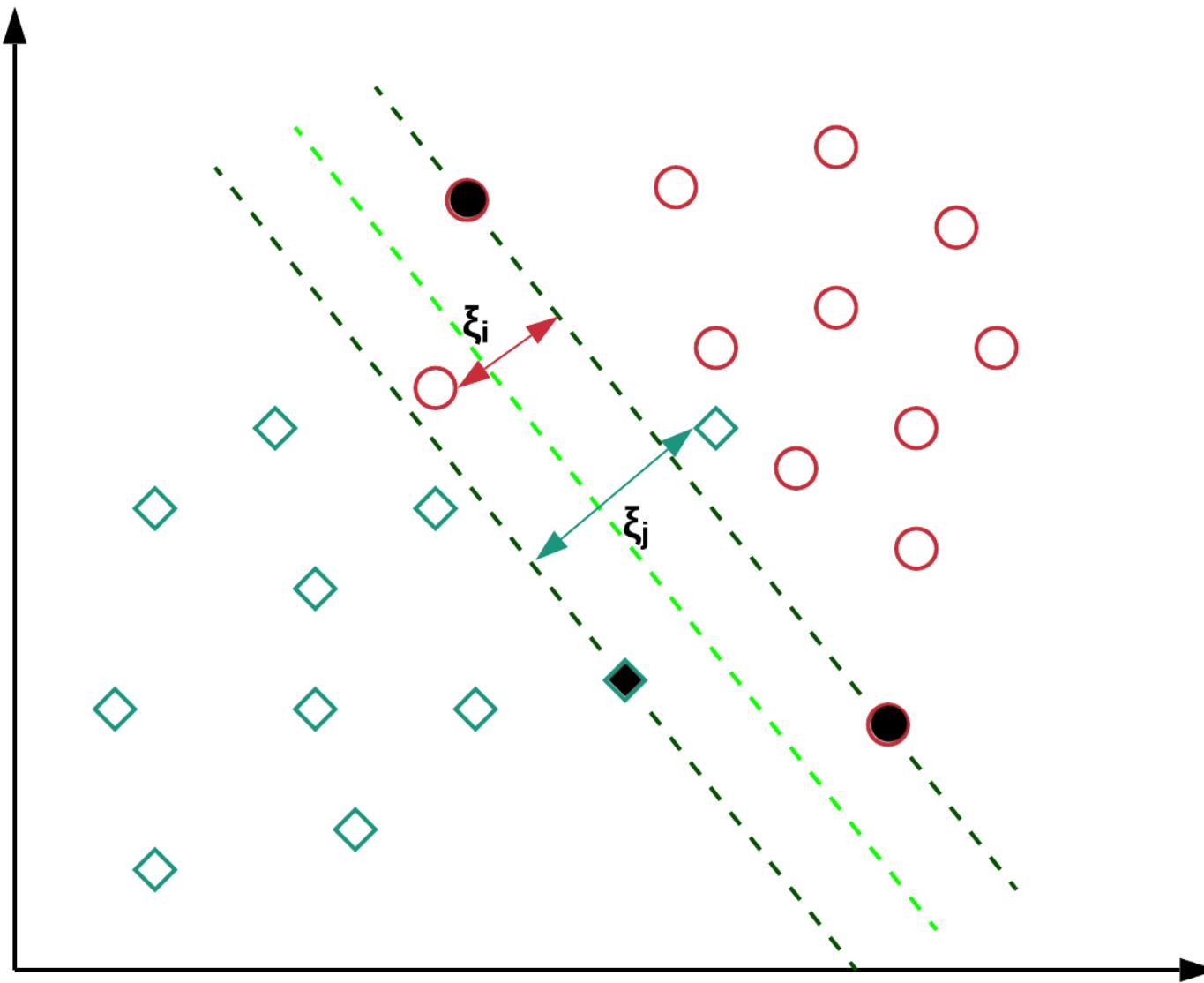
$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1$$

$$i = 1, \dots, \ell$$

Graniță de separare liniară



SVM (Soft Margin)



SVM (Soft Margin)

- În cazul în care exemple nu sunt liniar separabile:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \gamma, \xi} -\gamma + C \sum_{i=1}^{\ell} \xi_i$$

subject to

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq \gamma - \xi_i$$
$$\xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, \ell$$
$$\|\mathbf{w}\|^2 = 1$$

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^{\ell} \xi_i$$

subject to

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i$$
$$\xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, \ell$$

SVM (Python)

- Scikit-learn:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html#svm-classification>

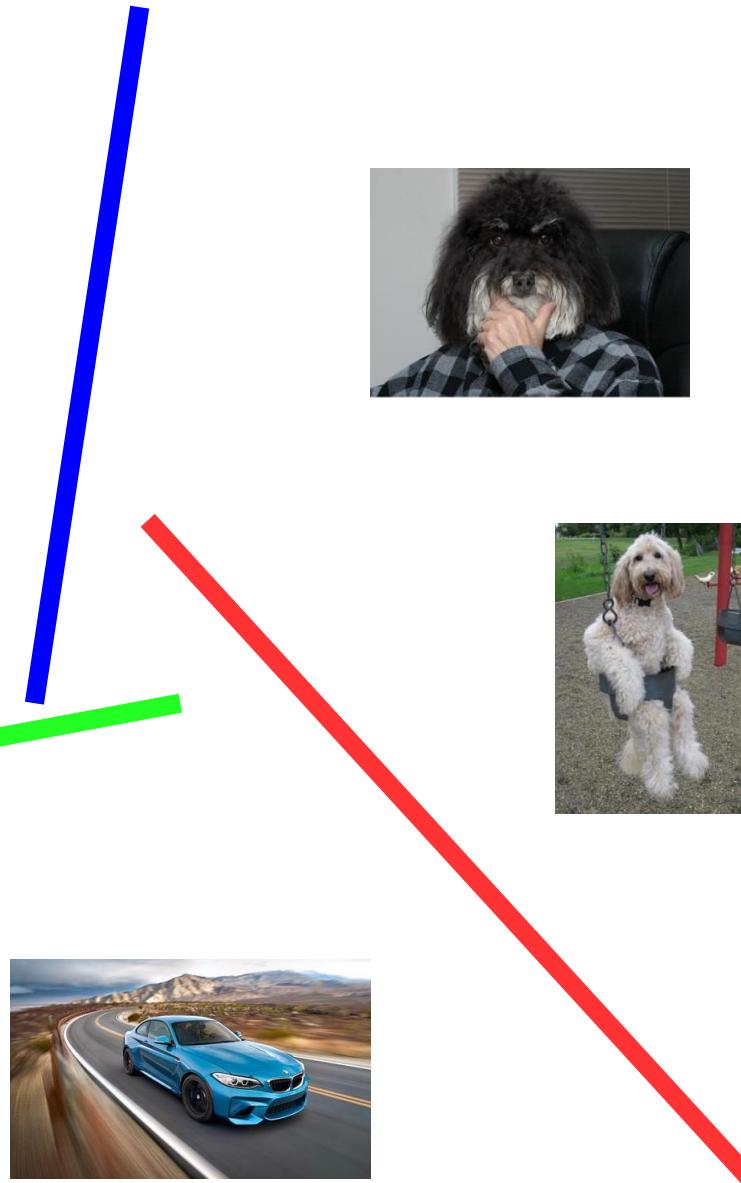
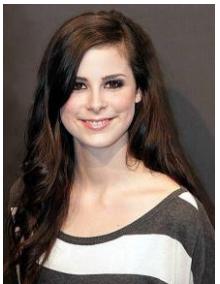
```
from sklearn import svm  
  
clf = svm.SVC(C = 1.0)  
  
clf.fit(X_train, T_train)  
  
Y_test = clf.predict(X_test)
```

- Plus mulți alți clasificatori

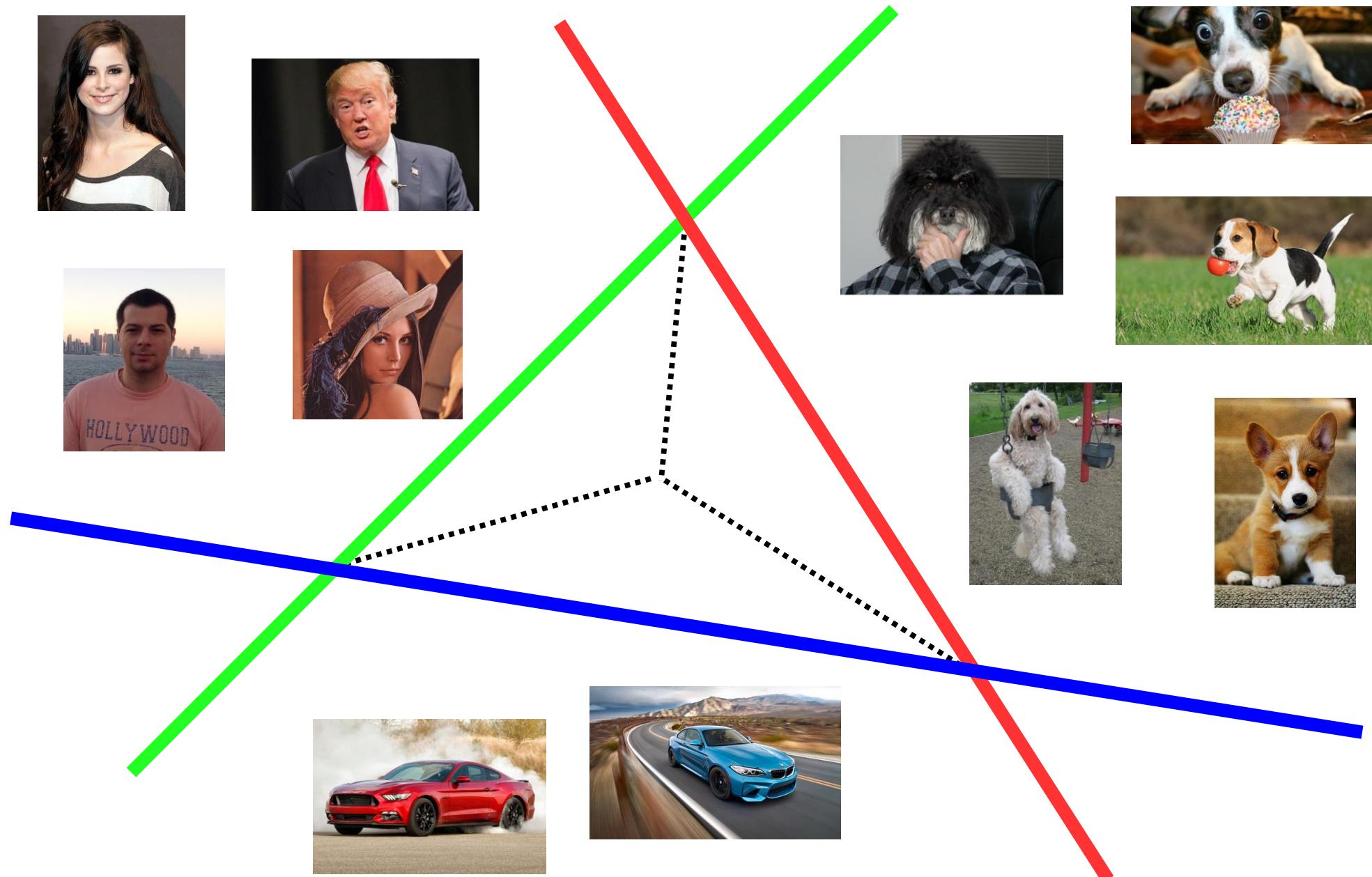
Cum rezolvăm problemele cu mai multe clase?

- Scheme de combinare a mai multor clasificatori binari:
 - 1) One-versus-one
 - 2) One-versus-all

One-versus-one



One-versus-all



Cum rezolvăm problemele cu mai multe clase?

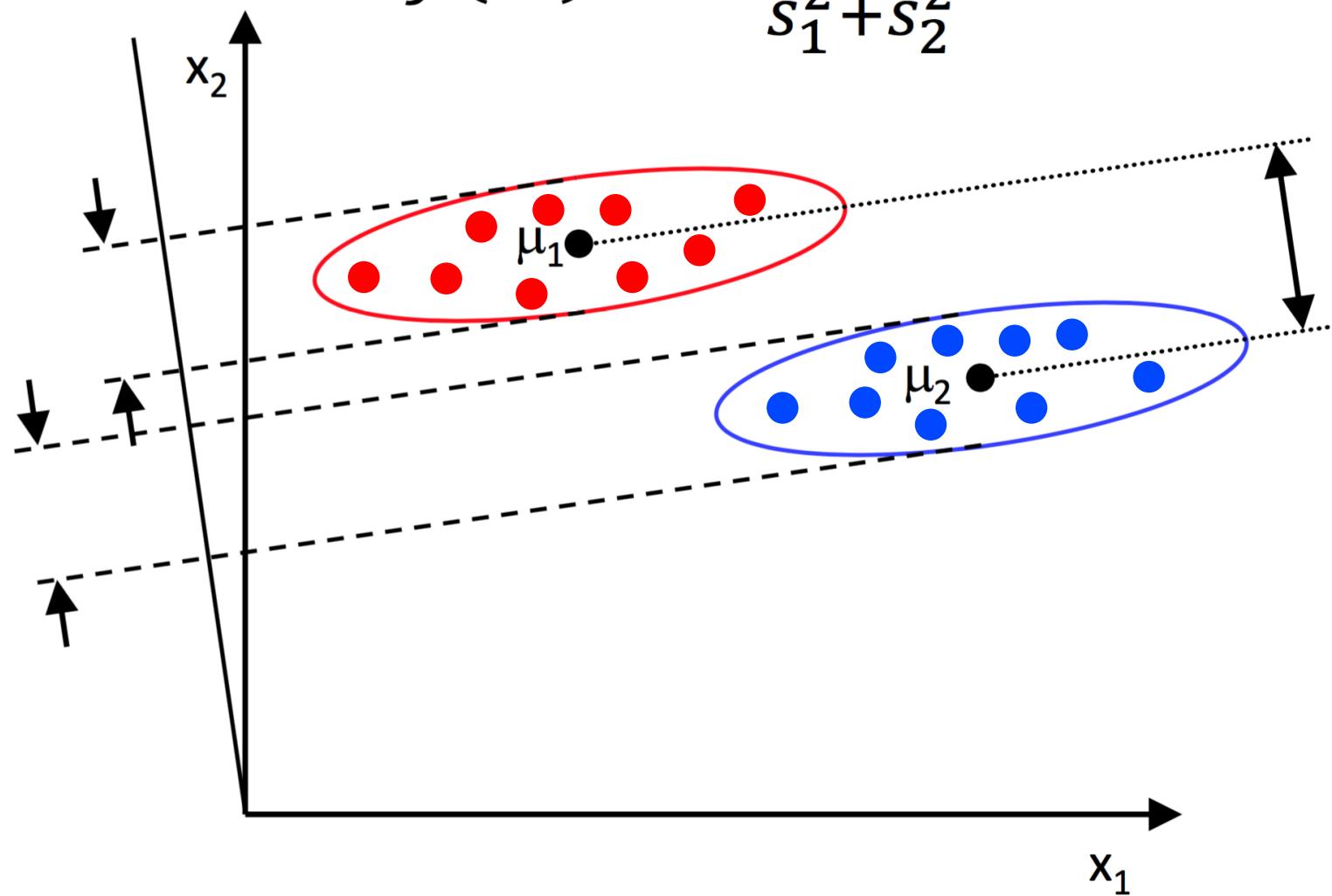
- Utilizarea unor metode de clasificare capabile să rezolve direct problema:
 - 1) Analiza liniar discriminantă (Fisher)
 - 2) Rețele neuronale (cursul următor)

Analiza liniar discriminantă

- Fiecare clasă este aproximată cu o distribuție Gaussiană
- Algoritmul presupune găsirea unui hiperplan pe care se proiectează punctele a.î.:
 - distanța dintre mediile claselor este maximizată
 - dispersia fiecărei clase este minimizată

Analiza liniar discriminantă

$$J(w) = \frac{|\mu_1 - \mu_2|^2}{s_1^2 + s_2^2}$$



Analiza liniar discriminantă (Python)

- Scikit-learn:

https://scikit-learn.org/stable/modules/lda_qda.html

```
from sklearn.discriminant_analysis  
      import LinearDiscriminantAnalysis  
  
clf = LinearDiscriminantAnalysis()  
  
clf.fit(X_train, T_train)  
  
Y_test = clf.predict(X_test)
```

Ce metodă de clasificare este cea mai bună?

- **Teorema “No free lunch”:**

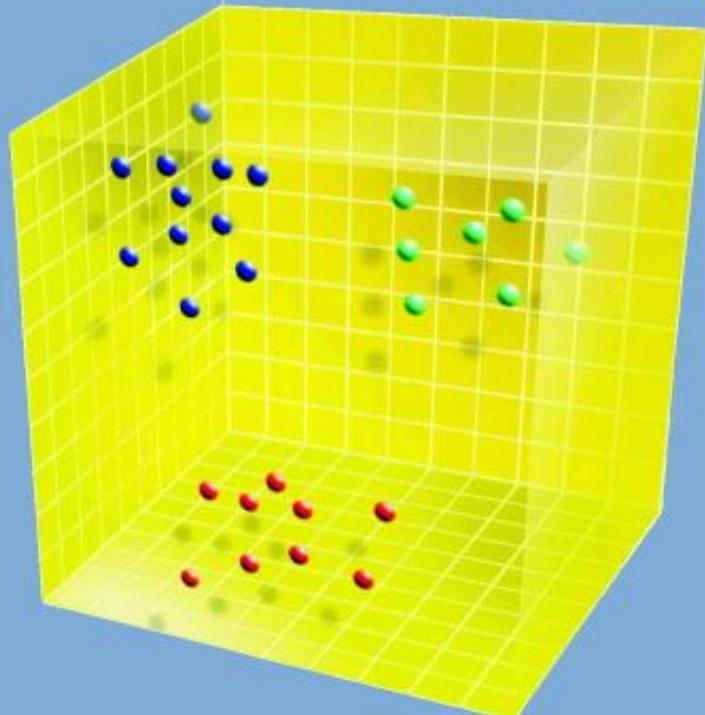
Orice doi algoritmi sunt echivalenți atunci când performanța lor este măsurată (în medie) pe toate problemele posibile

- Rezultă ca nu există nici o scurtătură în alegerea algoritmului potrivit pentru o anumită problemă
- Deobicei încercăm mai mulți algoritmi și vedem care obține rezultate mai bune

Bibliografie

John Shawe-Taylor
and Nello Cristianini

Kernel Methods for Pattern Analysis



CAMBRIDGE

Advances in Computer Vision and Pattern Recognition



Radu Tudor Ionescu
Marius Popescu

Knowledge Transfer between Computer Vision and Text Mining

Similarity-based Learning Approaches

 Springer

Optimizarea funcțiilor de pierdere. Algoritmul coborârii pe gradient.

Prof. Dr. Radu Ionescu
raducu.ionescu@gmail.com

Facultatea de Matematică și Informatică
Universitatea din București

Clasificator liniar pentru mai multe clase



trăsături parametri

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{W})$$

N numere ce indică scorurile pentru fiecare clasă

Vector de trăsături

0.2	-0.5	0.1	2.0
1.5	1.3	2.1	0.0
0	0.25	0.2	-0.3



input image

W

56
231
24
2

+

1.1
3.2
-1.2

b

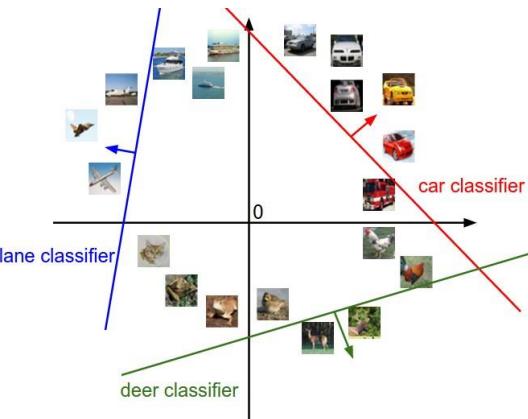
-96.8
437.9
61.95

$f(x_i; W, b)$

cat score

dog score

ship score



Pentru 3 exemple de antrenare, 3 clase, și ponderile W, obținem scorurile: $f(x, W) = Wx$



pisică	3.2	1.3	2.2
mașină	5.1	4.9	2.5
broască	-1.7	2.0	-3.1

Funcția de pierdere pentru SVM multi-clasă:

Fiind dat un exemplu (x_i, y_i) unde x_i este vectorul de trăsături și y_i este eticheta asociată (întreg), notând vectorul de scoruri cu:

$s = f(x_i, W)$
funcția de pierdere a clasificatorului SVM are forma:

$$L_i = \sum_{j \neq y_i} \max(0, s_j - s_{y_i} + 1)$$

Pentru 3 exemple de antrenare, 3 clase, și ponderile W, obținem scorurile: $f(x, W) = Wx$



pisică	3.2	1.3	2.2
mașină	5.1	4.9	2.5
broască	-1.7	2.0	-3.1
Pierderile:	2.9		

Funcția de pierdere pentru SVM multi-clasă:

Fiind dat un exemplu (x_i, y_i) unde x_i este vectorul de trăsături și y_i este eticheta asociată (întreg), notând vectorul de scoruri cu:

$$s = f(x_i, W)$$

funcția de pierdere a clasificatorului SVM are forma:

$$L_i = \sum_{j \neq y_i} \max(0, s_j - s_{y_i} + 1)$$

$$\begin{aligned}
 &= \max(0, 5.1 - 3.2 + 1) \\
 &\quad + \max(0, -1.7 - 3.2 + 1) \\
 &= \max(0, 2.9) + \max(0, -3.9) \\
 &= 2.9 + 0 \\
 &= 2.9
 \end{aligned}$$

Pentru 3 exemple de antrenare, 3 clase, și ponderile W , obținem scorurile: $f(x, W) = Wx$



pisică	3.2	1.3	2.2
mașină	5.1	4.9	2.5
broască	-1.7	2.0	-3.1
Pierderile:	2.9		
	0		

Funcția de pierdere pentru SVM multi-clasă:

Fiind dat un exemplu (x_i, y_i) unde x_i este vectorul de trăsături și y_i este eticheta asociată (întreg), notând vectorul de scoruri cu:

$$s = f(x_i, W)$$

funcția de pierdere a clasificatorului SVM are forma:

$$L_i = \sum_{j \neq y_i} \max(0, s_j - s_{y_i} + 1)$$

$$\begin{aligned}
 &= \max(0, 1.3 - 4.9 + 1) \\
 &\quad + \max(0, 2.0 - 4.9 + 1) \\
 &= \max(0, -2.6) + \max(0, -1.9) \\
 &= 0 + 0 \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

Pentru 3 exemple de antrenare, 3 clase, și ponderile W, obținem scorurile: $f(x, W) = Wx$



pisică	3.2	1.3	2.2
mașină	5.1	4.9	2.5
broască	-1.7	2.0	-3.1
Pierderile:	2.9	0	12.9

Funcția de pierdere pentru SVM multi-clasă:

Fiind dat un exemplu (x_i, y_i) unde x_i este vectorul de trăsături și y_i este eticheta asociată (întreg), notând vectorul de scoruri cu:

$$s = f(x_i, W)$$

funcția de pierdere a clasificatorului SVM are forma:

$$L_i = \sum_{j \neq y_i} \max(0, s_j - s_{y_i} + 1)$$

$$\begin{aligned}
 &= \max(0, 2.2 - (-3.1) + 1) \\
 &\quad + \max(0, 2.5 - (-3.1) + 1) \\
 &= \max(0, 6.3) + \max(0, 6.6) \\
 &= 6.3 + 6.6 \\
 &= 12.9
 \end{aligned}$$

Pentru 3 exemple de antrenare, 3 clase, și ponderile W, obținem scorurile: $f(x, W) = Wx$



pisică	3.2	1.3	2.2
mașină	5.1	4.9	2.5
broască	-1.7	2.0	-3.1
Pierderile:	2.9	0	12.9

Funcția de pierdere pentru SVM multi-clasă:

Fiind dat un exemplu (x_i, y_i) unde x_i este vectorul de trăsături și y_i este eticheta asociată (întreg), notând vectorul de scoruri cu:

$s = f(x_i, W)$
funcția de pierdere a clasificatorului SVM are forma:

$$L_i = \sum_{j \neq y_i} \max(0, s_j - s_{y_i} + 1)$$

$$\begin{aligned} L &= (2.9 + 0 + 12.9)/3 \\ &= 5.27 \end{aligned}$$

Clasificatorul Softmax (Regresia Logistică Multinomială)



pisică	3.2
mașină	5.1
broască	-1.7

scoruri = log-probabilitățile nenormalizate ale claselor

$$P(Y = k | X = x_i) = \frac{e^{s_k}}{\sum_j e^{s_j}}$$
 unde $s = f(x_i; W)$

Vrem să maximizăm the log-probabilitatea, sau (pentru o funcție de pierdere) să minimizăm log probabilitatea negativă a clasei corecte:

$$L_i = -\log P(Y = y_i | X = x_i)$$

În concluzie: $L_i = -\log\left(\frac{e^{s_{y_i}}}{\sum_j e^{s_j}}\right)$

Clasificatorul Softmax (Regresia Logistică Multinomială)



$$L_i = -\log\left(\frac{e^{s_{y_i}}}{\sum_j e^{s_j}}\right)$$

probabilități nenormalizate

pisică

mașină

broască

3.2
5.1
-1.7

exp

24.5
164.0
0.18

normalizare

0.13
0.87
0.00

probabilități

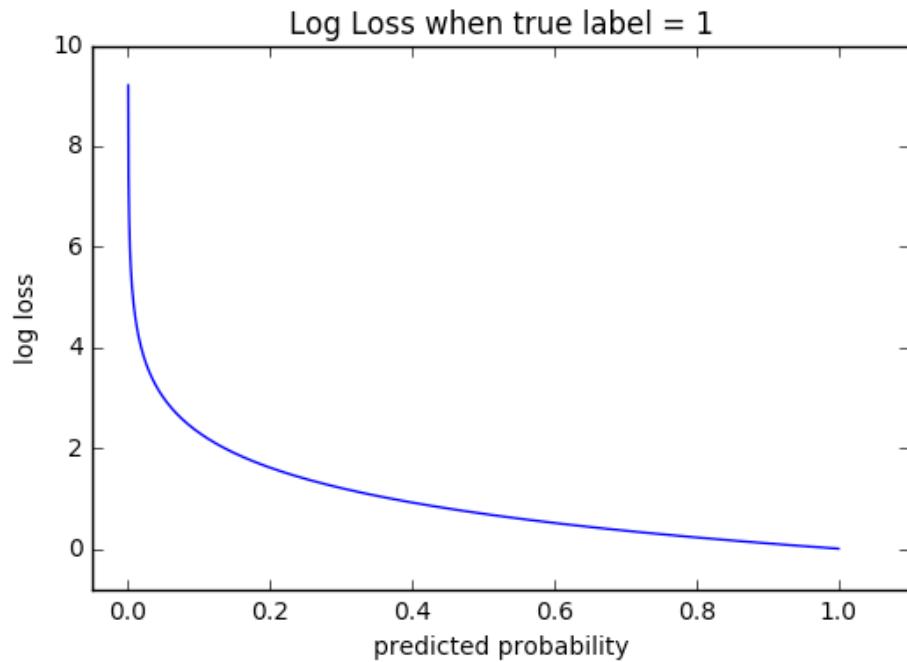
log-probabilități nenormalizate

Q: Care sunt valorile minime/maxime pe care le poate avea funcție de pierdere L_i ?

$$\begin{aligned} L_i &= -\log(0.13) \\ &= 2.04 \end{aligned}$$

Clasificatorul Softmax (Regresia Logistică Multinomială)

$$\mathcal{L}_i = -\log \left(\frac{e^{s_{y_i}}}{\sum_j e^{s_j}} \right)$$



hinge loss (SVM)

matrix multiply + bias offset

0.01	-0.05	0.1	0.05
0.7	0.2	0.05	0.16
0.0	-0.45	-0.2	0.03

W

-15	0.0
22	0.2
-44	-0.3
56	

x_i

y_i 2

-15	0.0
22	0.2
-44	-0.3
56	

b

-2.85
0.86
0.28

$$\begin{aligned} & \max(0, -2.85 - 0.28 + 1) + \\ & \max(0, 0.86 - 0.28 + 1) \\ & = \\ & \textcolor{red}{1.58} \end{aligned}$$

cross-entropy loss (Softmax)

-2.85	0.058	0.016
0.86	2.36	0.631
0.28	1.32	0.353

\exp

normalize
(to sum to one)

$$\begin{aligned} & -\log(0.353) \\ & = \\ & \textcolor{green}{0.452} \end{aligned}$$

Softmax vs. SVM

$$L_i = -\log\left(\frac{e^{s_{y_i}}}{\sum_j e^{s_j}}\right)$$

$$L_i = \sum_{j \neq y_i} \max(0, s_j - s_{y_i} + 1)$$

Presupunem scorurile:

[10, -2, 3]

[10, 9, 9]

[10, -100, -100]

și $y_i = 0$

Q: Dacă perturbăm vectorul de trăsături cu valori mici (schimbând scorurile rezultate), ce se întâmplă cu funcția de pierdere în cele două cazuri?

Optimizarea funcțiilor de pierdere

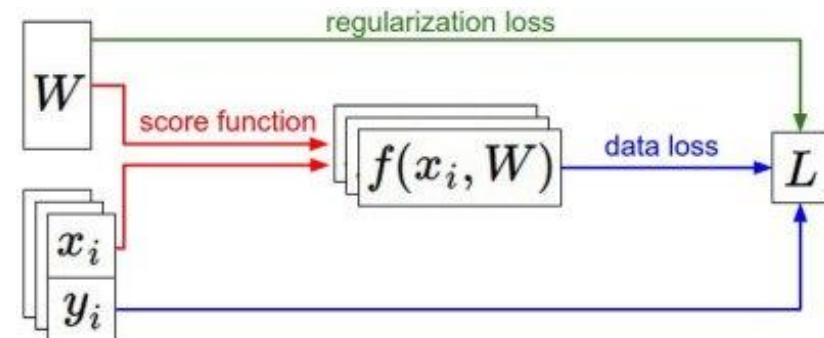
Până acum avem:

- O mulțime de perechi (x, y)
- O funcție de atribuire a scorului: $s = f(x; W) = Wx$
- O funcție de pierdere:

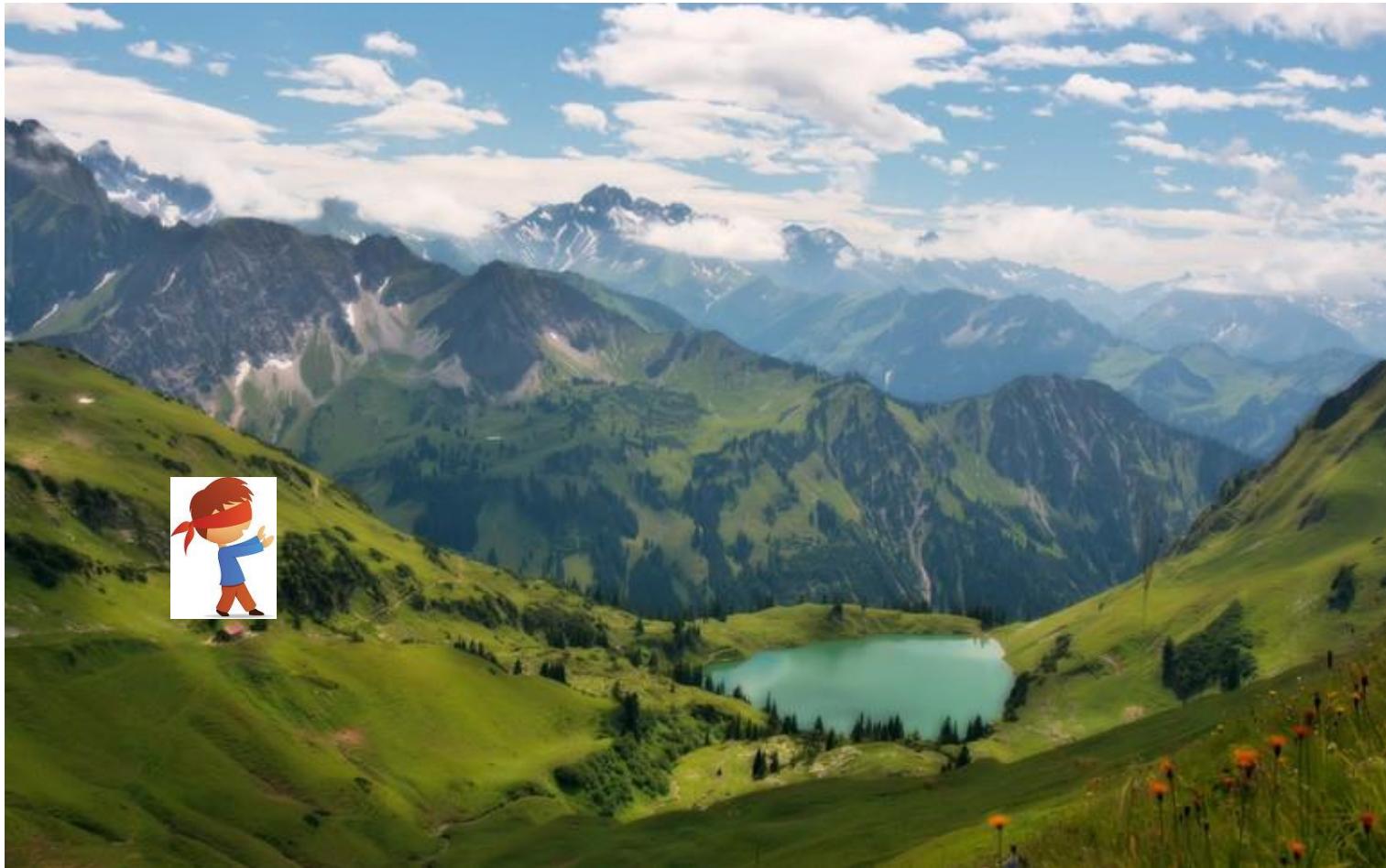
$$L_i = -\log\left(\frac{e^{sy_i}}{\sum_j e^{sj}}\right) \quad \text{Softmax}$$

$$L_i = \sum_{j \neq y_i} \max(0, s_j - s_{y_i} + 1) \quad \text{SVM}$$

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i + R(W) \quad \text{Cu regularizare}$$



Algoritm: Coborârea pe gradient



Algoritm: Coborârea pe gradient

Într-o singură dimensiune, derivata unei funcții este:

$$\frac{df(x)}{dx} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + h) - f(x)}{h}$$

În mai multe dimensiuni, **gradientul** este un vector cu derivate parțiale.

W actual:

[0.34,
-1.11,
0.78,
0.12,
0.55,
2.81,
-3.1,
-1.5,
0.33,...]

loss 1.25347

W + h (dim 1):

[0.34 + **0.0001**,
-1.11,
0.78,
0.12,
0.55,
2.81,
-3.1,
-1.5,
0.33,...]

loss 1.25322

gradientul dW:

[?,
?,
?,
?,
?,
?,
?,
?,
?,
?,...]

W actual:

[0.34,
-1.11,
0.78,
0.12,
0.55,
2.81,
-3.1,
-1.5,
0.33,...]

loss 1.25347

W + h (dim 1):

[0.34 + 0.0001,
-1.11,
0.78,
0.12,
0.55,
2.81,
-3.1,
-1.5,
0.33,...]

loss 1.25322

gradientul dW:

-2.5,

?,

?,

$$\frac{(1.25322 - 1.25347)}{0.0001} = -2.5$$

$$\frac{df(x)}{dx} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + h) - f(x)}{h}$$

?,

?,...]

W actual:

[0.34,
-1.11,
0.78,
0.12,
0.55,
2.81,
-3.1,
-1.5,
0.33,...]

loss 1.25347

W + h (dim 2):

[0.34,
-1.11 + **0.0001**,
0.78,
0.12,
0.55,
2.81,
-3.1,
-1.5,
0.33,...]

loss 1.25353

gradientul dW:

[-2.5,
?,
?,
?,
?,
?,
?,
?,
?,
?,...]

W actual:

[0.34,
-1.11,
0.78,
0.12,
0.55,
2.81,
-3.1,
-1.5,
0.33,...]

loss 1.25347

W + h (dim 2):

[0.34,
-1.11 + 0.0001,
0.78,
0.12,
0.55,
2.81,
-3.1,
-1.5,
0.33,...]

loss 1.25353

gradientul dW:

**[-2.5,
0.6, ?, ?]**

$$\frac{(1.25353 - 1.25347)}{0.0001} = 0.6$$

$$\frac{df(x)}{dx} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + h) - f(x)}{h}$$

?,...]

Evaluarea gradientului

1) Metoda numerică

Alegem un h pozitiv aproape de 0 și folosim formula:

$$\frac{df(x)}{dx} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + h) - f(x)}{h}$$

- Obținem o valoare aproximativă
- Foarte încet de calculat

2) Metoda analitică

Folosim analiza numerică pentru a determina formula gradientului în funcție X și W

Evaluarea gradientului (Python)

```
def f(x):
    y = 0.5 * (x**4) - 2 * (x**2) + x + 5
    return y
# 1) Metoda numerică
h = 0.001
gradient = (f(x + h) - f(x)) / h
# 2) Metoda analitică
def f_prime(x):
    y_prime = 2 * (x**3) - 4 * x + 1
    return y_prime
gradient = f_prime(x)
```

W actual:

[0.34,
-1.11,
0.78,
0.12,
0.55,
2.81,
-3.1,
-1.5,
0.33,...]

loss 1.25347

gradientul dW:

[-2.5,
0.6,
0,
0.2,
0.7,
-0.5,
1.1,
1.3,
-2.1,...]

dW = ...
(o funcție de x și W)



În concluzie:

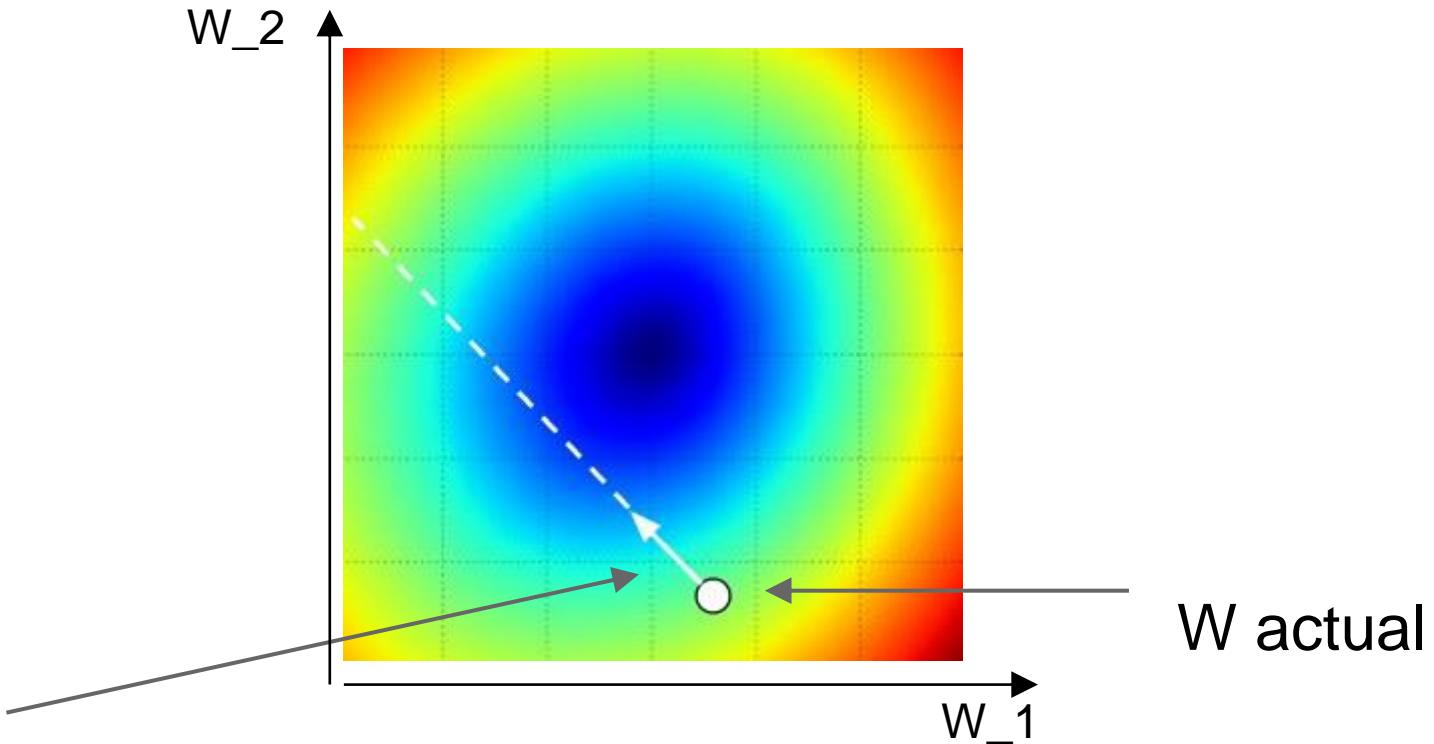
- Gradientul numeric: aproximativ, încet, ușor de scris
- Gradientul analitic: exact, rapid, înclinat spre greșeli

=>

În practică: Folosim întotdeauna gradientul analitic, dar verificăm implementarea cu gradientul numeric. Acest proces se numește **verificarea gradientului (gradient checking)**

Algorimtul coborârii pe gradient (Python)

```
def GD(w0, X, goal, learningRate):  
    perfGoalNotMet = true  
    w = w0  
  
    while perfGoalNotMet:  
        gradient = eval_gradient(X, w)  
        w_old = w  
        w = w - learningRate * gradient  
        perfGoalNotMet = sum(abs(w - w_old)) > goal
```



directia negativă a gradientului

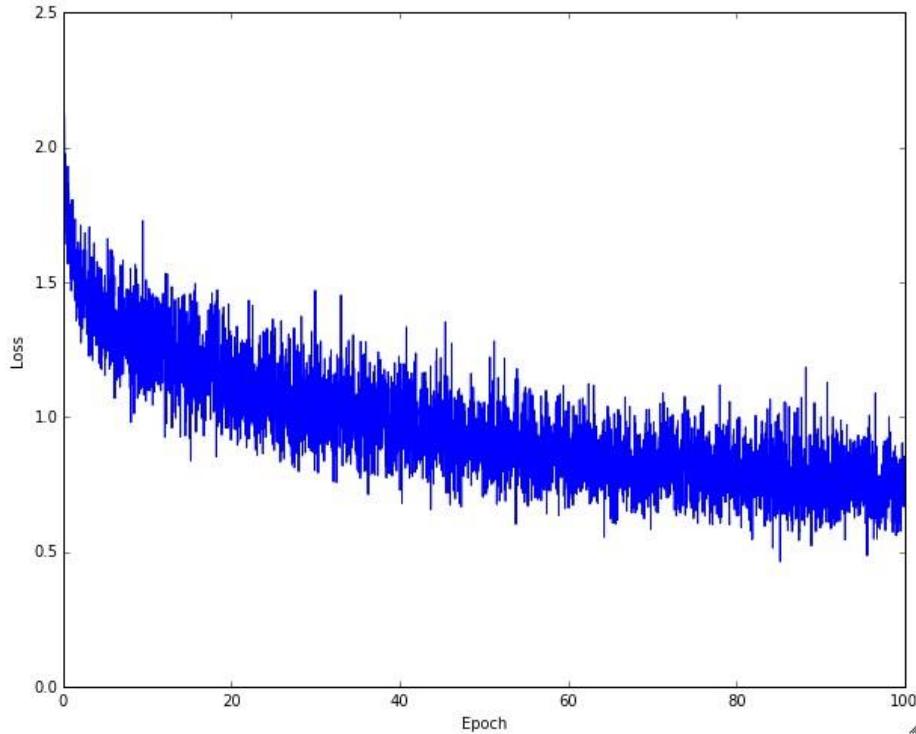
Coborârea pe gradient cu mini-batch

Utilizăm doar o mică parte a mulțimii de antrenare pentru a calcula gradientul:

```
. . .
while perfGoalNotMet:

    X_batch = select_random_subsample(X)
    gradient = eval_gradient(@loss, X_batch, W)
    . . .
```

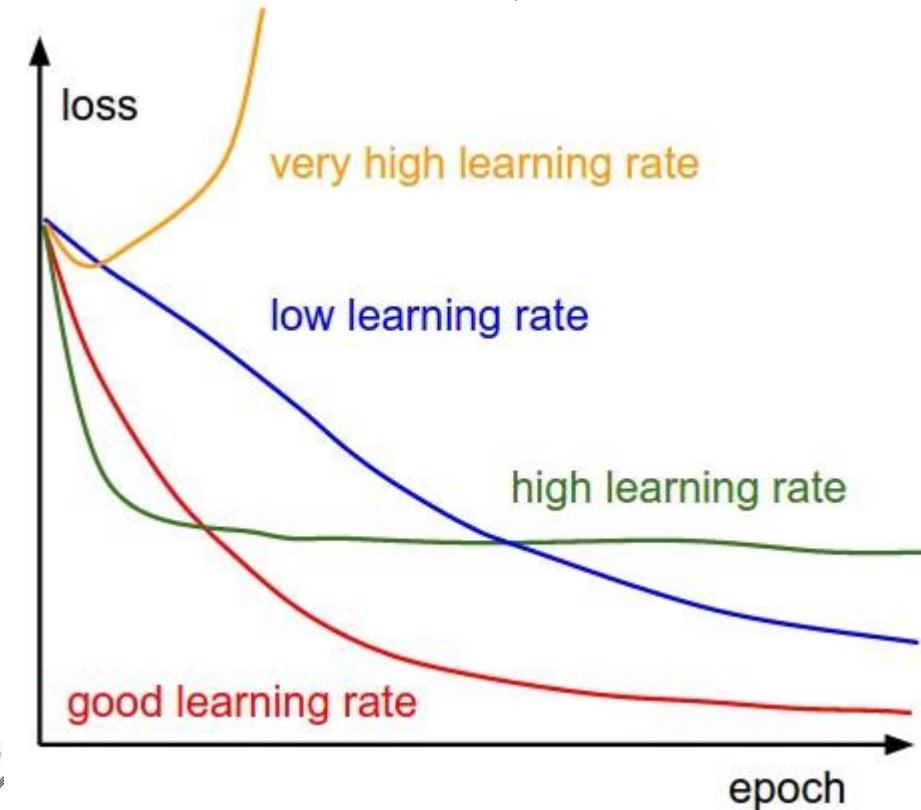
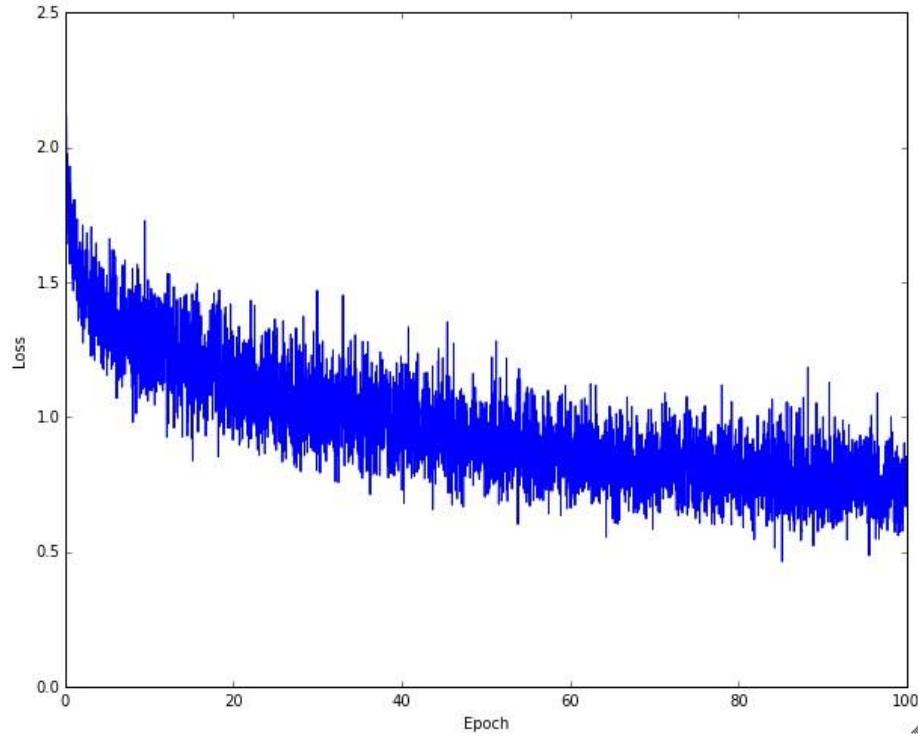
Mărimea mini-batch-ului este de obicei formată din 64/128/256 exemple
e.g. AlexNet (Krizhevsky ILSVRC ConvNet) folosește 256 exemple



Exemplu de progres al optimizării în timpul antrenării unei rețele neuronale.

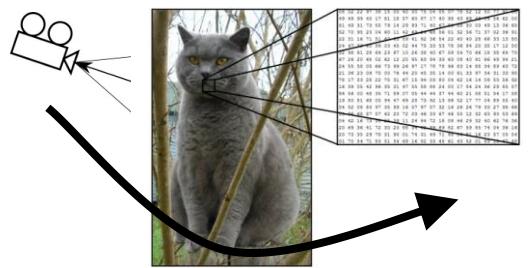
(Funcția de pierdere calculată pe mini-batch-uri scade în timp)

Efectele ratei de învățare



Varietatea intra-clasă

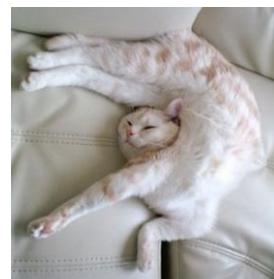
Poziția camerei



Illuminare



Deformare



Ocluzie



Background confuz



Variatie intra-clasă

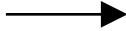


Similaritatea inter-clasă



De la extragere “manuală” către învățare

vector ce descrie statistici despre imagine, e.g. bag-of-visual-words



Extragere de
trăsături

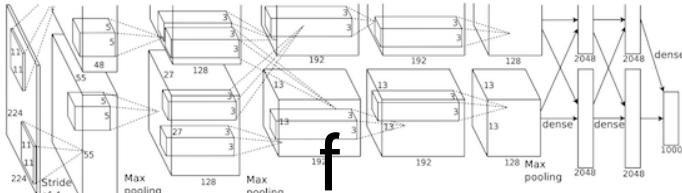


f

învățare

N numere ce indică scorurile pentru fiecare clasă

[32x32x3]



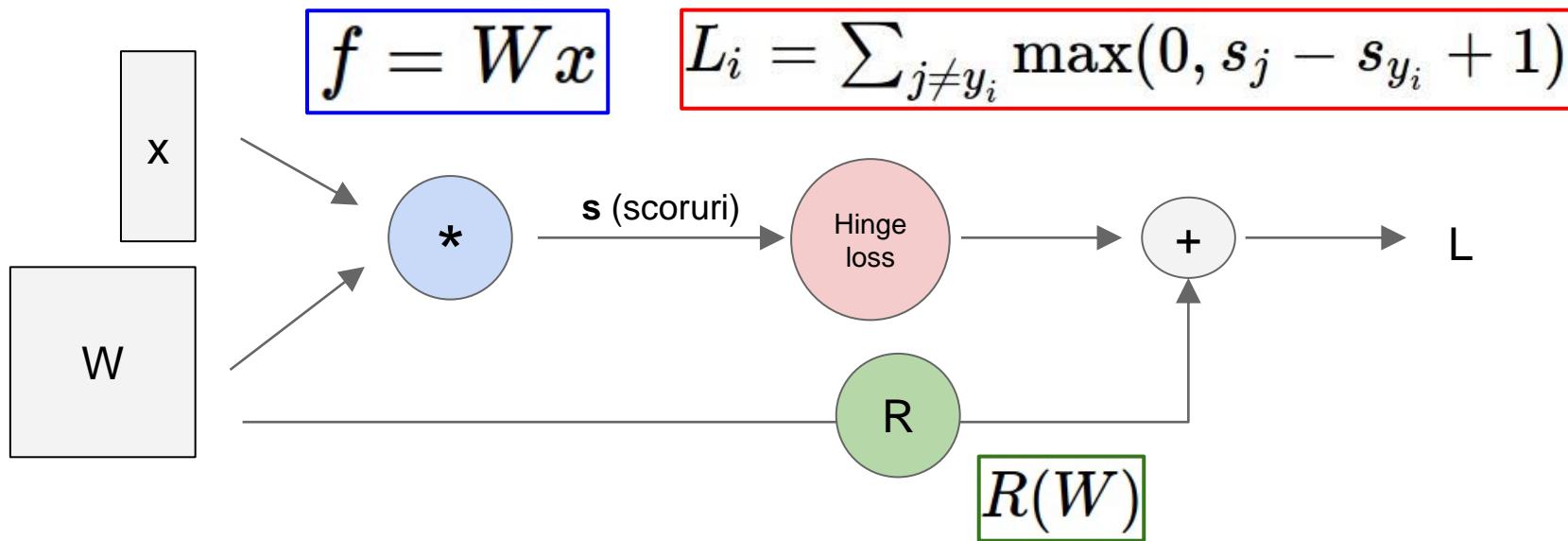
învățare “end-to-end”

[32x32x3]

N numere ce indică scorurile pentru fiecare clasă



Privim algoritmul ca un graf computațional

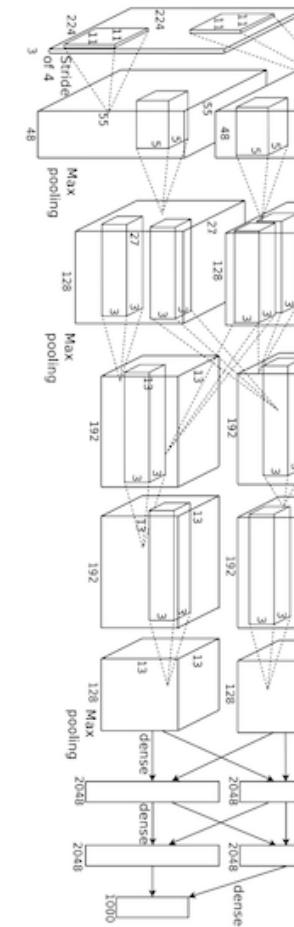


Rețea convecțională (AlexNet)

imagine de input

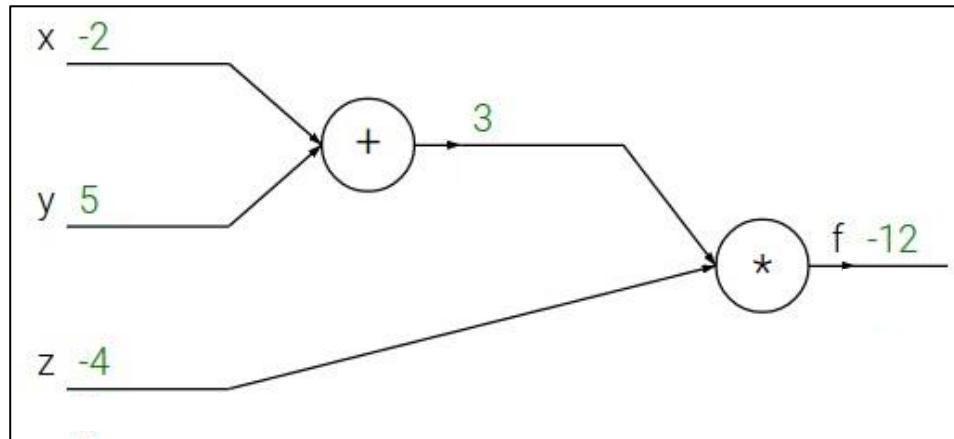
ponderi

funcție de pierdere



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

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$



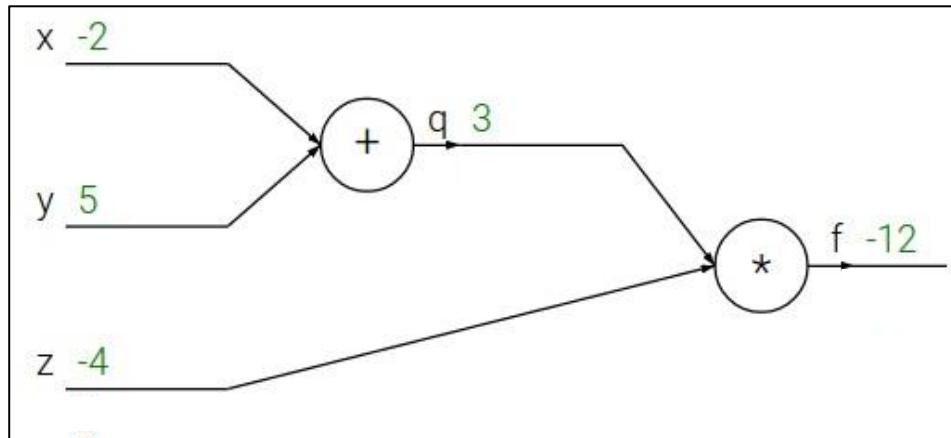
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



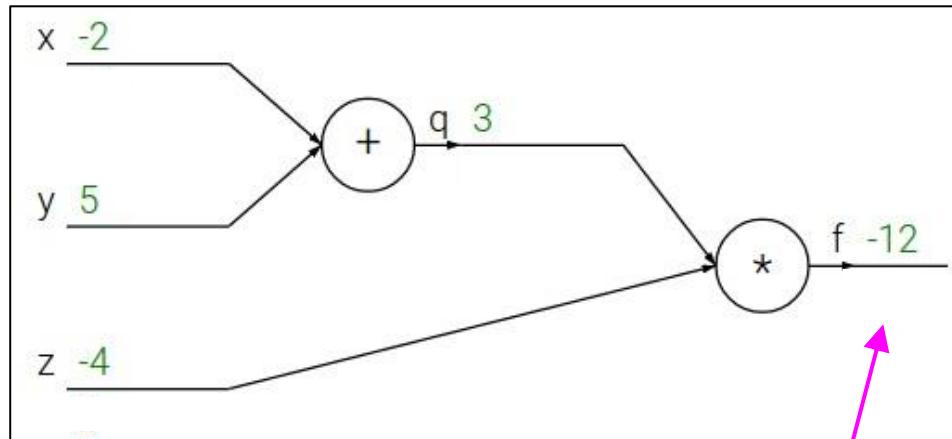
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



$$\frac{\partial f}{\partial f}$$

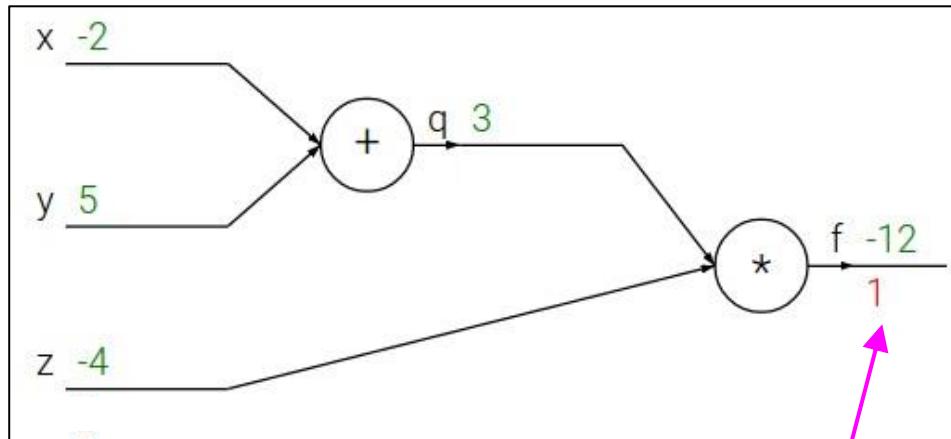
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



$$\frac{\partial f}{\partial f}$$

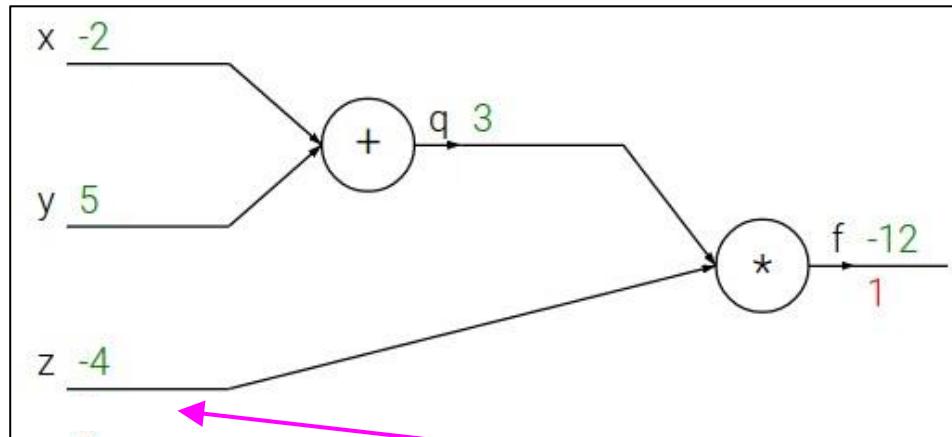
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



$$\frac{\partial f}{\partial z}$$

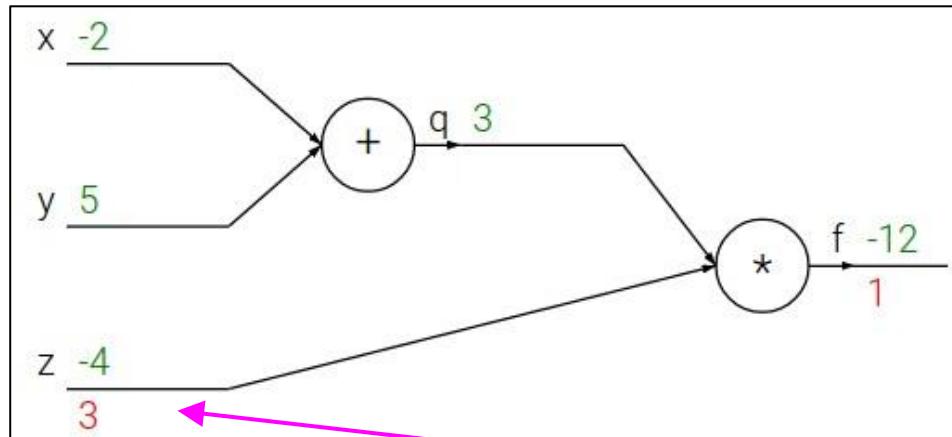
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



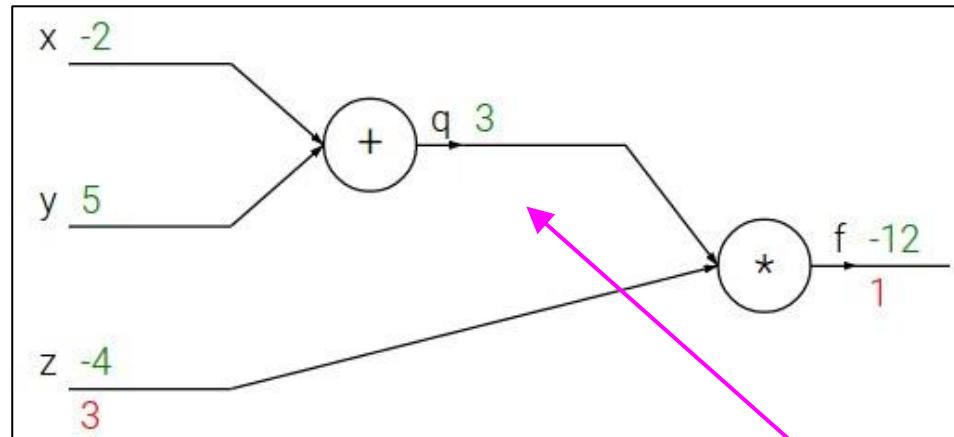
$$\frac{\partial f}{\partial z}$$

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

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$



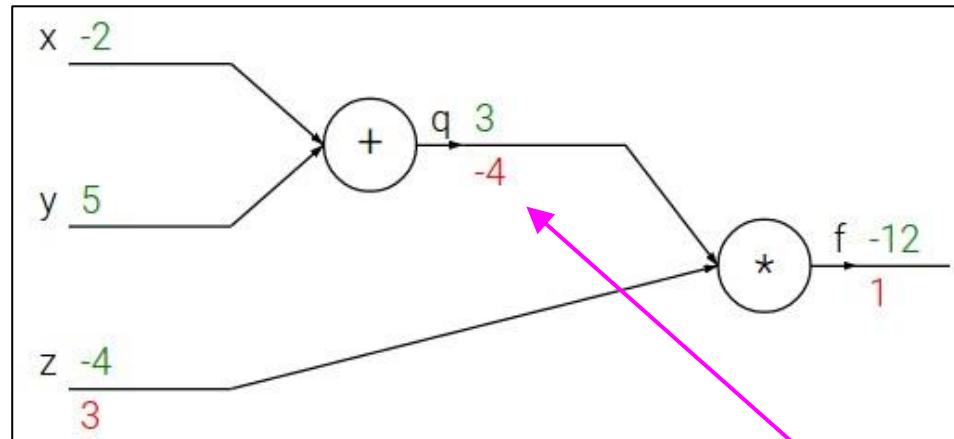
vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$

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

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$



vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$

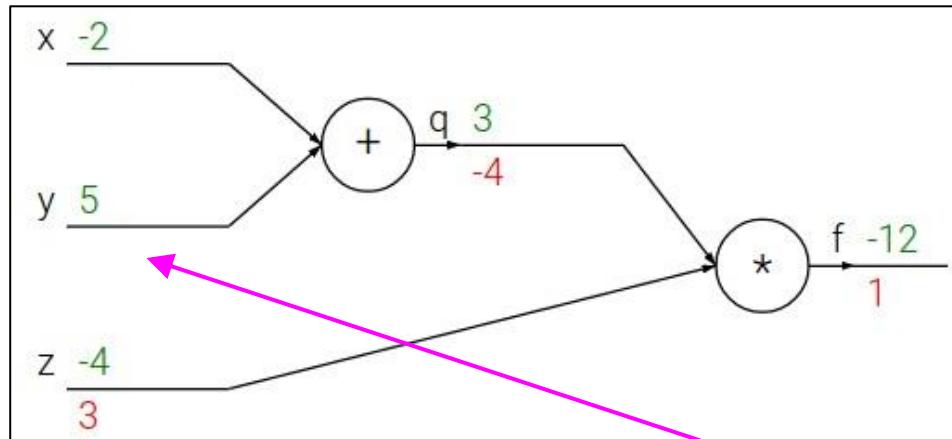
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



$$\frac{\partial f}{\partial y}$$

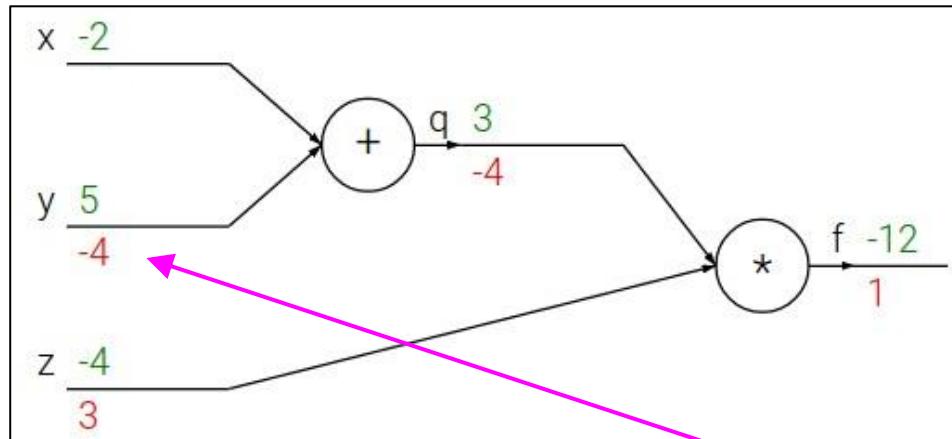
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Regula de înlățuire:

$$\frac{\partial f}{\partial y} = \frac{\partial f}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial y}$$

$$\boxed{\frac{\partial f}{\partial y}}$$

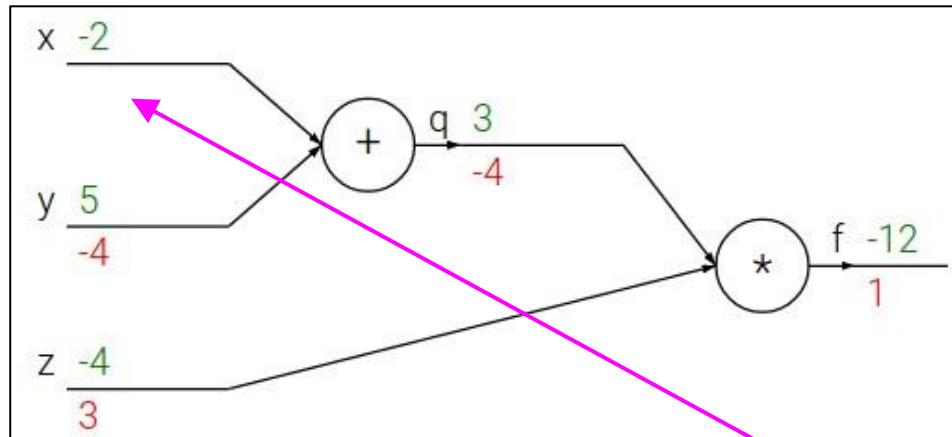
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



$$\frac{\partial f}{\partial x}$$

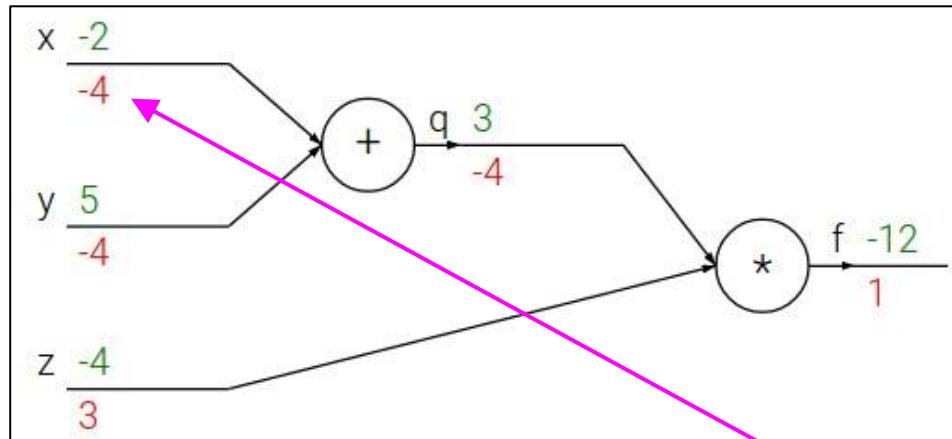
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$

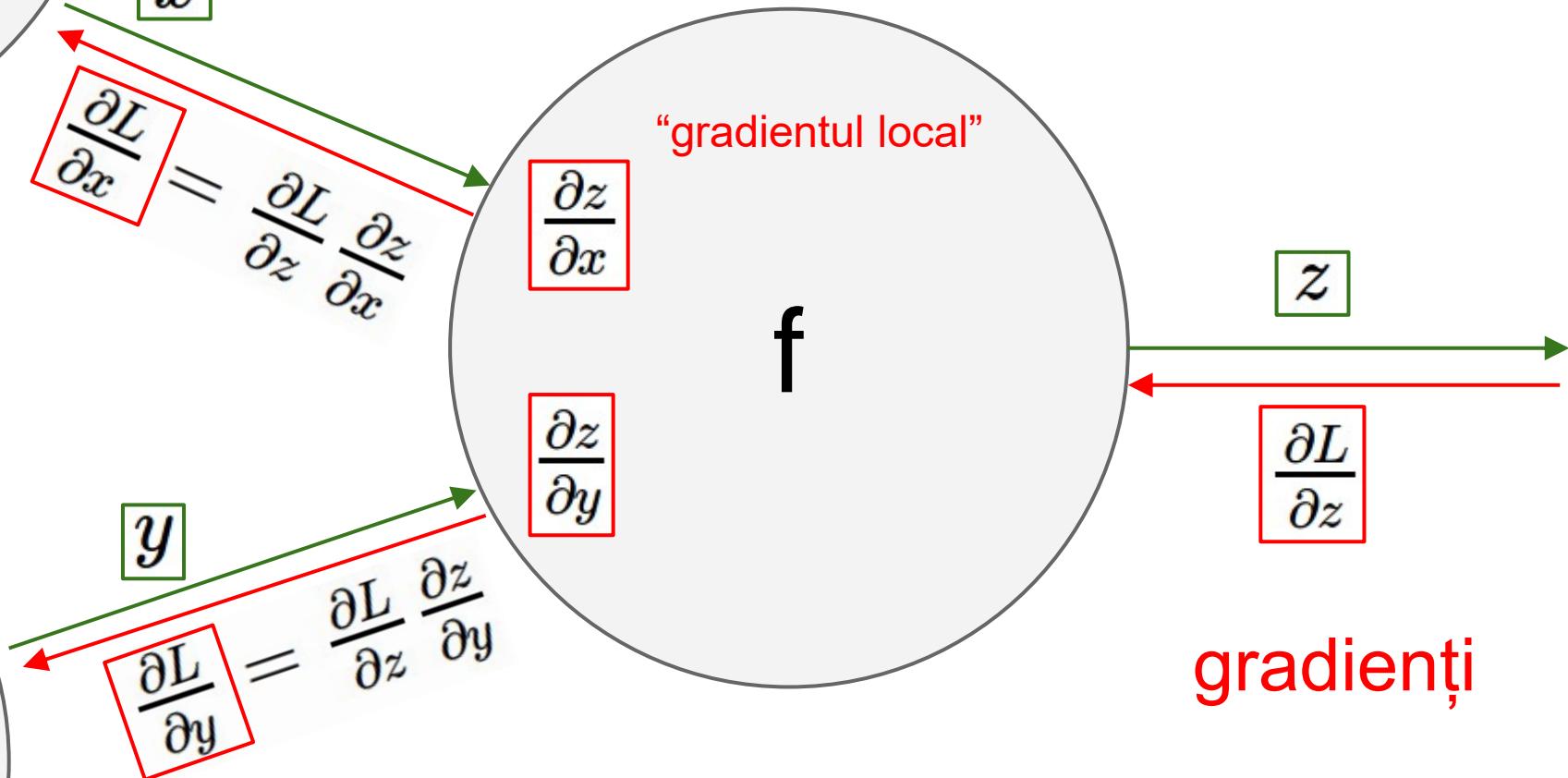


Regula de înlățuire:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial x}$$

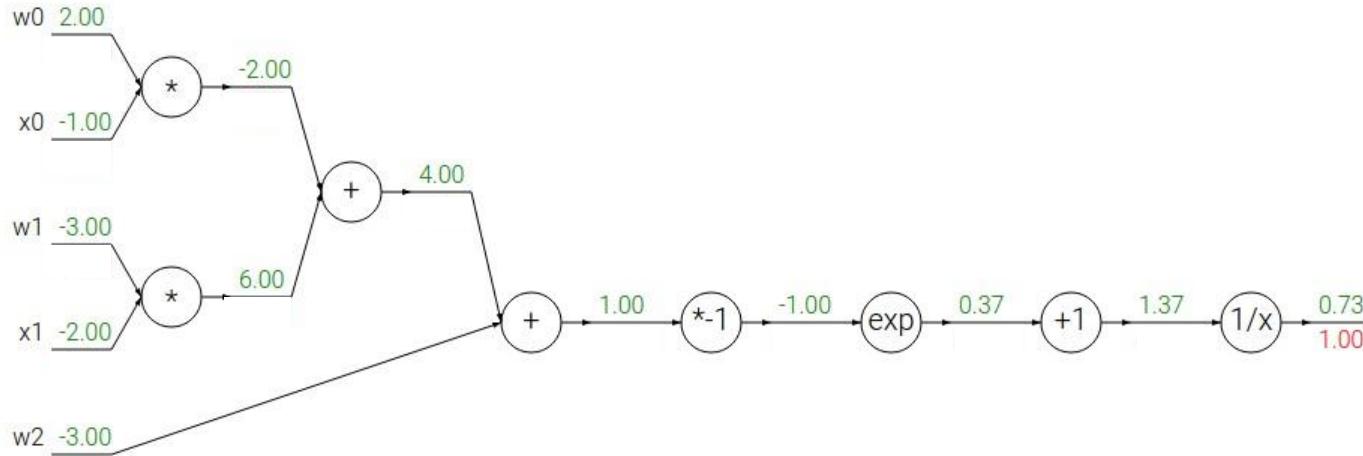
$$\frac{\partial f}{\partial x}$$

Propagarea gradientului prin regula de înlăntuire activări



Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

→

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

→

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

→

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

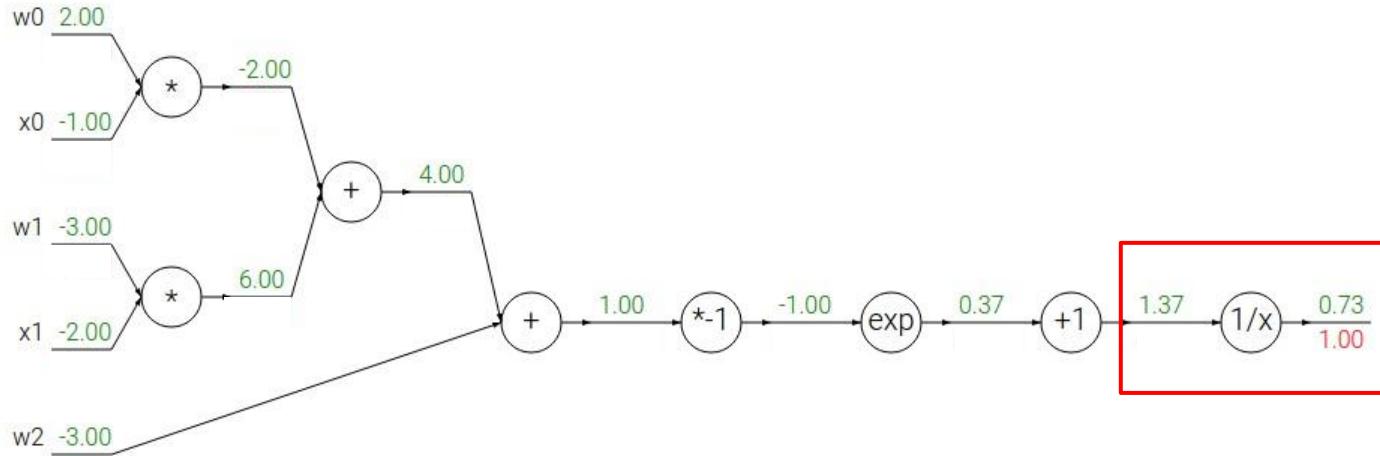
$$f_c(x) = c + x$$

→

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

→

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

→

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

→

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

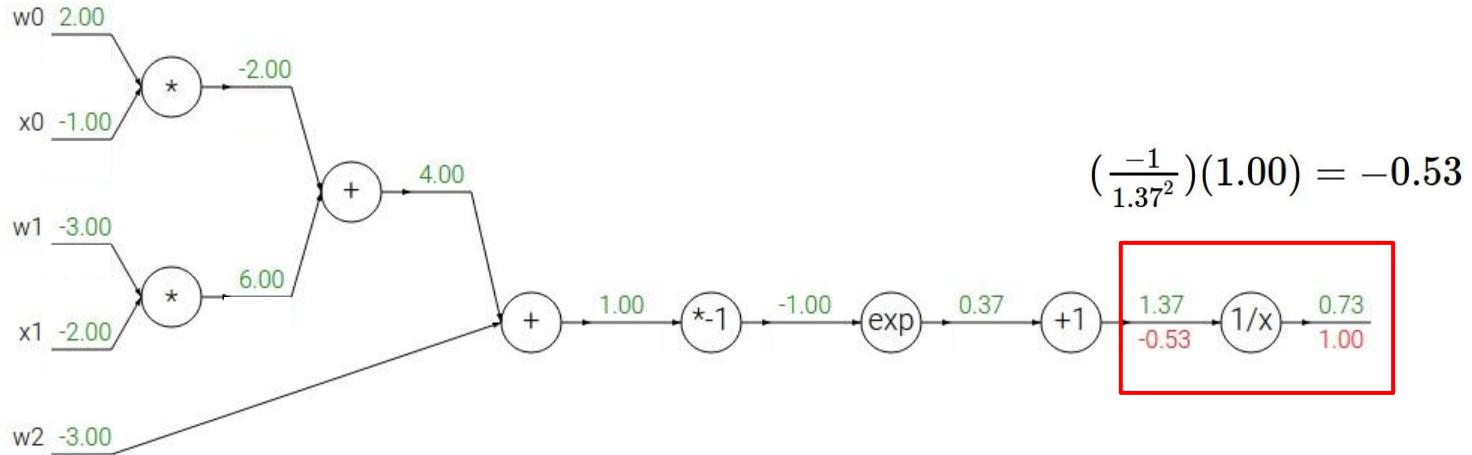
$$f_c(x) = c + x$$

→

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

→

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

→

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

→

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

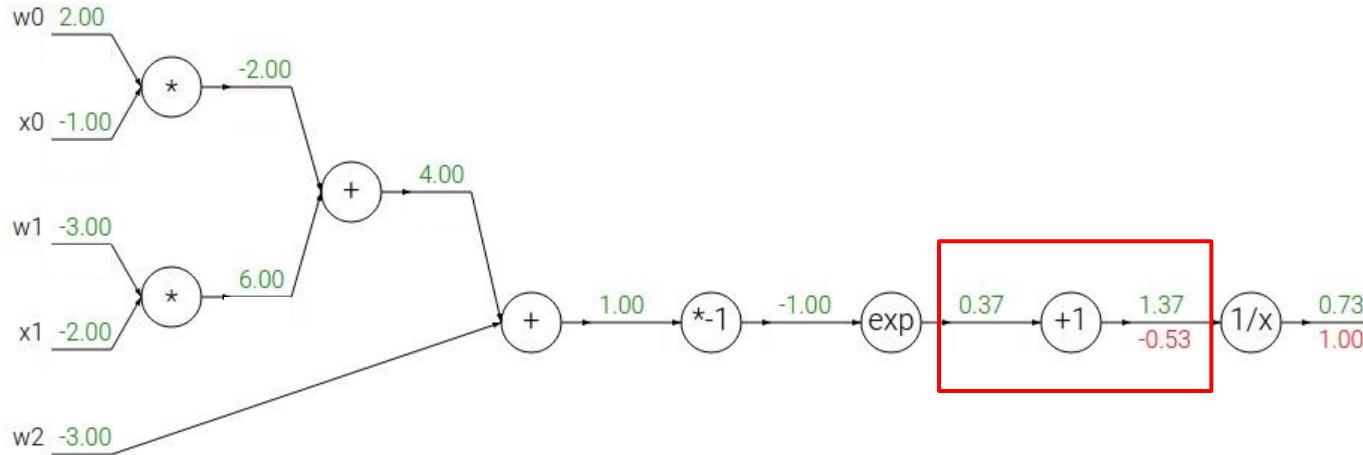
$$f_c(x) = c + x$$

→

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

→

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

→

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

→

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

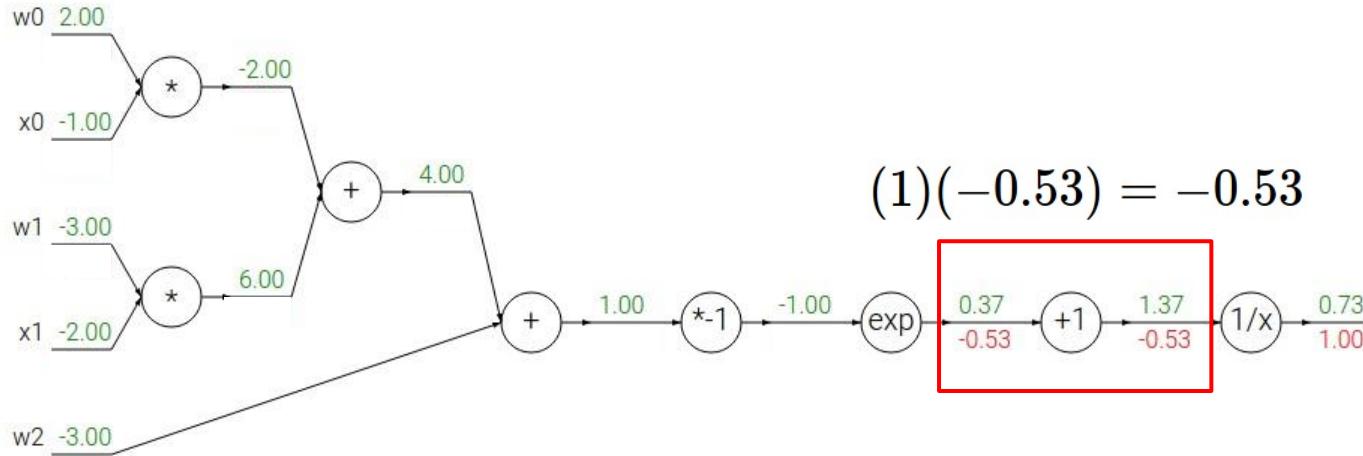
$$f_c(x) = c + x$$

→

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

→

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

→

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

→

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

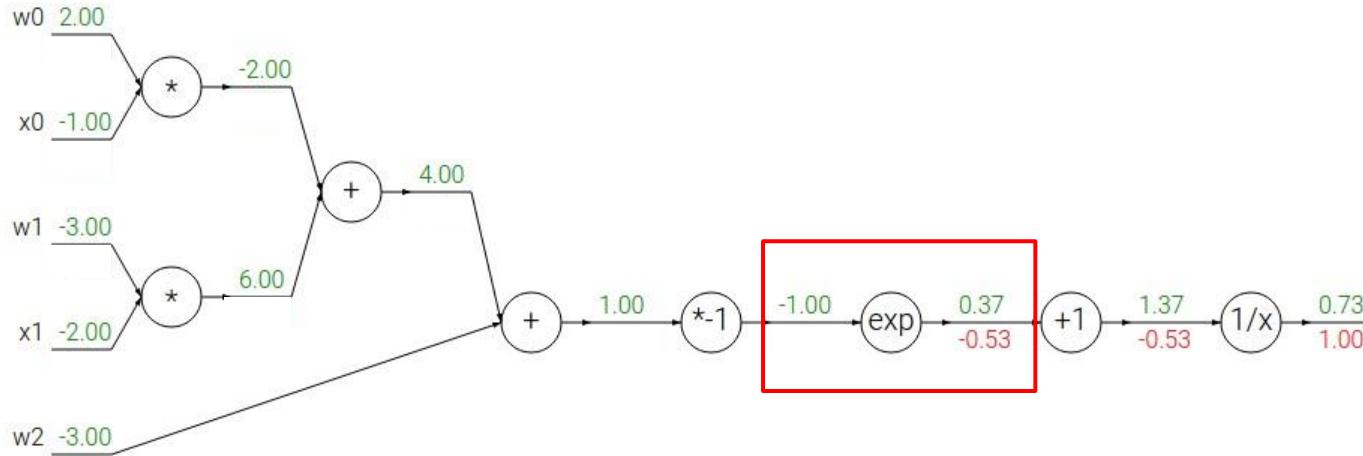
$$f_c(x) = c + x$$

→

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

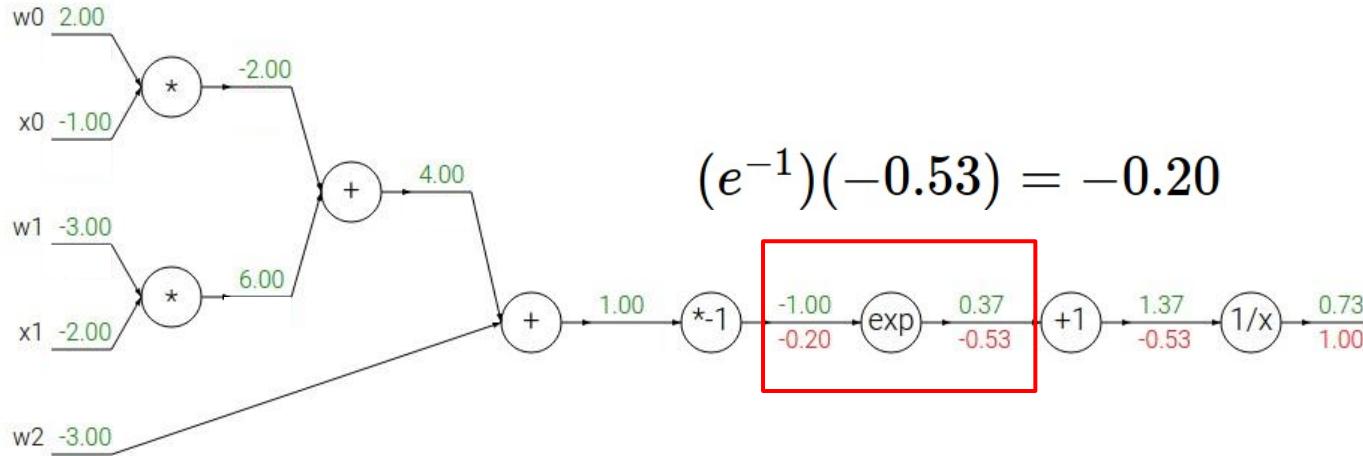
$$f_c(x) = c + x$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

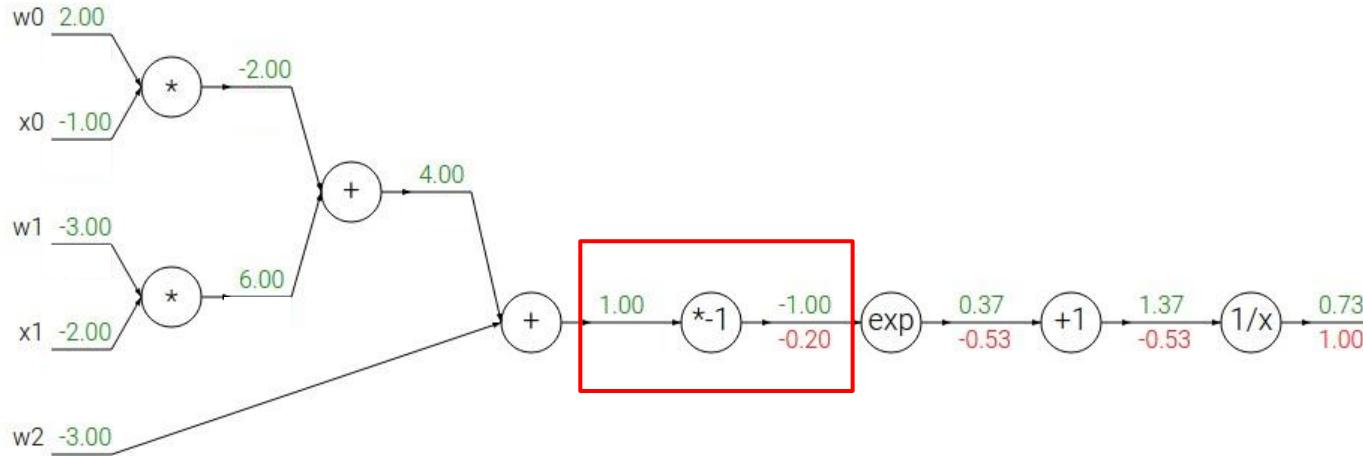
$$f_c(x) = c + x$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

→

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

→

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

→

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

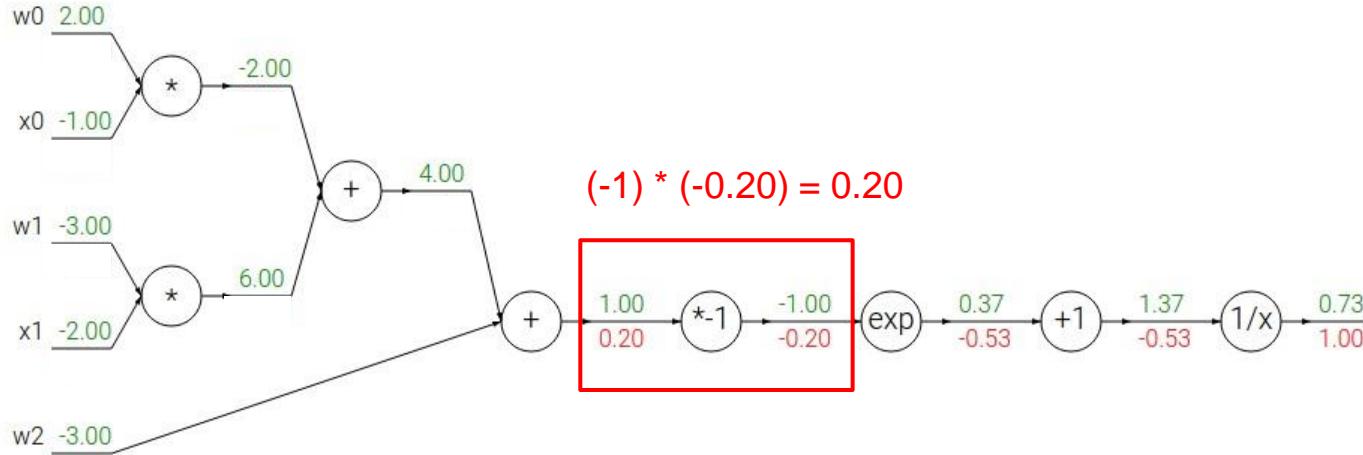
$$f_c(x) = c + x$$

→

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

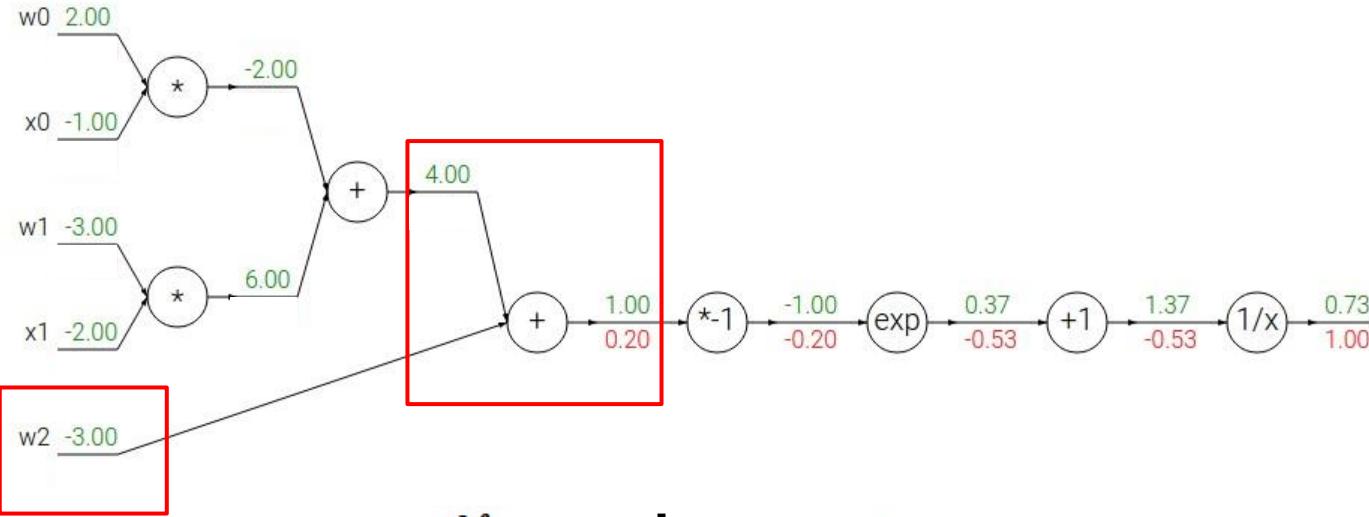
$$f_c(x) = c + x$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

$$f_c(x) = c + x$$

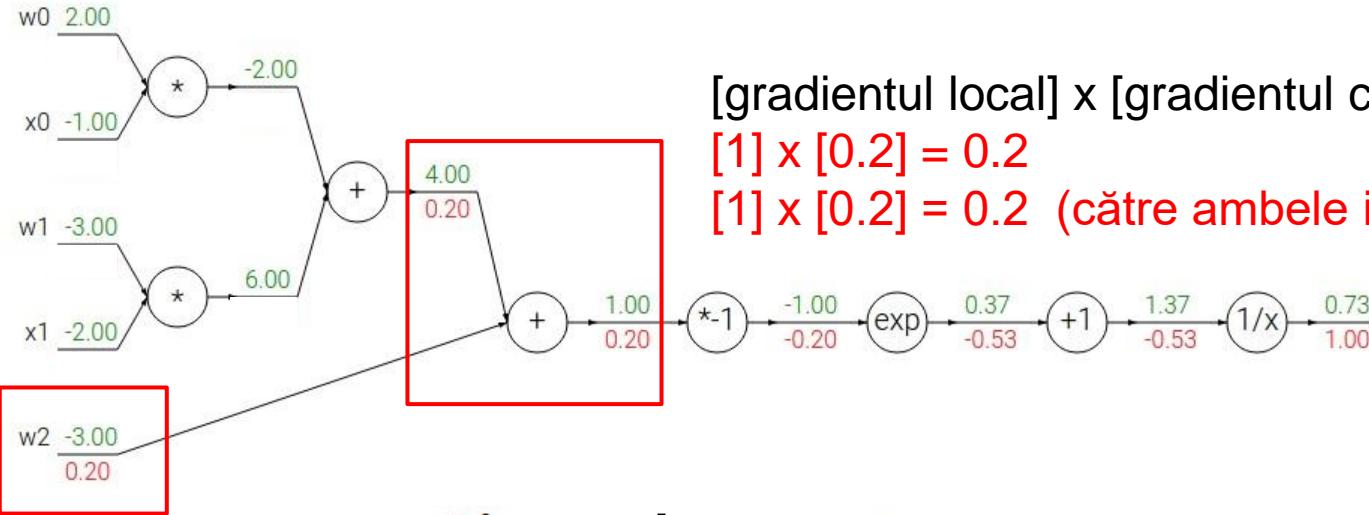
\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

→

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

→

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

$$f_c(x) = c + x$$

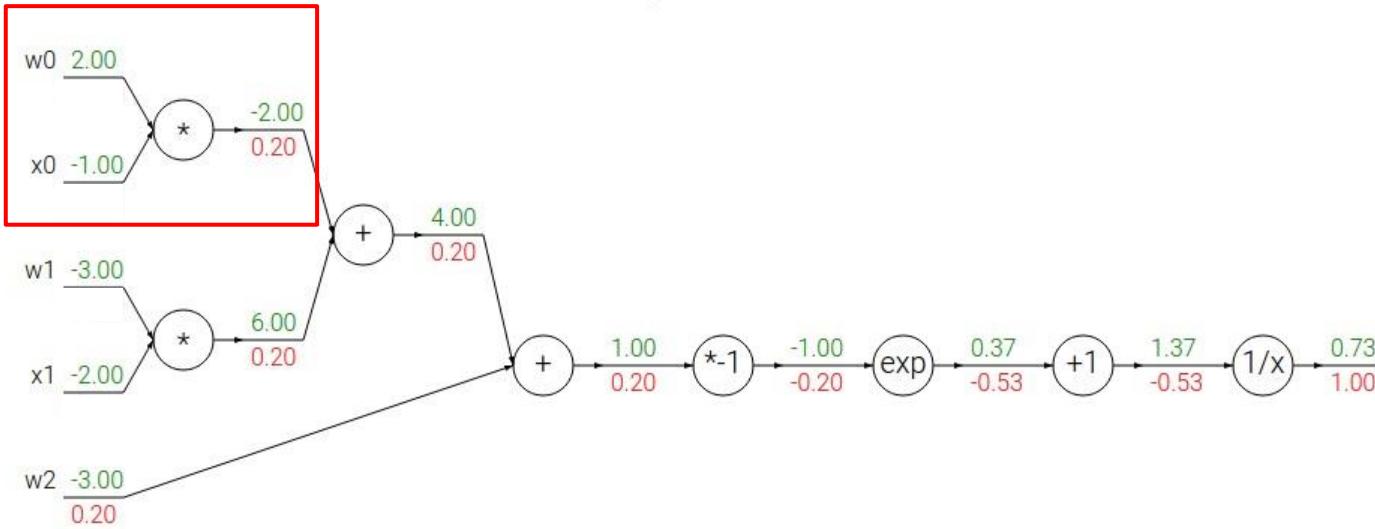
→

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

→

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

→

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

$$f_c(x) = c + x$$

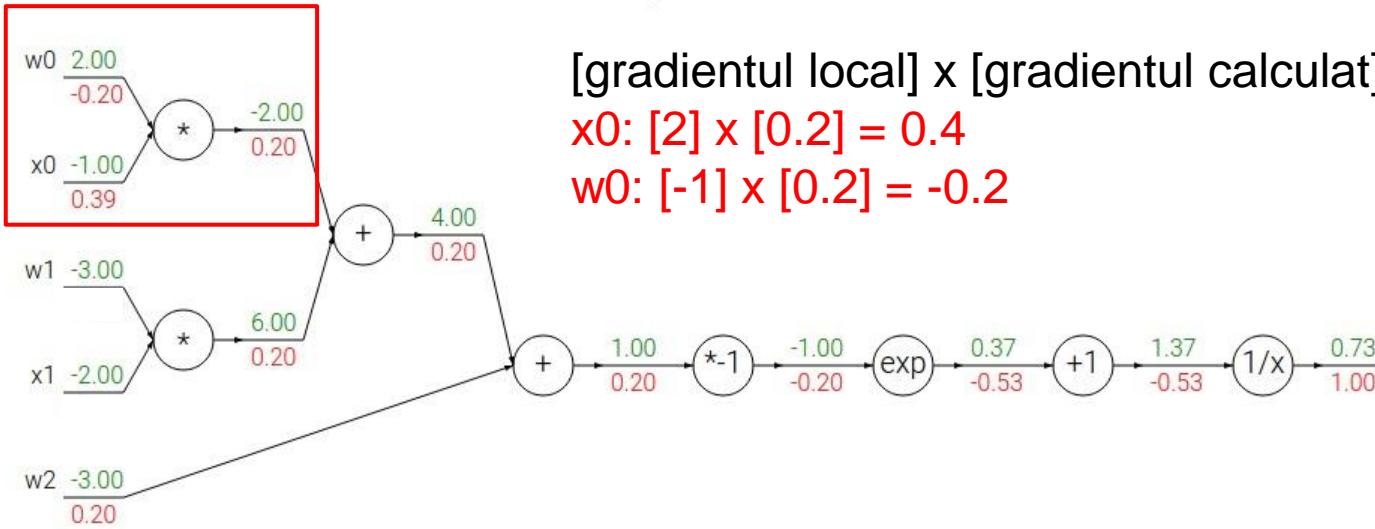
→

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

$$\frac{df}{dx} = 1$$

Un alt exemplu:

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$



$$f(x) = e^x$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = e^x$$

$$f_a(x) = ax$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = a$$

$$f(x) = \frac{1}{x}$$

$$f_c(x) = c + x$$

\rightarrow

$$\frac{df}{dx} = -1/x^2$$

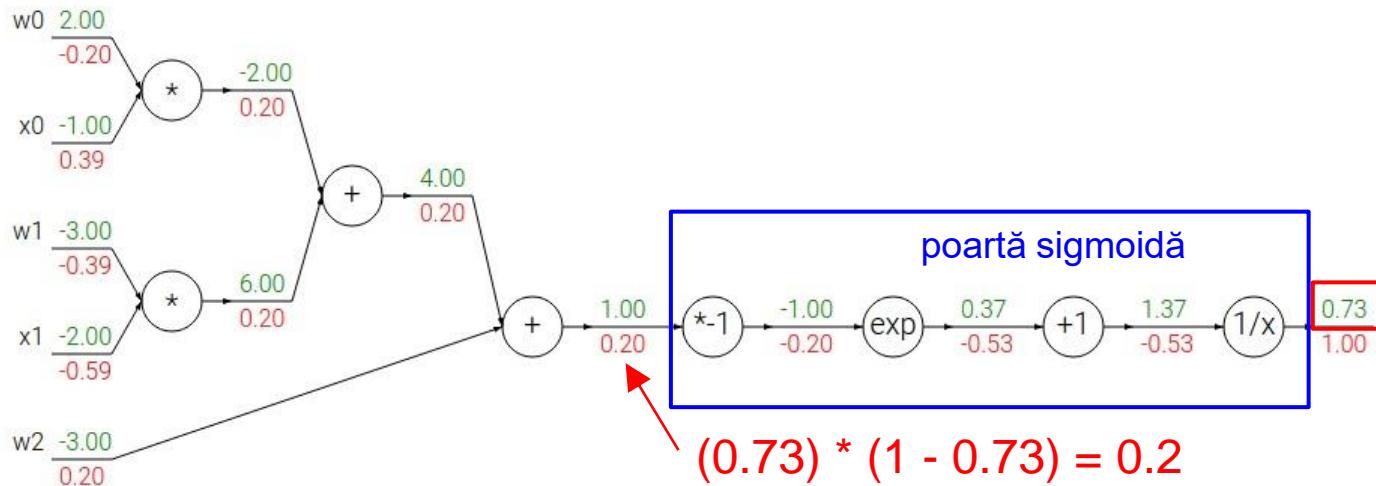
$$\frac{df}{dx} = 1$$

$$f(w, x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0x_0 + w_1x_1 + w_2)}}$$

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

funcția sigmoidă

$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} = \left(\frac{1 + e^{-x} - 1}{1 + e^{-x}} \right) \left(\frac{1}{1 + e^{-x}} \right) = (1 - \sigma(x))\sigma(x)$$

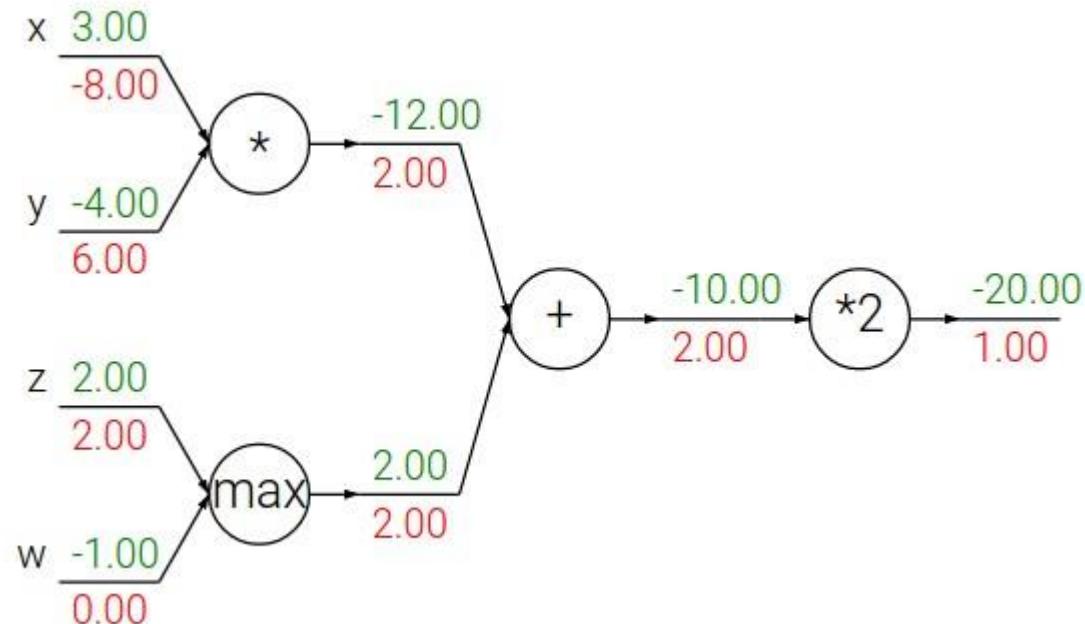


Tipare ce apar în propagarea înapoi a gradientului

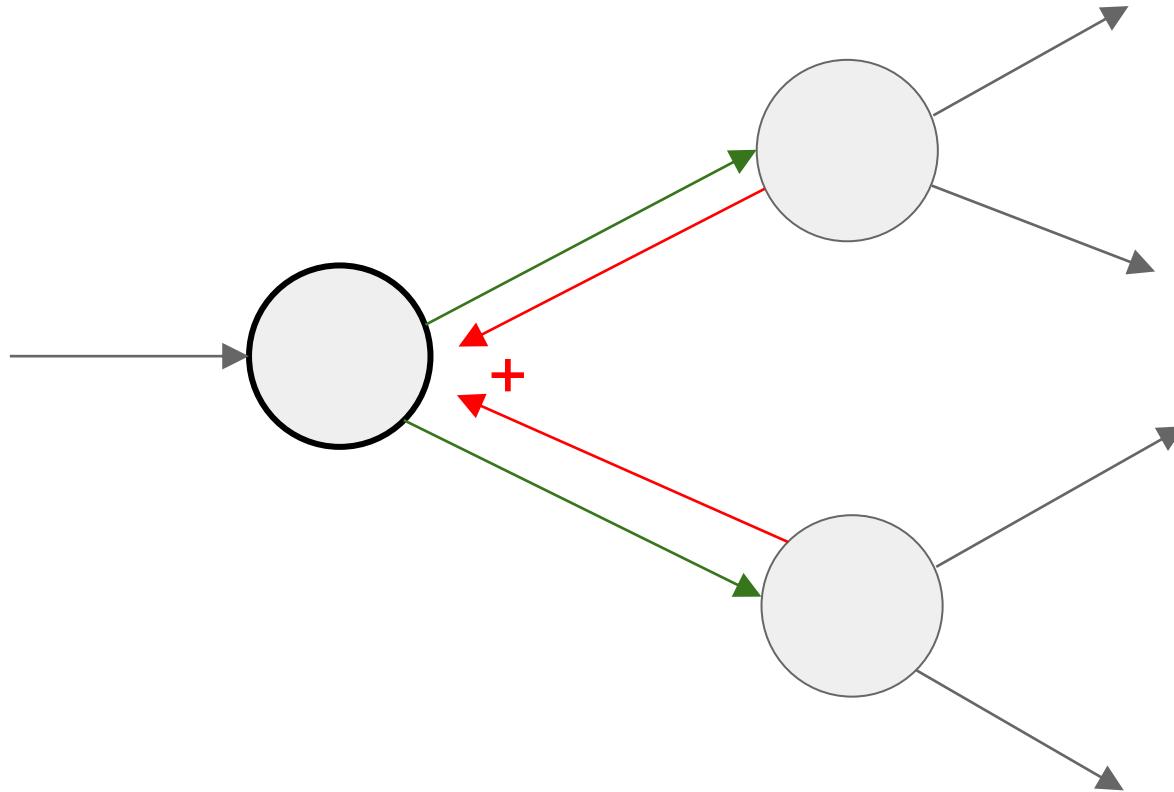
Poartă add: distribuie gradientul

Poartă max: rutează gradientul

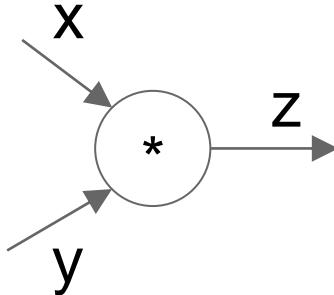
Poartă ori: comută gradientul



Atunci când se ramifică, gradienții se adună



Propagare înainte/înapoi pentru poarta ori (Python)



(x , y , z sunt scalari)

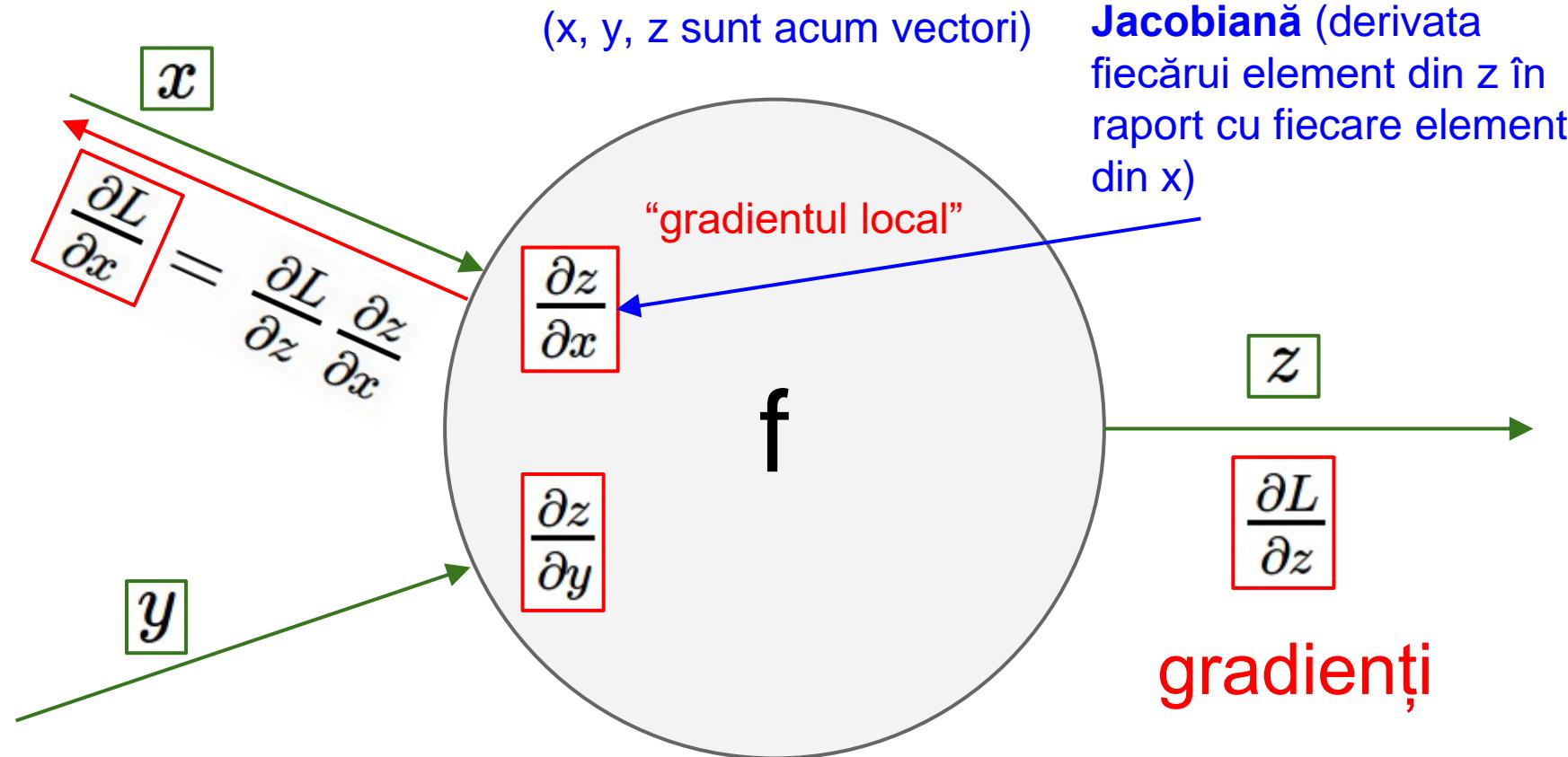
```
def forward(x, y):  
    z = x * y  
    layer.input = [x, y] # pt. backward  
    return z
```

$$\frac{\partial L}{\partial z}$$

```
def backward(dz):  
    dx = layer.input[1] * dz # dz/dx * dL/dz  
    dy = layer.input[0] * dz # dz/dy * dL/dz  
    return [dx, dy]
```

$$\frac{\partial L}{\partial x}$$

Gradienții pentru cod vectorial

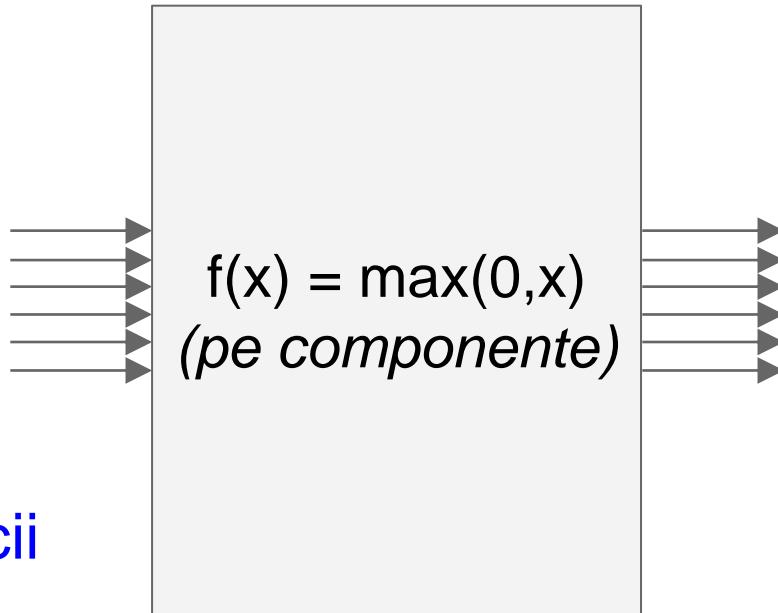


Operații vectoriale

$$\frac{\partial L}{\partial x} = \boxed{\frac{\partial f}{\partial x}} \frac{\partial L}{\partial f}$$

matricea Jacobiană

Vector de input
4096-dimensional



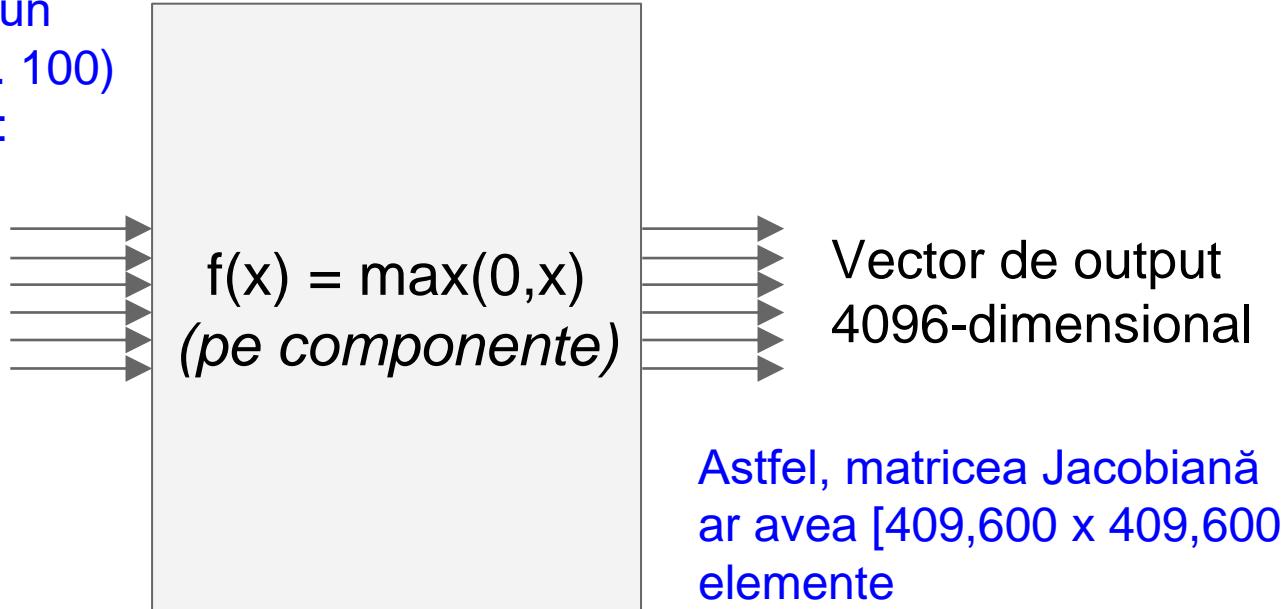
Vector de output
4096-dimensional

Q: care este
mărimea matricii
Jacobiene?
[4096 x 4096]

Operații vectoriale

În practică procesăm un întreg mini-batch (e.g. 100) de exemple la un pas:

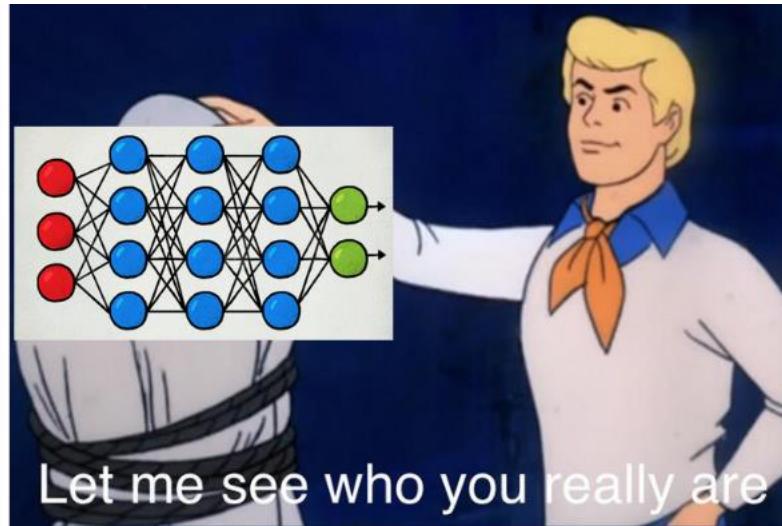
Vector de input
4096-dimensional



Astfel, matricea Jacobiană ar avea $[409,600 \times 409,600]$ elemente

Până acum...

- Rețelele neuronale vor fi foarte mari: nici o speranță să scriem formula de mână pentru toți parameterii (folosim gradientul analitic)
- **Backpropagare** = aplicarea recursivă a regulii de înlăntuire (chain rule) de-a lungul unui graf computațional pentru calcularea gradientilor parametrilor / intrărilor
- Implementările mențin o structură de graf în care nodurile implementează funcțiile **forward()** / **backward()**
- **forward**: calculează rezultatul unei operații și salvează în memorie intrările / rezultatele intermediare necesare la calcularea gradientului
- **backward**: aplicarea regulii de înlăntuire pentru calcularea gradientului funcției de pierdere în raport cu intrările



Let me see who you really are

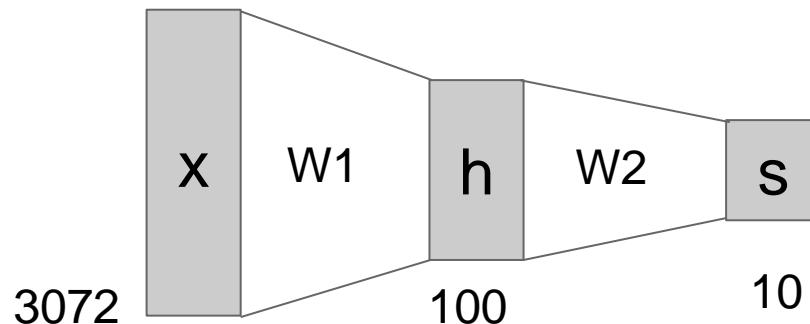


I knew it !

Rețele neuronale: din punct de vedere matematic

(Înainte) Funcție liniară de scoring: $f = Wx$

(Acum) Rețea neuronală cu 2 nivele: $f = W_2 \max(0, W_1 x)$



Rețele neuronale: fără paralela cu neurologia

(Înainte) Funcție liniară de scoring: $f = Wx$

(Acum) Rețea neuronală cu 2 nivele: $f = W_2 \max(0, W_1 x)$

sau cu 3 nivele:

$$f = W_3 \max(0, W_2 \max(0, W_1 x))$$

Antrenarea unei rețele cu două niveluri necesită ~11 linii de cod (Python)

```
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
Y = np.array([[0,1,1,0]]).T

W0 = 2 * np.random.random((3,4)) - 1
W1 = 2 * np.random.random((4,1)) - 1

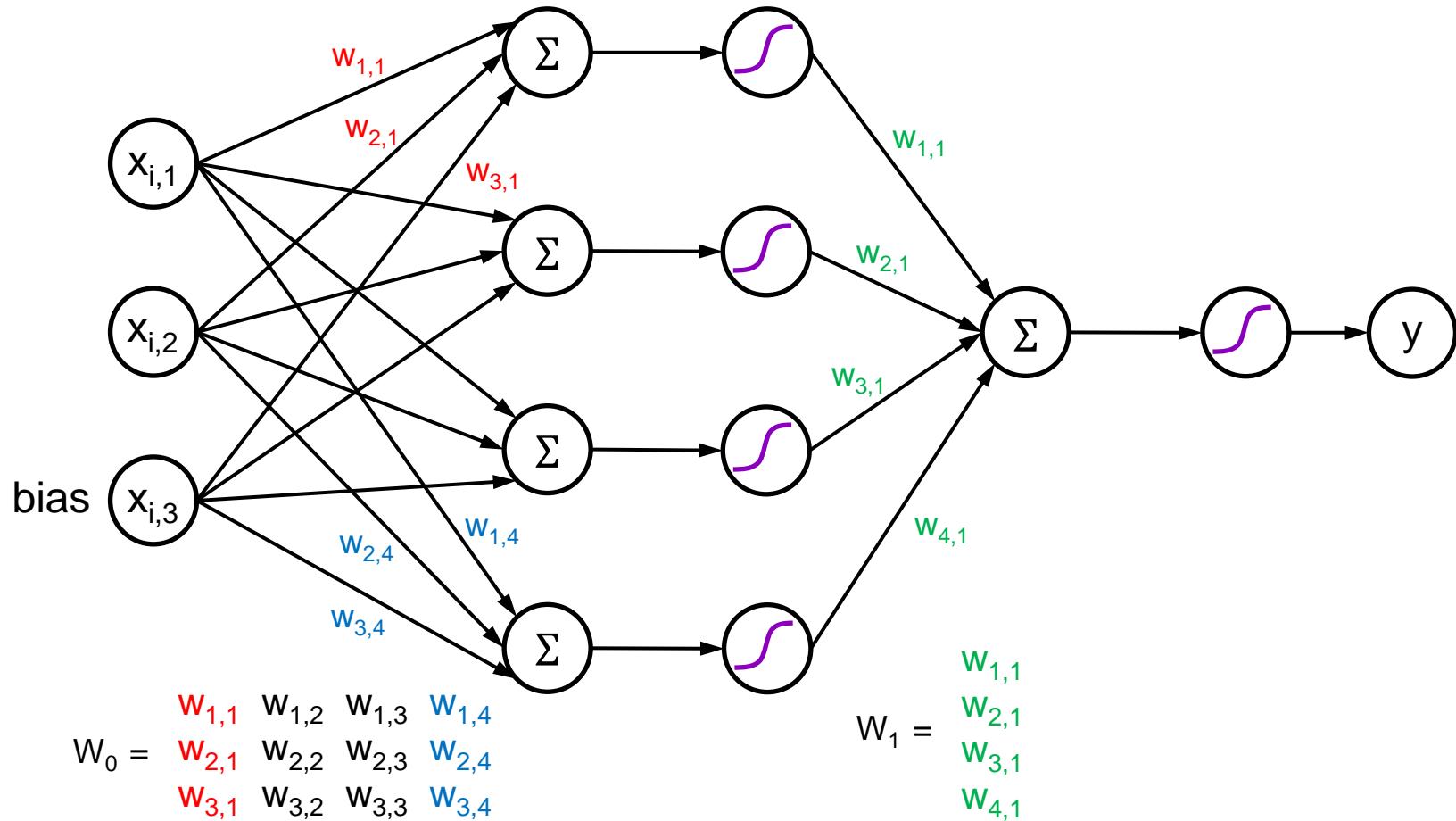
for i in range(5000):

    # forward pass
    l1 = 1 / (1 + np.exp(-np.matmul(X, W0)))
    l2 = 1 / (1 + np.exp(-np.matmul(l1, W1)))

    # backward pass
    delta_l2 = (Y - l2) * (l2 * (1 - l2))
    delta_l1 = np.matmul(delta_l2, W1.T) * (l1 * (1 - l1))

    # gradient descent
    W1 = W1 + np.matmul(l1.T, delta_l2)
    W0 = W0 + np.matmul(X.T, delta_l1)
```

Arhitectura rețelei cu două niveluri implementată anterior



Rețele neuronale. Concepte despre modele de învățare deep.

Prof. Dr. Radu Ionescu
raducu.ionescu@gmail.com

Facultatea de Matematică și Informatică
Universitatea din București

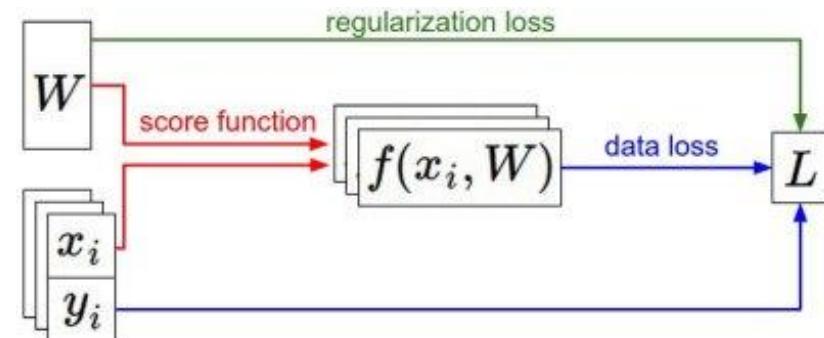
Din cursul trecut:

- O mulțime de perechi (x, y)
- O funcție de atribuire a scorului: $s = f(x; W) = Wx$
- O funcție de pierdere:

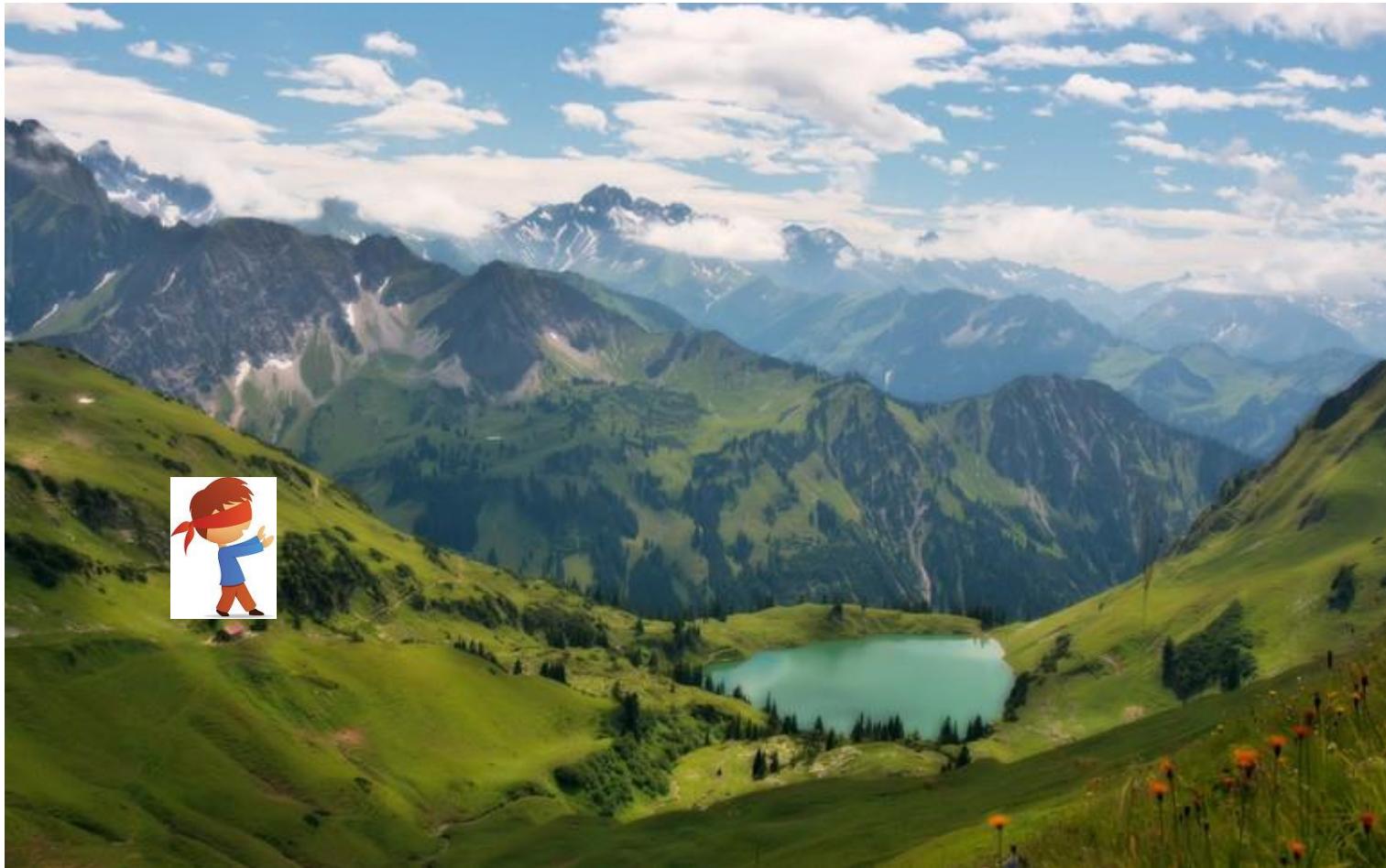
$$L_i = -\log\left(\frac{e^{sy_i}}{\sum_j e^{sj}}\right) \quad \text{Softmax}$$

$$L_i = \sum_{j \neq y_i} \max(0, s_j - s_{y_i} + 1) \quad \text{SVM}$$

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i + R(W) \quad \text{Cu regularizare}$$



Algoritm: Coborârea pe gradient



În concluzie:

- Gradientul numeric: aproximativ, încet, ușor de scris
- Gradientul analitic: exact, rapid, înclinat spre greșeli

=>

În practică: Folosim întotdeauna gradientul analitic, dar verificăm implementarea cu gradientul numeric. Acest proces se numește **verificarea gradientului (gradient checking)**

Algorimtul coborârii pe gradient (Python)

```
def GD(w0, X, goal, learningRate):  
    perfGoalNotMet = true  
    w = w0  
  
    while perfGoalNotMet:  
        gradient = eval_gradient(X, w)  
        w_old = w  
        w = w - learningRate * gradient  
        perfGoalNotMet = sum(abs(w - w_old)) > goal
```

De la extragere “manuală” către învățare

vector ce descrie statistici despre imagine, e.g. bag-of-words



Extragere de
trăsături

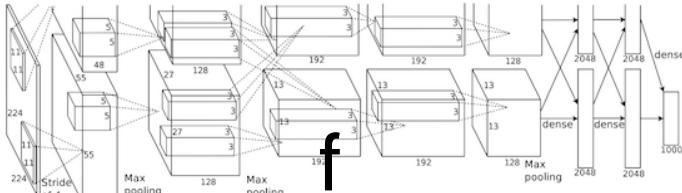


f

învățare

N numere ce indică scorurile pentru fiecare clasă

[32x32x3]



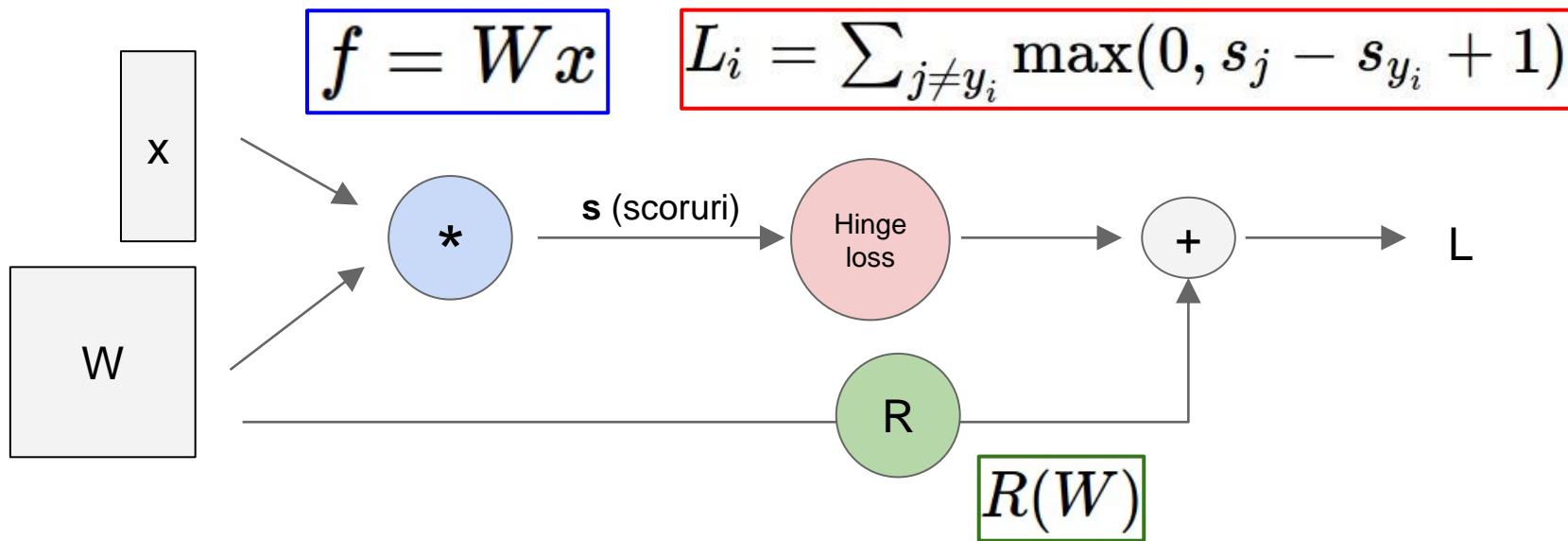
învățare “end-to-end”

[32x32x3]

N numere ce indică scorurile pentru fiecare clasă



Privim algoritmul ca un graf computațional



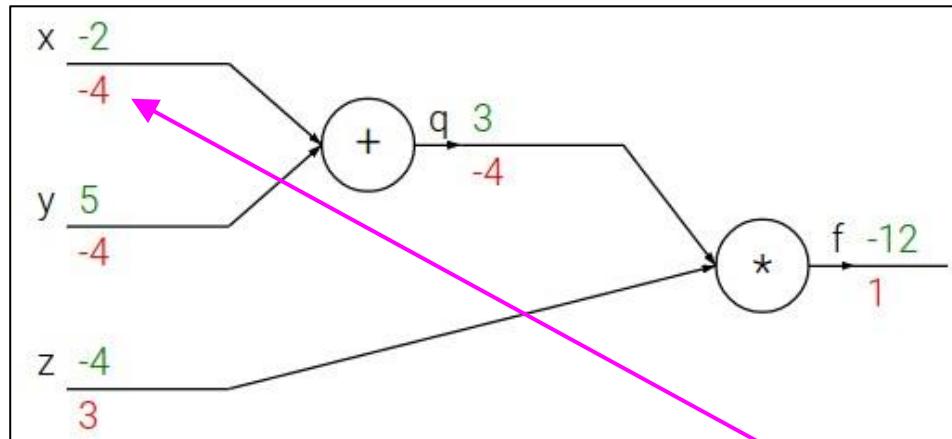
$$f(x, y, z) = (x + y)z$$

e.g. $x = -2, y = 5, z = -4$

$$q = x + y \quad \frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$f = qz \quad \frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

vrem: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$

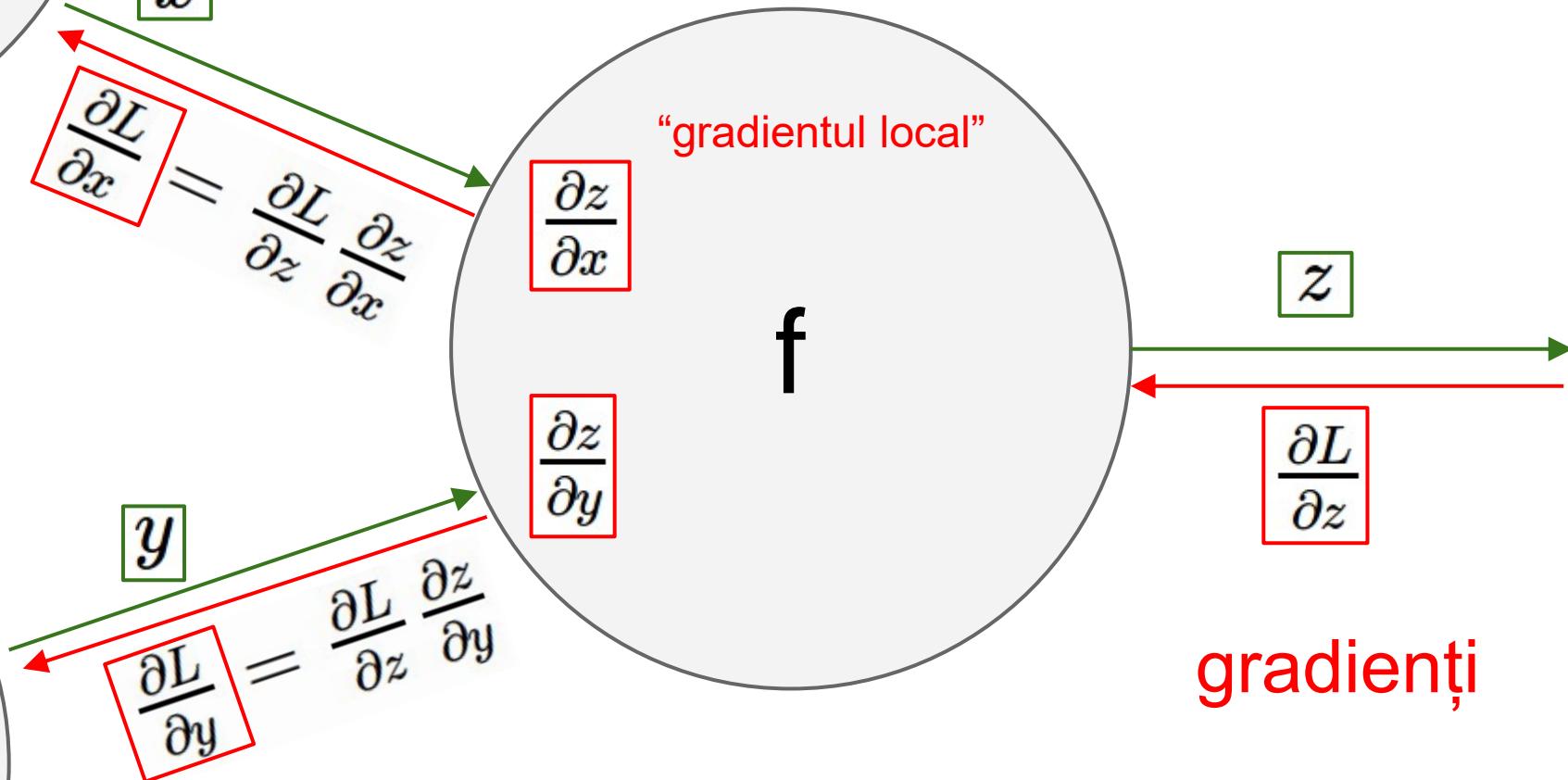


Regula de înlățuire:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial x}$$

$$\frac{\partial f}{\partial x}$$

Propagarea gradientului prin regula de înlăntuire activări



Din cursul trecut...

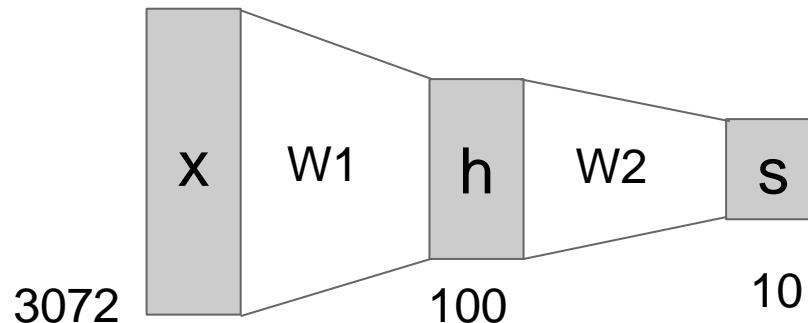
- Rețelele neuronale pot fi foarte mari: nici o speranță să scriem formula de mână pentru toți parameterii (folosim gradientul analitic)
- **Backpropagare** = aplicarea recursivă a regulii de înlăntuire (chain rule) de-a lungul unui graf computațional pentru calcularea gradientilor parametrilor / intrărilor
- Implementările mențin o structură de graf în care nodurile implementează funcțiile **forward()** / **backward()**
- **forward**: calculează rezultatul unei operații și salvează în memorie intrările / rezultatele intermediare necesare la calcularea gradientului
- **backward**: aplicarea regulii de înlăntuire pentru calcularea gradientului funcției de pierdere în raport cu intrările



Rețele neuronale: fără paralela cu neurologia

(Înainte) Funcție liniară de scoring: $f = Wx$

(Acum) Rețea neuronală cu 2 nivele: $f = W_2 \max(0, W_1 x)$



Rețele neuronale: fără paralela cu neurologia

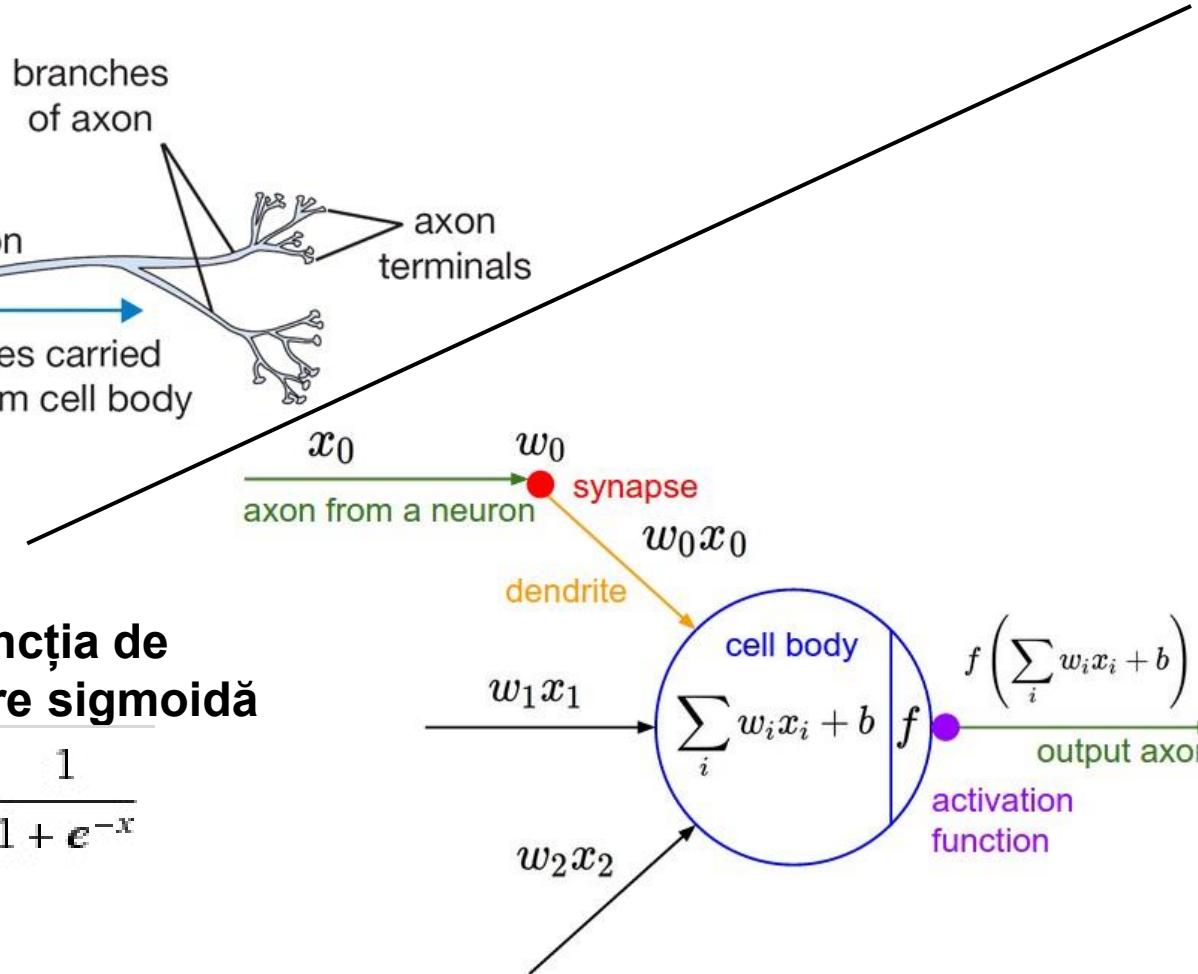
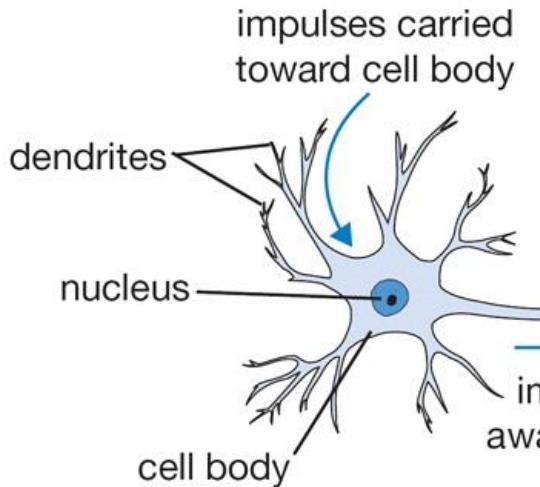
(Înainte) Funcție liniară de scoring: $f = Wx$

(Acum) Rețea neuronală cu 2 nivele: $f = W_2 \max(0, W_1 x)$

sau cu 3 nivele:

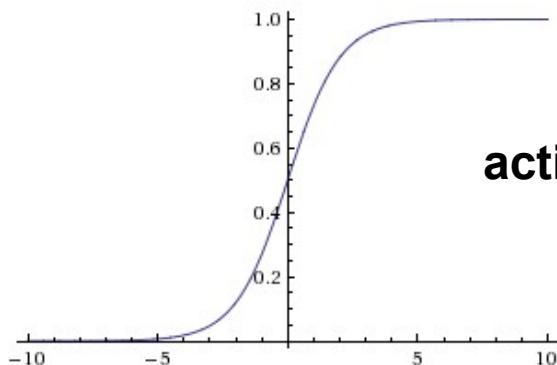
$$f = W_3 \max(0, W_2 \max(0, W_1 x))$$





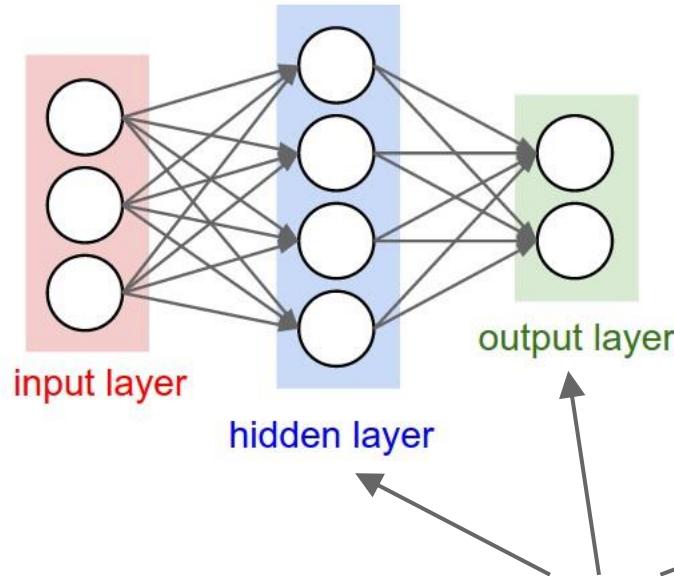
funcția de activare sigmoidă

$$\frac{1}{1 + e^{-x}}$$

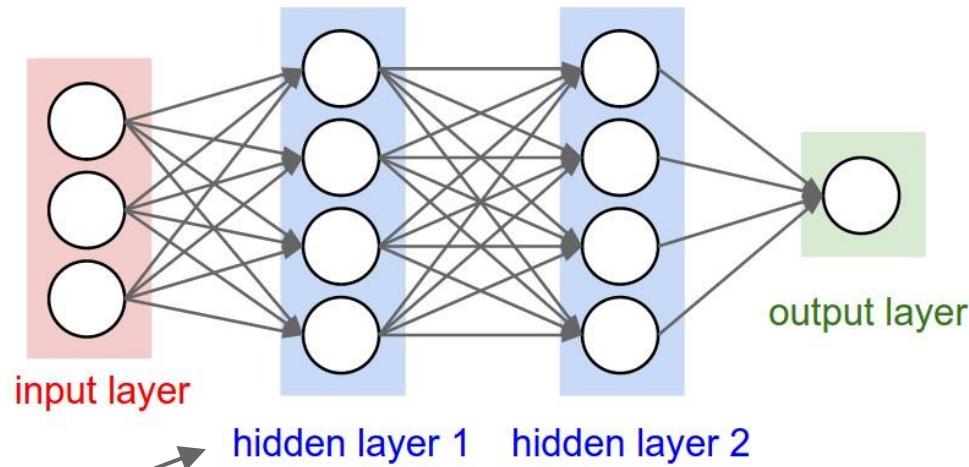


Arhitecturi de rețele neuronale

Rețea neuronală cu două straturi
(cu un singur strat ascuns)



Rețea neuronală cu trei straturi
(cu două straturi ascunse)



Straturi “fully-connected”

Antrenarea unei rețele cu două niveluri necesită ~11 linii de cod (Python)

```
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
Y = np.array([[0,1,1,0]]).T

W0 = 2 * np.random.random((3,4)) - 1
W1 = 2 * np.random.random((4,1)) - 1

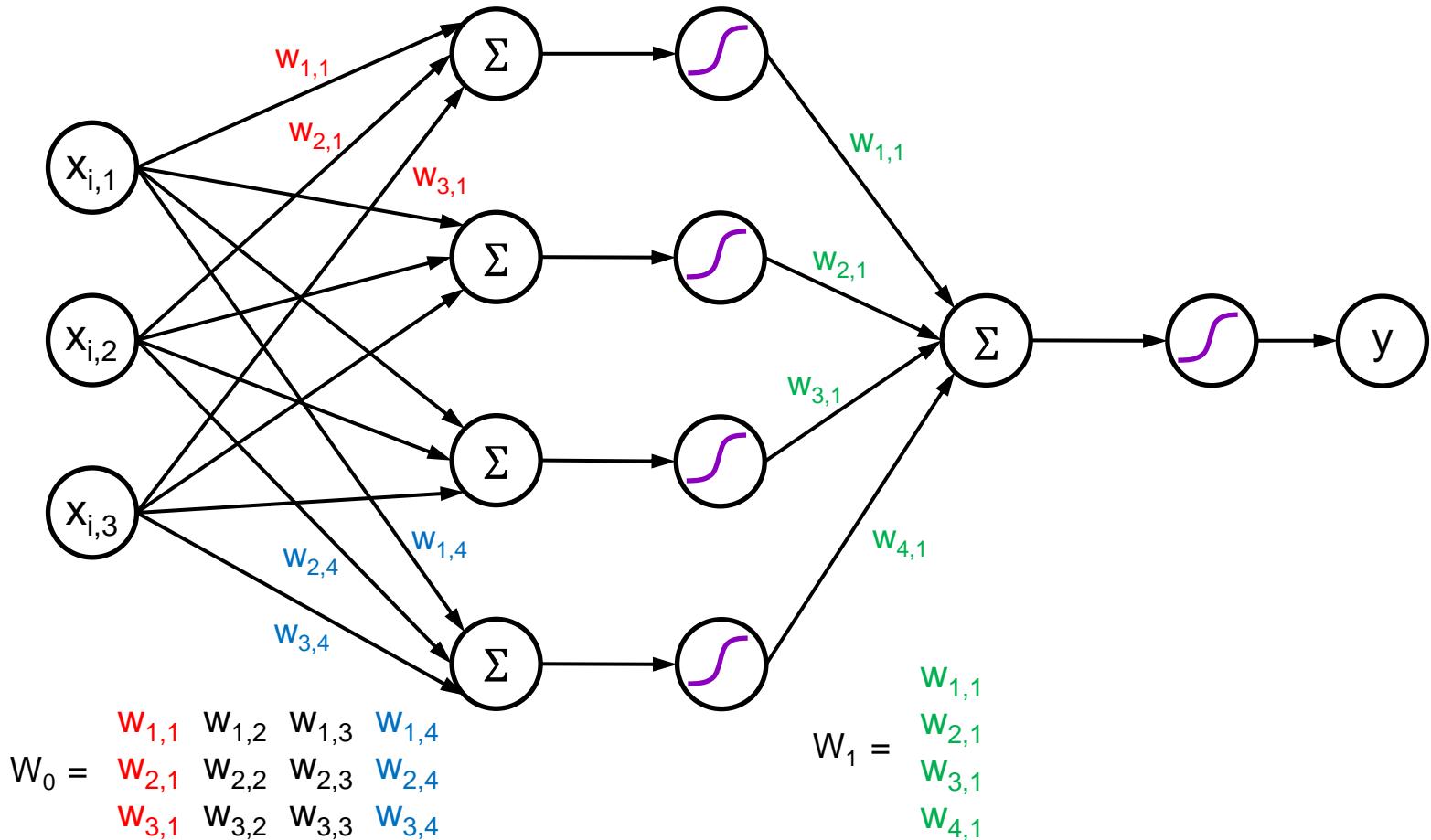
for i in range(5000):

    # forward pass
    l1 = 1 / (1 + np.exp(-np.matmul(X, W0)))
    l2 = 1 / (1 + np.exp(-np.matmul(l1, W1)))

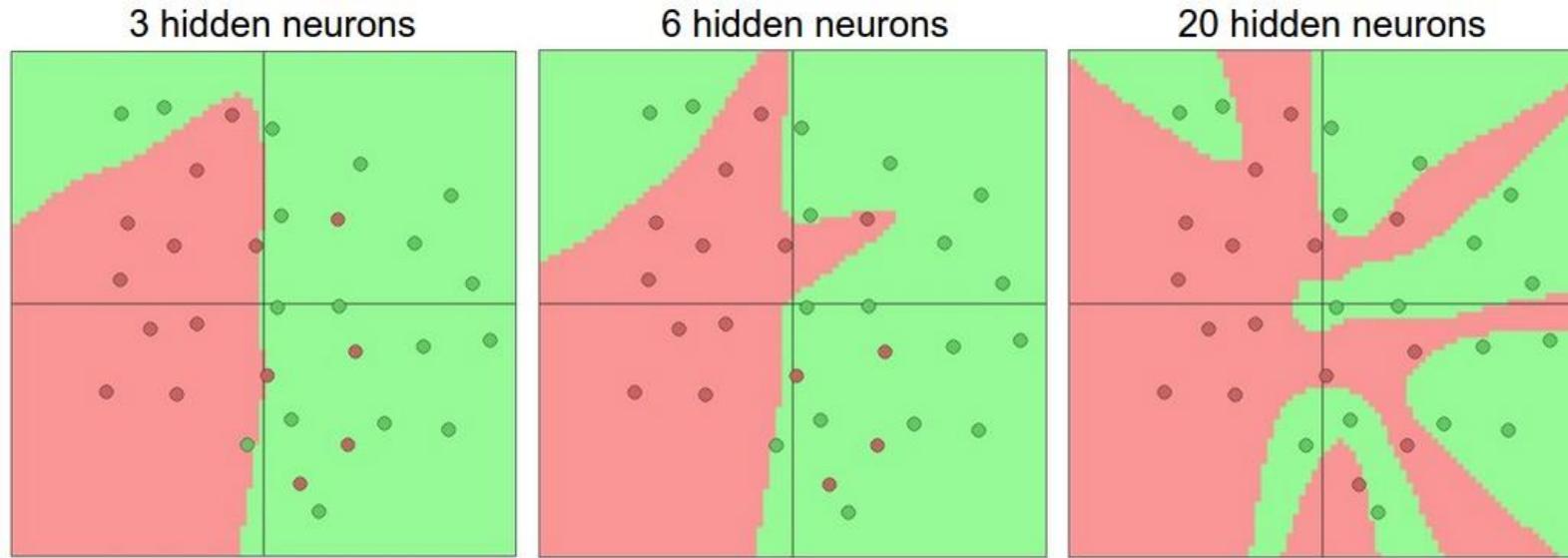
    # backward pass
    delta_l2 = (Y - l2) * (l2 * (1 - l2))
    delta_l1 = np.matmul(delta_l2, W1.T) * (l1 * (1 - l1))

    # gradient descent
    W1 = W1 + np.matmul(l1.T, delta_l2)
    W0 = W0 + np.matmul(X.T, delta_l1)
```

Arhitectura rețelei cu două niveluri implementată anterior



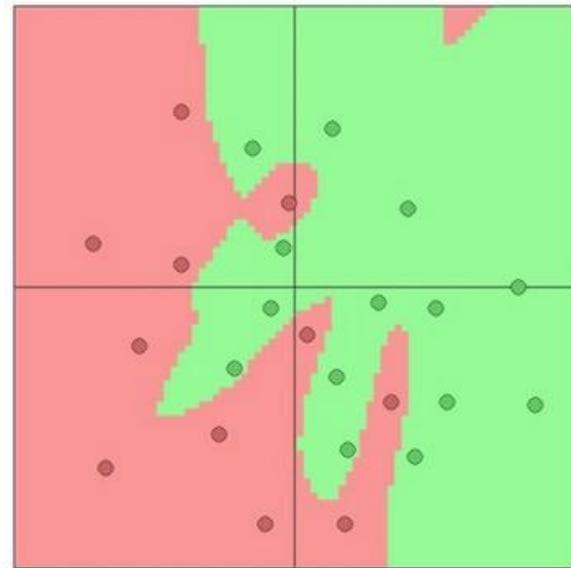
Alegerea numărului de straturi și a numărului de neuroni



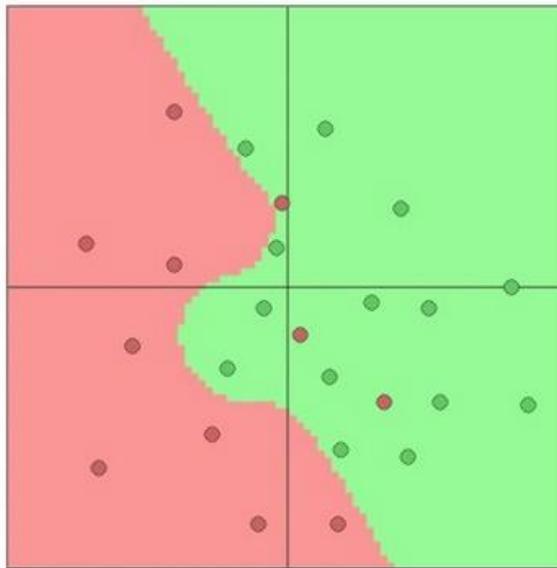
mai mulți neuroni = mai multă capacitate

Alegerea parametrului de regularizare

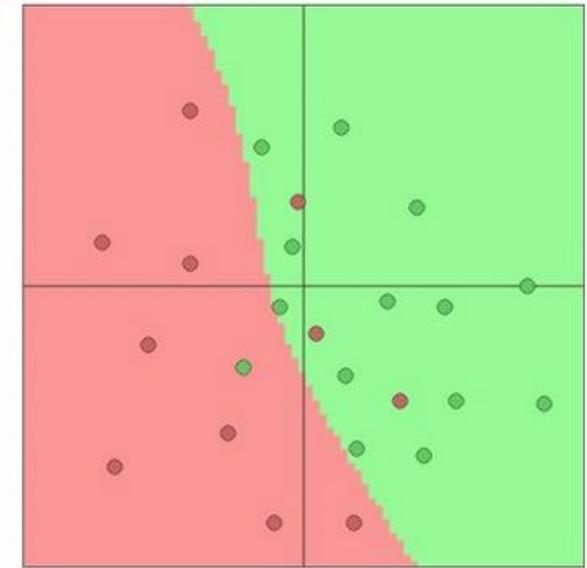
$$\lambda = 0.001$$



$$\lambda = 0.01$$



$$\lambda = 0.1$$



Sfat practic: În general este mai bine să folosim regularizare mai puternică
în loc să reducem capacitatea modelului

Alegerea arhitecturii potrivite

- Aranjăm neuronii în straturi fully-connected
- La nivel de implementare, abstractizarea unui strat ne permite să utilizăm cod vectorial (e.g. înmulțirea matricilor)
- Performanța crește cu cât arhitectura rețelei este mai adâncă (deep), i.e. are mai multe straturi (**dar trebuie să folosim o regularizare mai puternică**)

Antrenarea rețelelor neuronale

Scurt istoric

Mașina **Mark I Perceptron** a fost prima implementare a algoritmului perceptronului.

Mașina era conectată la o camera cu 20×20 fotocelule de sulfat de cadmiu pentru a produce o imagine cu 400 de pixeli.

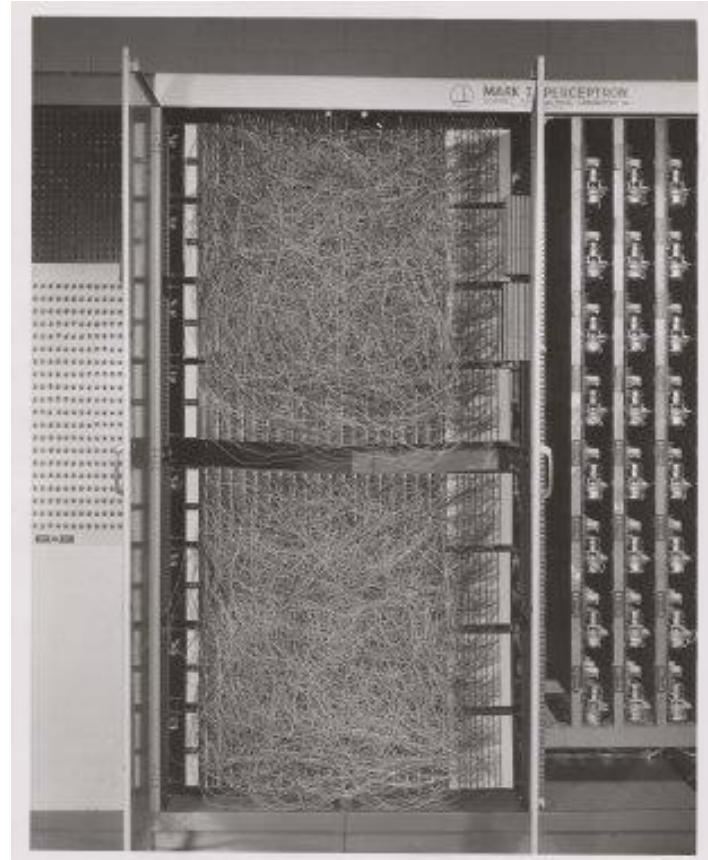
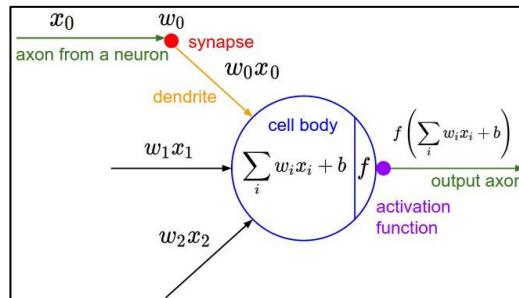
Folosită pentru a recunoaște litere din alfabet.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } w \cdot x + b > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Regula de actualizare

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha(d_j - y_j(t))x_{j,i}$$

Frank Rosenblatt, ~1957: Perceptron



Scurt istoric

Mașina **ADALINE** folosea rezistoare cu memorie capabile să execute operații logice și să stocheze informații.

Funcția de pierdere (suma pătratelor erorilor)

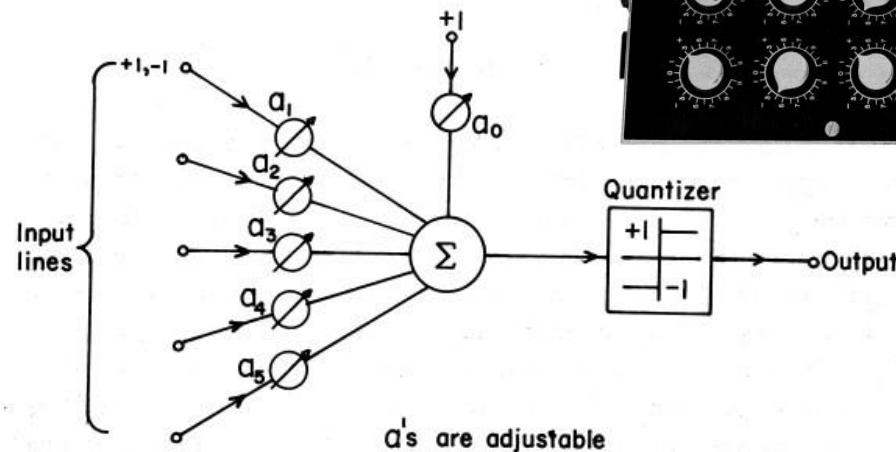
$$\frac{1}{2} \sum_i (d^i - y^i)^2, \text{ unde } y^i = (x^i)^T w + b$$

Regula de actualizare

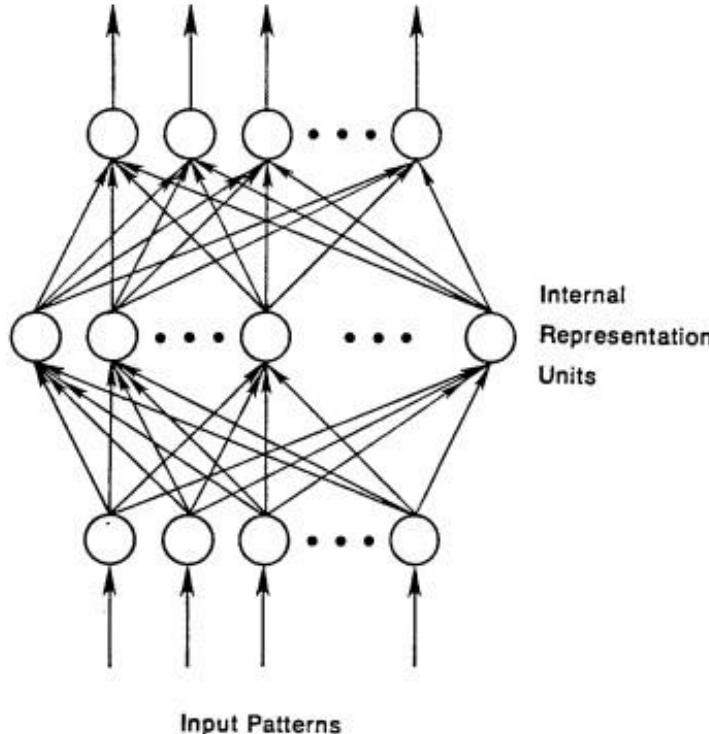
$$w^{k+1} = w^k + \mu \sum_{i=1}^m (d^i - y^i) x^i$$

$$b^{k+1} = b^k + \mu \sum_{i=1}^m (d^i - y^i)$$

Widrow and Hoff, ~1960: Adaline



Scurt istoric



Formule matematice
mai ușor de înțeles

To be more specific, then, let

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (2)$$

be our measure of the error on input/output pattern p and let $E = \sum E_p$ be our overall measure of the error. We wish to show that the delta rule implements a gradient descent in E when the units are linear. We will proceed by simply showing that

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \delta_{pj} i_{pi},$$

which is proportional to $\Delta_p w_{ji}$ as prescribed by the delta rule. When there are no hidden units it is straightforward to compute the relevant derivative. For this purpose we use the chain rule to write the derivative as the product of two parts: the derivative of the error with respect to the output of the unit times the derivative of the output with respect to the weight.

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial w_{ji}}. \quad (3)$$

The first part tells how the error changes with the output of the j th unit and the second part tells how much changing w_{ji} changes that output. Now, the derivatives are easy to compute. First, from Equation 2

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} = -(t_{pj} - o_{pj}) = -\delta_{pj}. \quad (4)$$

Not surprisingly, the contribution of unit o_j to the error is simply proportional to δ_{pj} . Moreover, since we have linear units,

$$o_{pj} = \sum_i w_{ji} i_{pi}, \quad (5)$$

from which we conclude that

$$\frac{\partial o_{pj}}{\partial w_{ji}} = i_{pi}$$

Thus, substituting back into Equation 3, we see that

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \delta_{pj} i_{pi} \quad (6)$$

Hinton et al. 1986: Algoritmul de propagare înapoi a erorii (backpropagation)

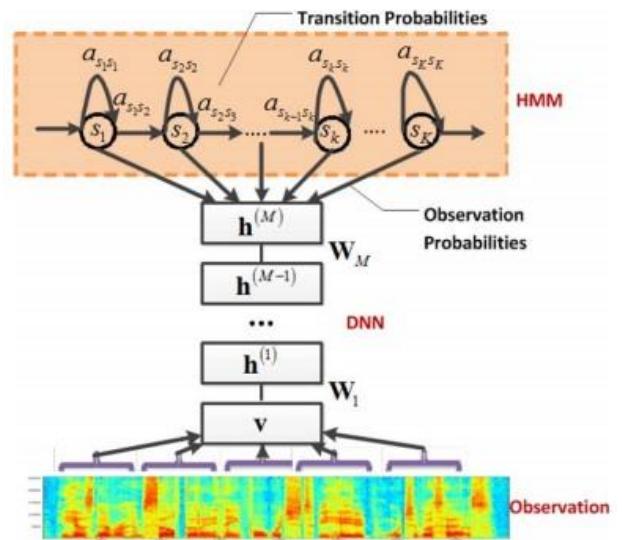
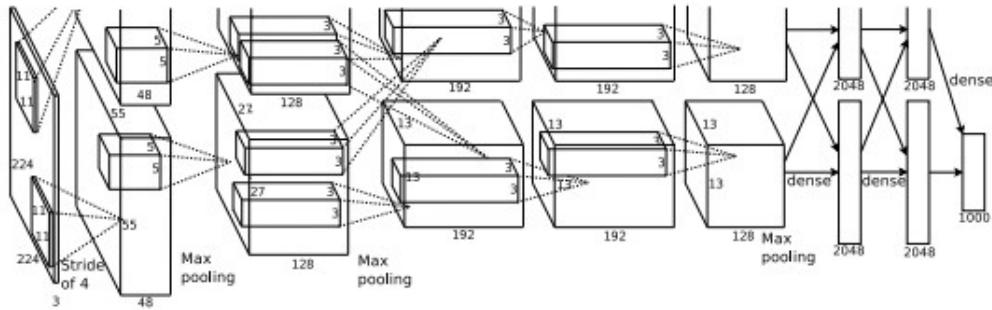
Primele rezultate semnificative bazate pe învățare cu modele deep

Context-Dependent Pre-trained Deep Neural Networks for Large Vocabulary Speech Recognition

George Dahl, Dong Yu, Li Deng, Alex Acero, 2010

ImageNet classification with deep convolutional neural networks

Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E Hinton, 2012



Antrenarea rețelelor neuronale: privire de ansamblu

1. Ce trebuie să stabilim la început (o dată)

Functiile de activare, procesarea, initializarea ponderilor, regularizarea, verificarea gradientului

2. Ce ține de dinamica antrenării

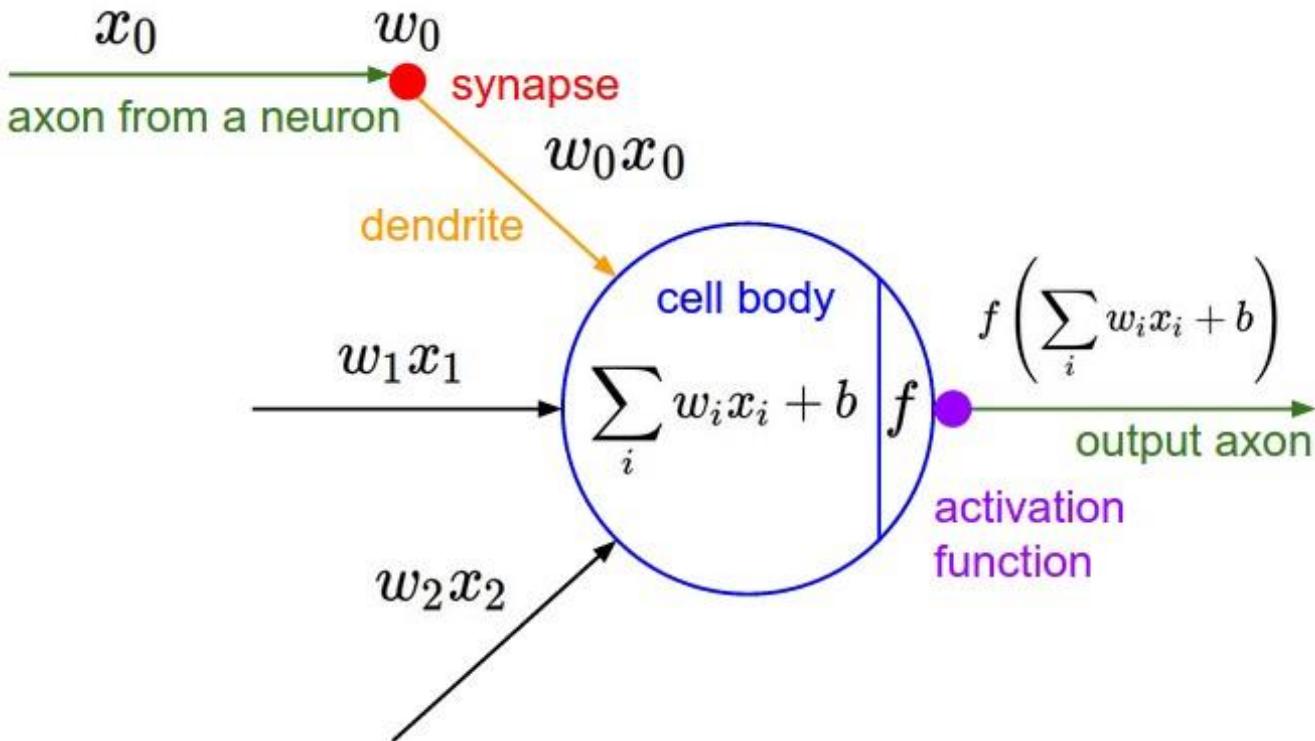
Asistarea procesului de învățare, actualizarea parametrilor, optimizarea hiperparametrilor

3. Evaluare

Ansamblu de modele

Functii de activare

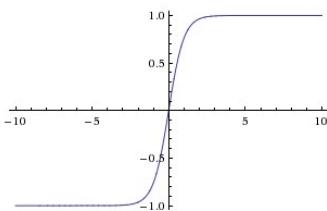
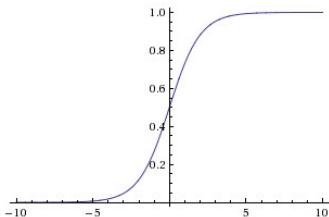
Funcții de activare



Funcții de activare

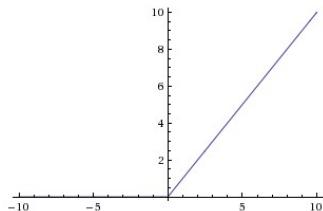
sigmoidă

$$\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x})$$

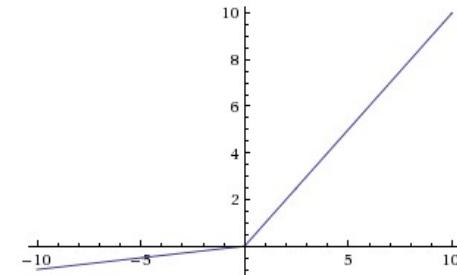


tanh $\tanh(x)$

ReLU $\max(0, x)$

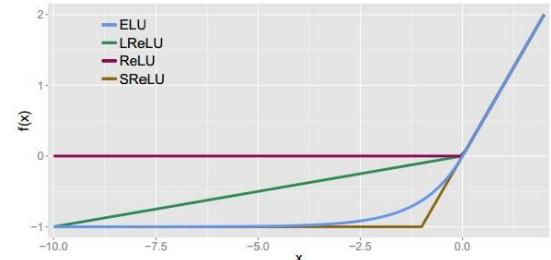


Leaky ReLU
 $\max(0.1x, x)$

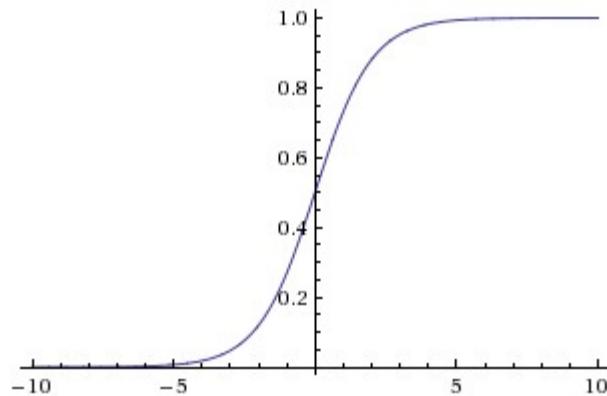


Maxout $\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$

ELU $f(x) = \begin{cases} x & \text{if } x > 0 \\ \alpha (\exp(x) - 1) & \text{if } x \leq 0 \end{cases}$



Functii de activare



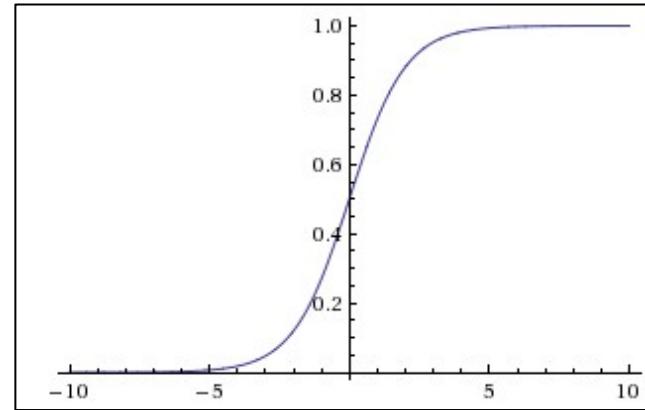
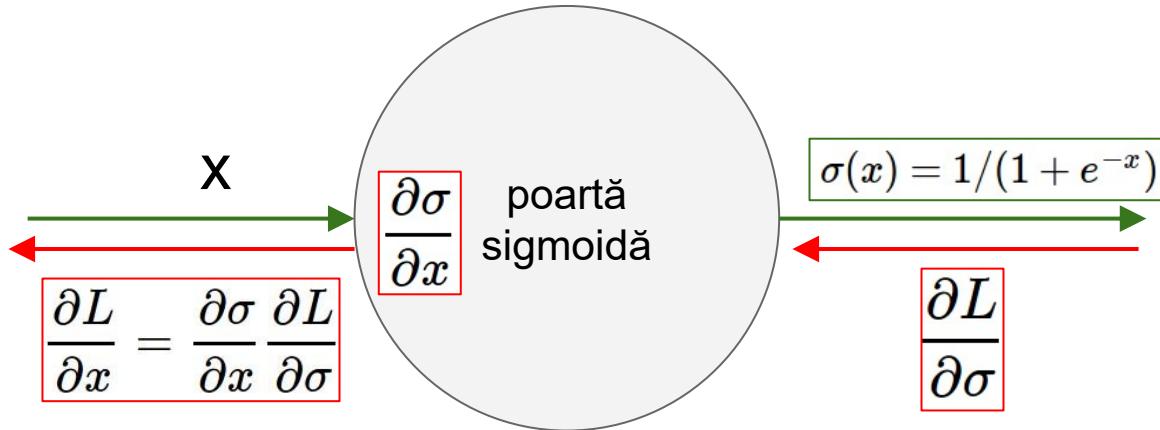
sigmoidă

$$\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x})$$

- Aduce numerele în intervalul [0,1]
- Populară din punct de vedere istoric deoarece are interpretarea biologică a saturării ratei de activare a unui neuron

3 probleme:

1. Neuronii saturați “omoară” gradientii

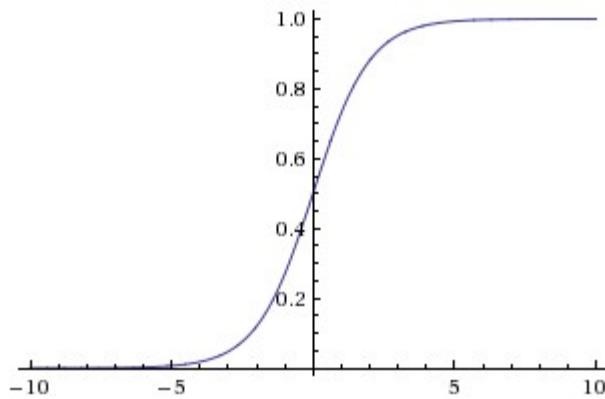


Ce se întâmplă când $x = -10$?

Ce se întâmplă când $x = 0$?

Ce se întâmplă când $x = 10$?

Functii de activare



sigmoidă

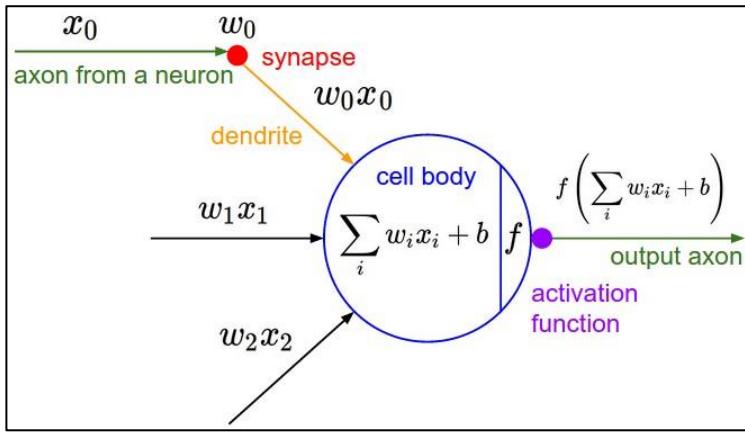
$$\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x})$$

- Aduce numerele în intervalul [0,1]
- Populară din punct de vedere istoric deoarece are interpretarea biologică a saturării ratei de activare a unui neuron

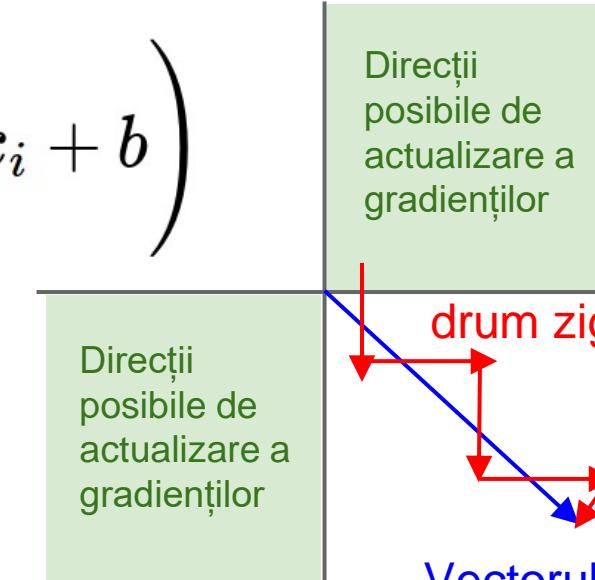
3 probleme:

1. Neuronii saturați “omoară” gradienții
2. Output-ul funcției sigmoide nu este centrat în zero

Să considerăm ce se întâmplă dacă intrarea x este întotdeauna pozitivă:



$$f \left(\sum_i w_i x_i + b \right)$$



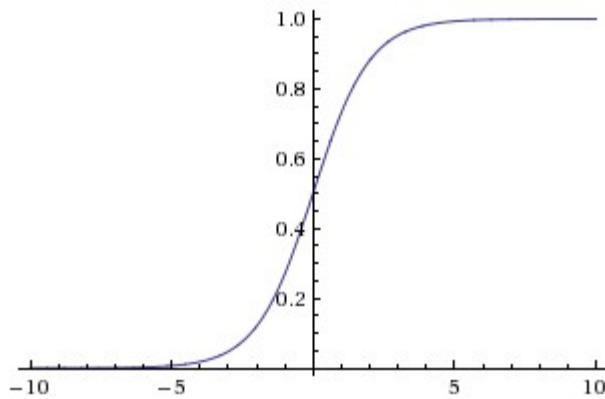
drum zig zag

Vectorul w optim

Ce putem spune despre gradientii în raport cu w ?

Fie toți pozitivi, fie toți negativi :(
(din acest motiv ne dorim date de medie zero)

Functii de activare



sigmoidă

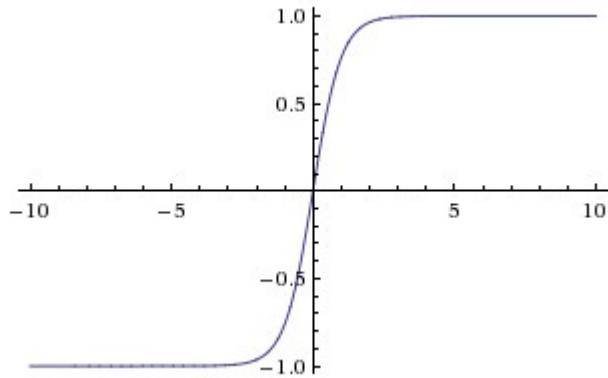
$$\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x})$$

- Aduce numerele în intervalul [0,1]
- Populară din punct de vedere istoric deoarece are interpretarea biologică a saturării ratei de activare a unui neuron

3 probleme:

1. Neuronii saturați “omoară” gradienții
2. Output-ul funcției sigmoide nu este centrat în zero
3. $\exp()$ are un cost computațional ridicat

Functii de activare



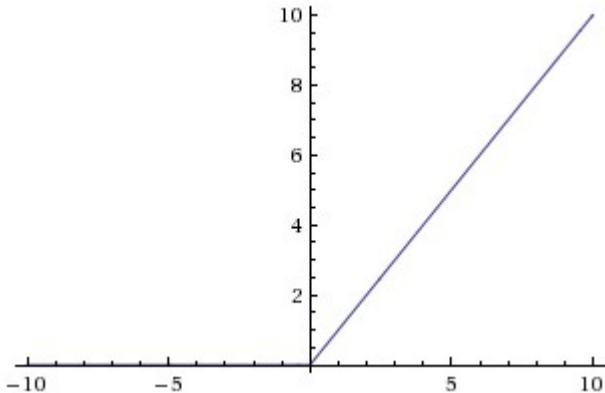
tanh(x)

$$\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

- Aduce numerele în intervalul [-1,1]
- De medie zero (bine)
- Încă omoară gradientii atunci când se saturează :(

[LeCun et al., 1991]

Functii de activare

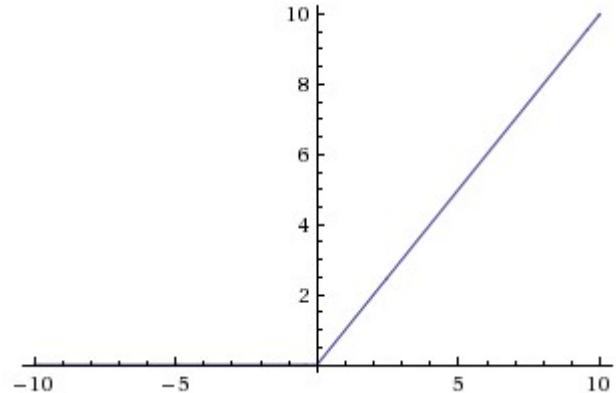
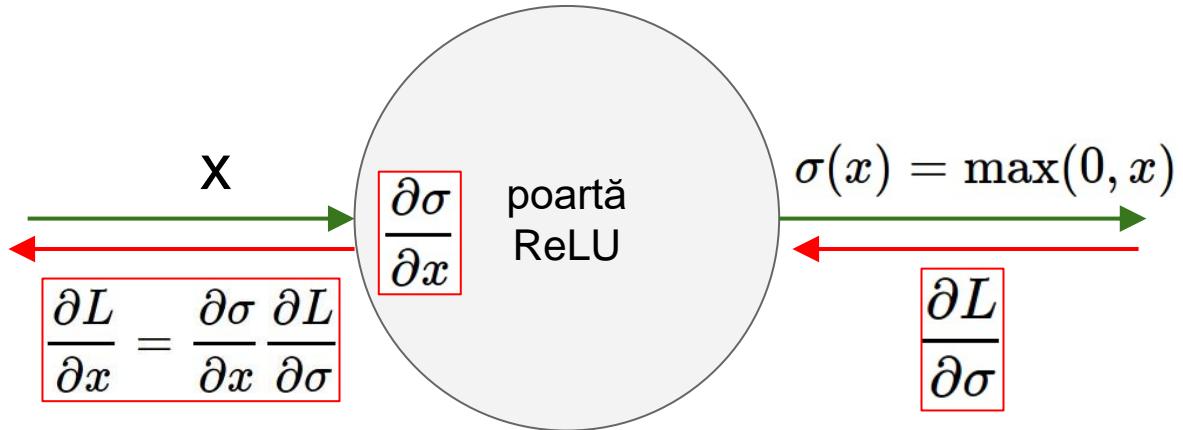


ReLU
(Rectified Linear Unit)
 $f(x) = \max(0, x)$

- Nu se saturează (în partea pozitivă)
- Foarte eficient computațional
- În practică, converge mult mai rapid decât sigmoida/tanh (e.g. $6x$)

- Output-ul nu are media zero
- O situație neplăcută (atunci când $x < 0$, gradientul este 0)

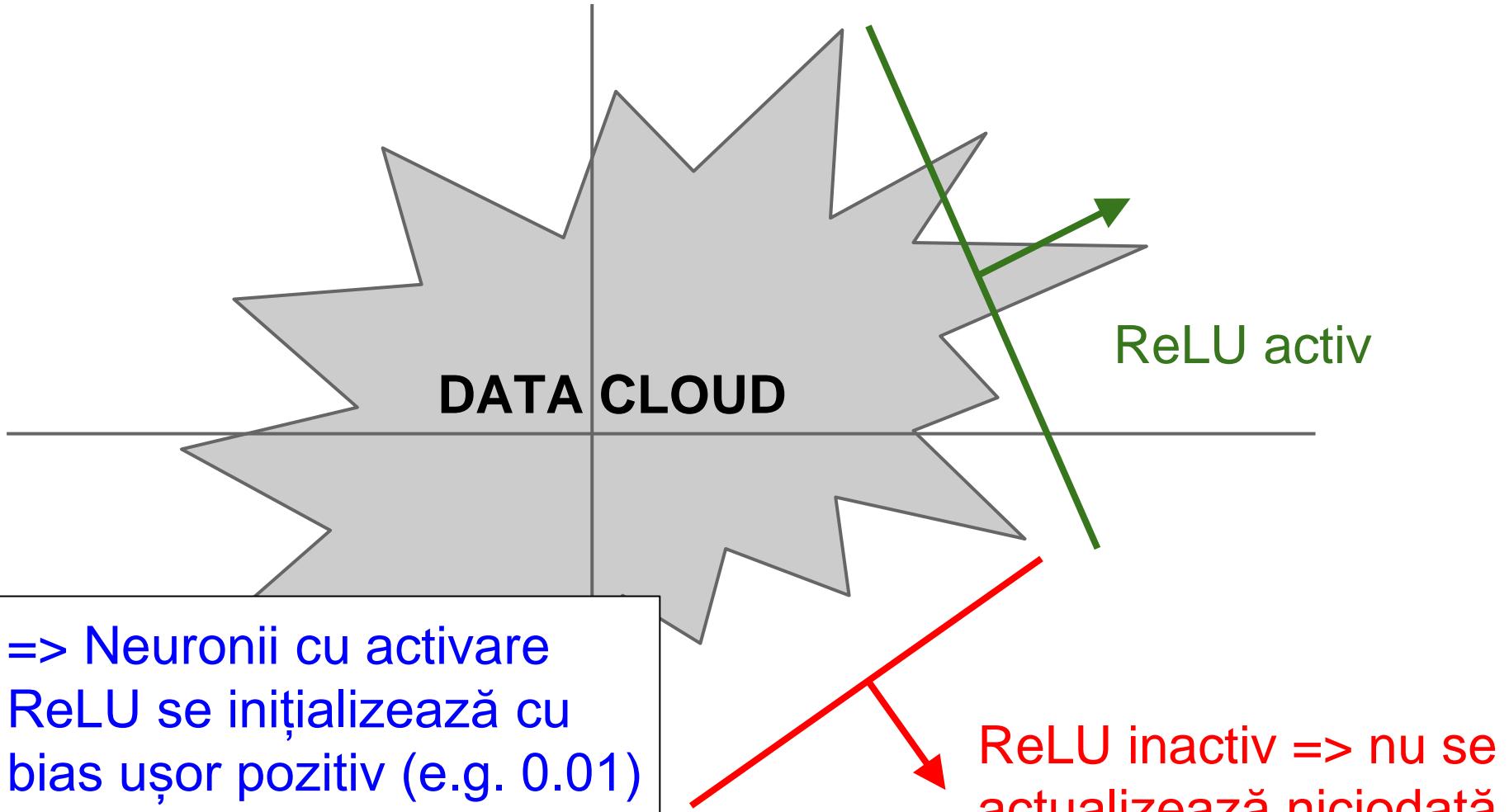
[Krizhevsky et al., 2012]



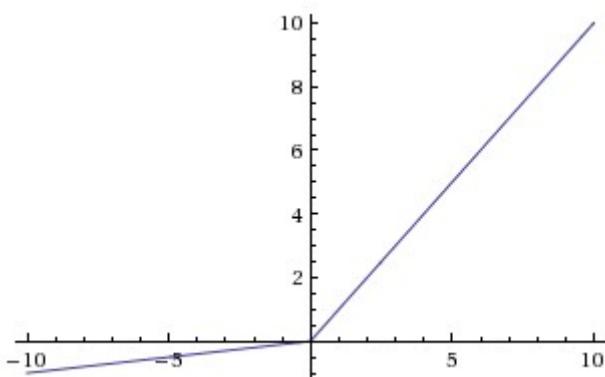
Ce se întâmplă când $x = -10$?

Ce se întâmplă când $x = 0$?

Ce se întâmplă când $x = 10$?



Functii de activare



Leaky ReLU

$$f(x) = \max(0.01x, x)$$

- Foarte eficient computațional
- În practică, converge mult mai rapid decât sigmoida/tanh (e.g. 6x)
- **Nu se saturează**

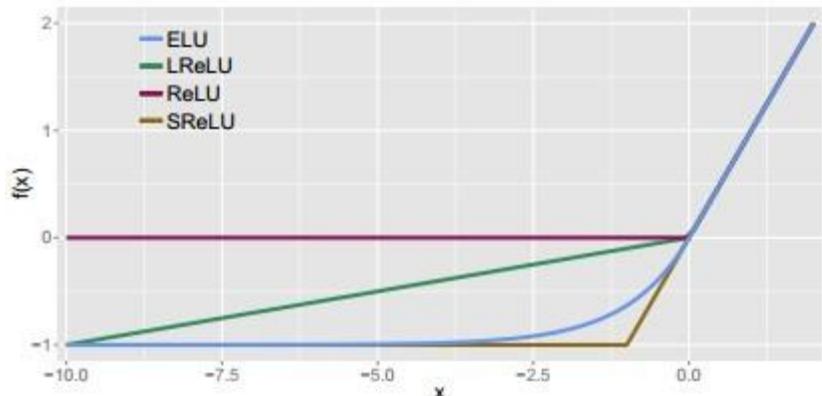
Parametric Rectifier (PReLU)

$$f(x) = \max(\alpha x, x)$$

[Mass et al., 2013]
[He et al., 2015]

Functii de activare

Exponential Linear Units (ELU)



- Toate beneficiile ReLU
- Nu se saturează
- Output aproape de medie zero
- Implică calculul $\exp()$

$$f(x) = \begin{cases} x & \text{if } x > 0 \\ \alpha (\exp(x) - 1) & \text{if } x \leq 0 \end{cases}$$

[Clevert et al., 2015]

Neuronul cu funcție de activare Maxout

- Nu are forma generală a produsului scalar => non-liniaritate
- Generalizează ReLU și Leaky ReLU
- Liniar pe intervale! Nu se saturează!

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

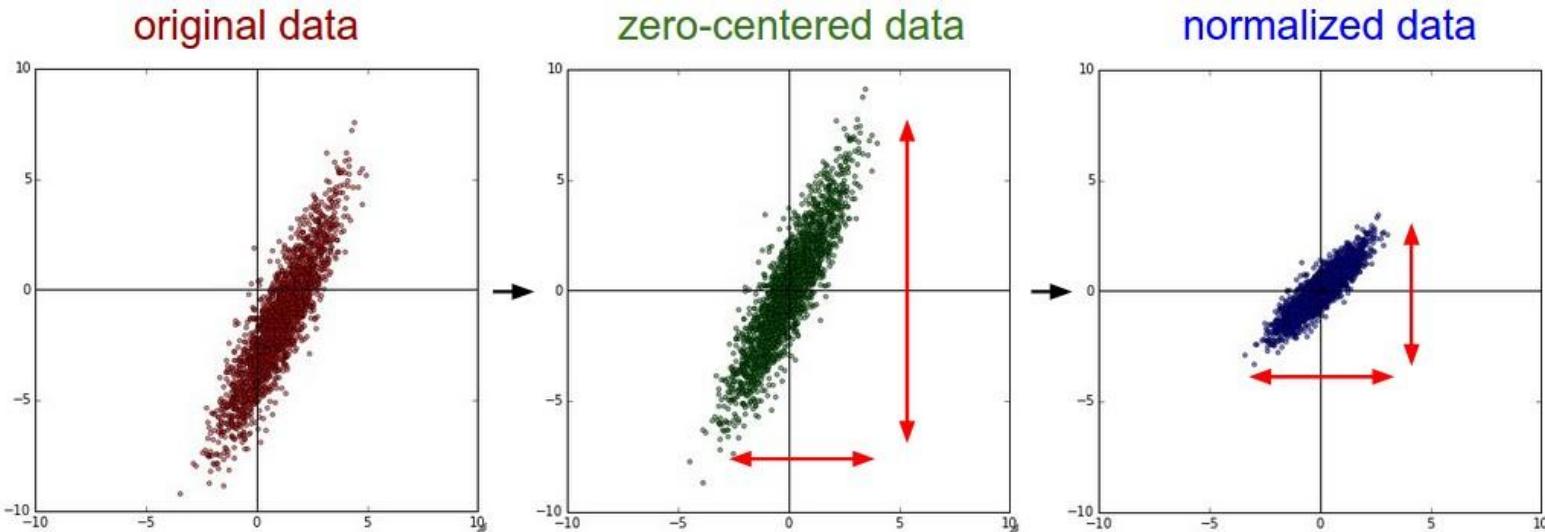
Problemă: se dublează numărul de parametri/neuroni :(

Ce funcții de activare în practică?

- Utilizăm ReLU. Trebuie să avem grijă cu rata de învățare
- Putem încerca Leaky ReLU / Maxout / ELU
- Putem încerca tanh (fără așteptări prea mari)
- Evităm pe cât posibil sigmoida

Preprocesarea datelor

Preprocesarea datelor



```
X = X - np.mean(X, axis=0, keepdims=True)
```

```
X = X / np.std(X, axis=0, keepdims=True))
```

(X este o matrice [NxD], câte un exemplu pe linie)

Pentru imagini este suficient să centrăm datele

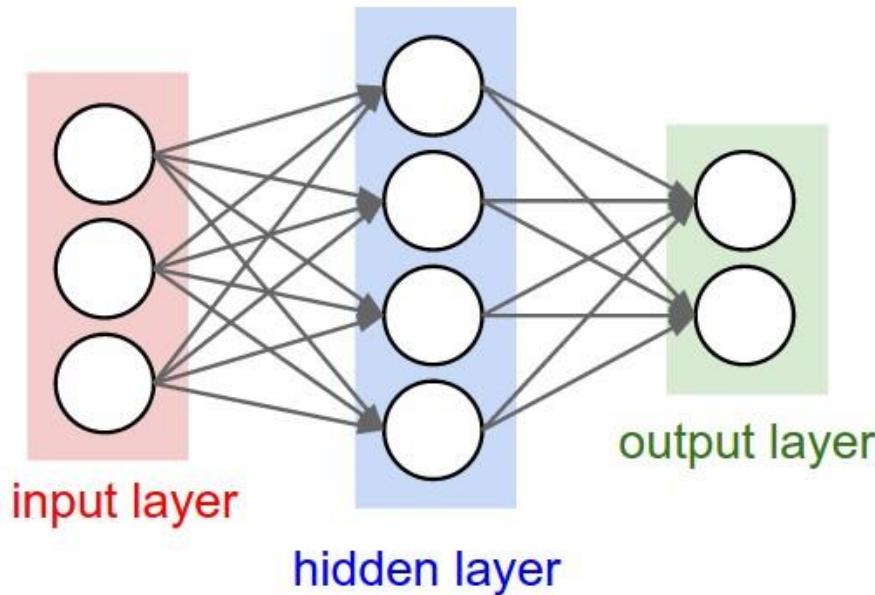
Considerând setul de date CIFAR-10 cu imagini de [32,32,3]

- Scădem imaginea medie (e.g. AlexNet)
(imaginea medie = matrice [32,32,3])
- Scădem media pe fiecare canal (e.g. VGGNet)
(media pe fiecare canal = 3 numere)

Nu este o practică comună să normalizăm imaginile

Initializarea ponderilor

Ce se întâmplă dacă inițializăm $W=0$?



O primă idee: Inițializăm cu numere aleatorii aproape de zero

```
W = np.random.normal(0, 0.01, (N, D))  
(distribuție normală de medie zero și dispersie 0.01)
```

Funcționează ~bine pentru rețele mici, dar poate conduce la distribuții neomogene ale funcțiilor de activare din straturile unei rețele.

Aproape toți neuronii se saturează complet, fie spre -1 fie spre 1. Gradienții vor fi zero.

A doua abordare: Inițializare Xavier

Probleme cu alegerea ponderilor inițiale:

- Dacă sunt prea mici, semnalul care se propagă în rețea se diminuează cu fiecare nivel și devine prea mic pentru a fi util
- Dacă sunt prea mari, semnalul care se propagă în rețea crește cu fiecare nivel până când devine prea mare pentru a fi util

Inițializarea Xavier ne asigură că ponderile au magnitudinea potrivită, păstrând semnalul într-un interval rezonabil.

Ponderile inițiale provin dintr-o distribuție normală de medie 0 și o disperzie dată de numărul de perceptri de pe stratul anterior / posterior:

$$\text{Var}(W) = \frac{2}{n_{\text{in}} + n_{\text{out}}}$$

[Glorot and Bengio, 2010]

Normalizarea Batch

Vrem activări normale de medie 0 și dispersie 1?
Le transformăm a.î. să devină aşa.

Considerăm activările pe un anumit strat pentru un mini-batch. Pentru a transforma fiecare dimensiune aplicăm:

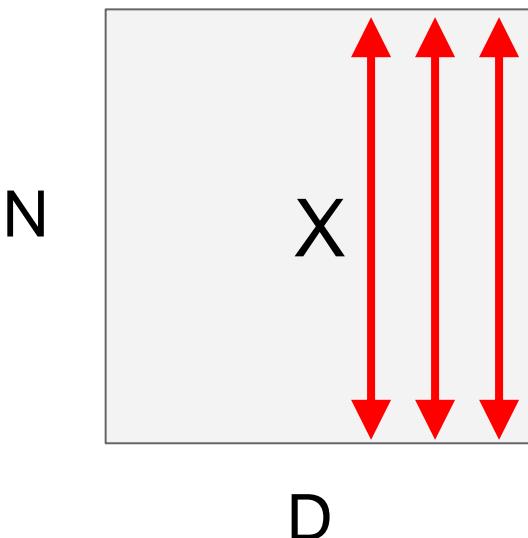
$$\hat{x}^{(k)} = \frac{x^{(k)} - \text{E}[x^{(k)}]}{\sqrt{\text{Var}[x^{(k)}]}}$$

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalizarea Batch

Vrem activări normale de medie 0 și dispersie 1?

Le transformăm a.î. să devină aşa.



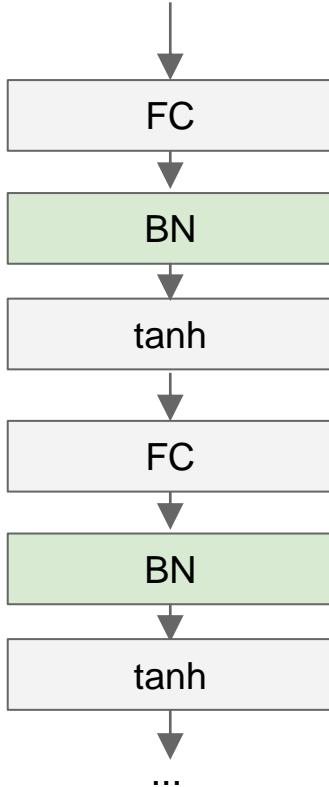
1. Calculăm media empirică și
dispersia pentru fiecare dimensiune
(independent)

2. Normalizăm

$$\hat{x}^{(k)} = \frac{x^{(k)} - \text{E}[x^{(k)}]}{\sqrt{\text{Var}[x^{(k)}]}}$$

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Normalizarea Batch



Se inserează de obicei după straturile “fully connected” sau după cele conoluționale, înainte de non-liniarități.

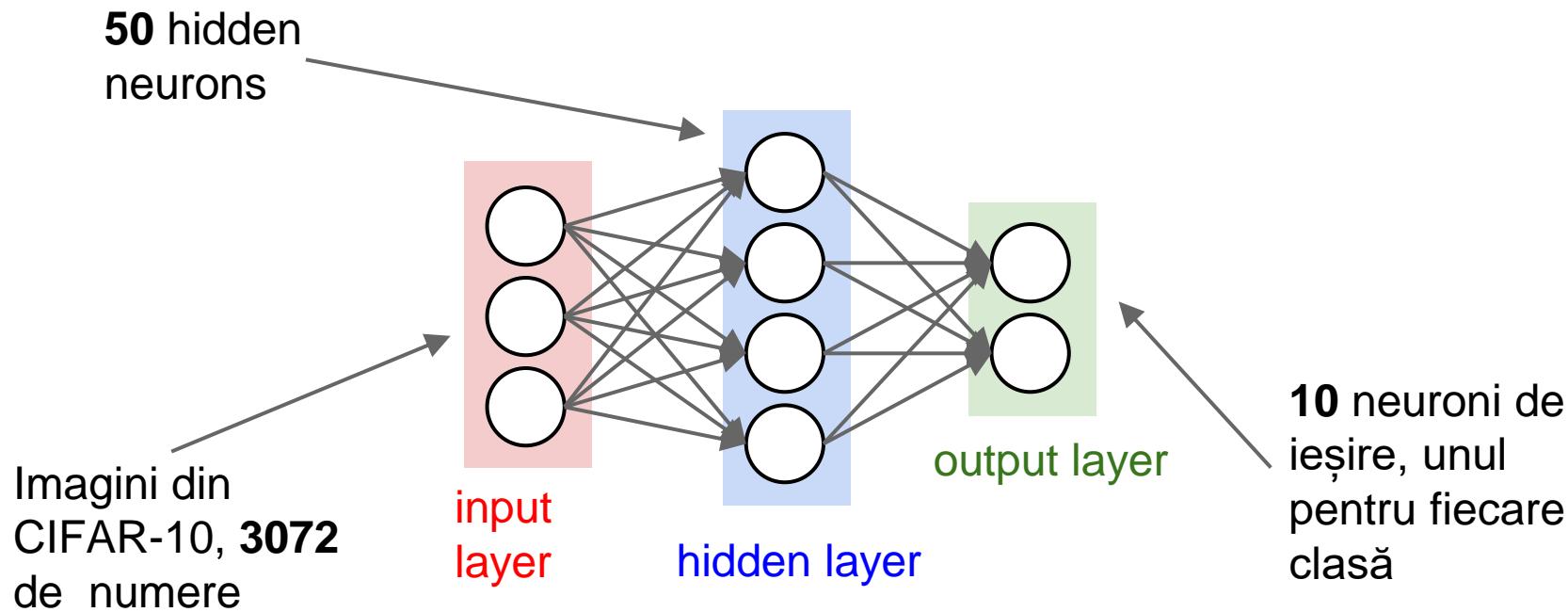
$$\hat{x}^{(k)} = \frac{x^{(k)} - \text{E}[x^{(k)}]}{\sqrt{\text{Var}[x^{(k)}]}}$$

[Ioffe and Szegedy, 2015]

Asistarea procesului de învățare

Alegerea arhitecturii potrivite

Începem cu un strat ascuns de 50 de neuroni, apoi mărim gradual capacitatea rețelei

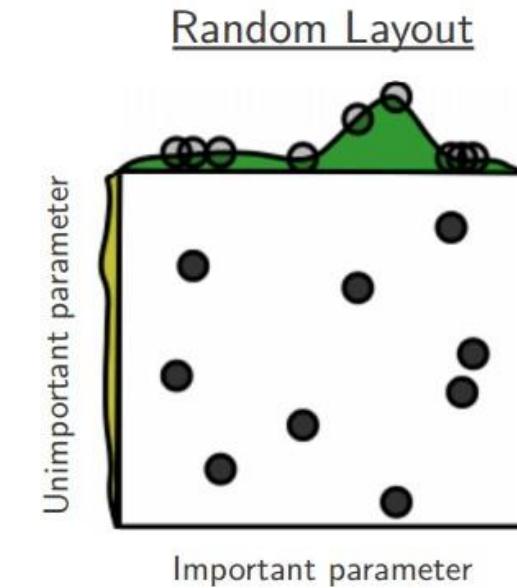
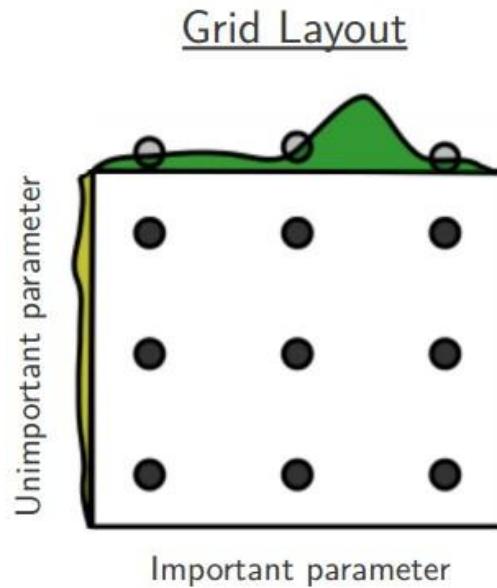


Sfaturi practice

1. Dezactivăm regularizarea și verificăm dacă valoarea funcției de pierdere este rezonabilă (~2.5 pentru 10 clase este ok)
2. Când adăugăm regularizare, valoarea funcției de pierdere ar trebui să crească, e.g. 3.2
3. Ne asigurăm că putem face overfitting pe o parte mică din setul de antrenare (e.g. 20 de exemple)

Optimizarea hiperparametrilor

Strategii de căutare: aleator versus grid



Random Search for Hyper-Parameter Optimization
Bergstra and Bengio, 2012

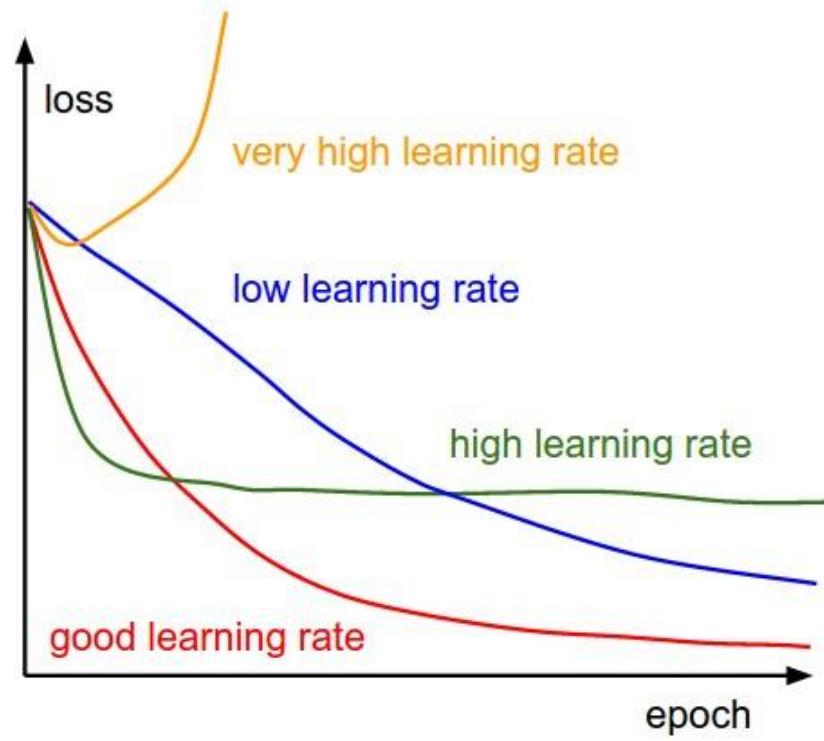
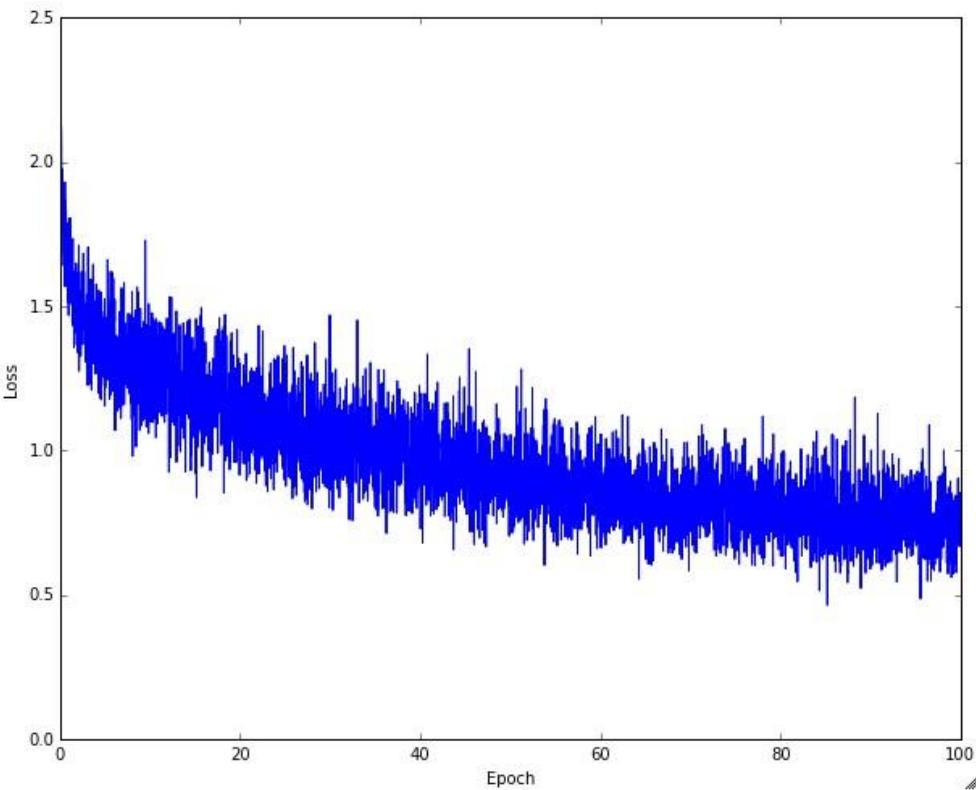
Hiperparametrii care pot fi optimizați

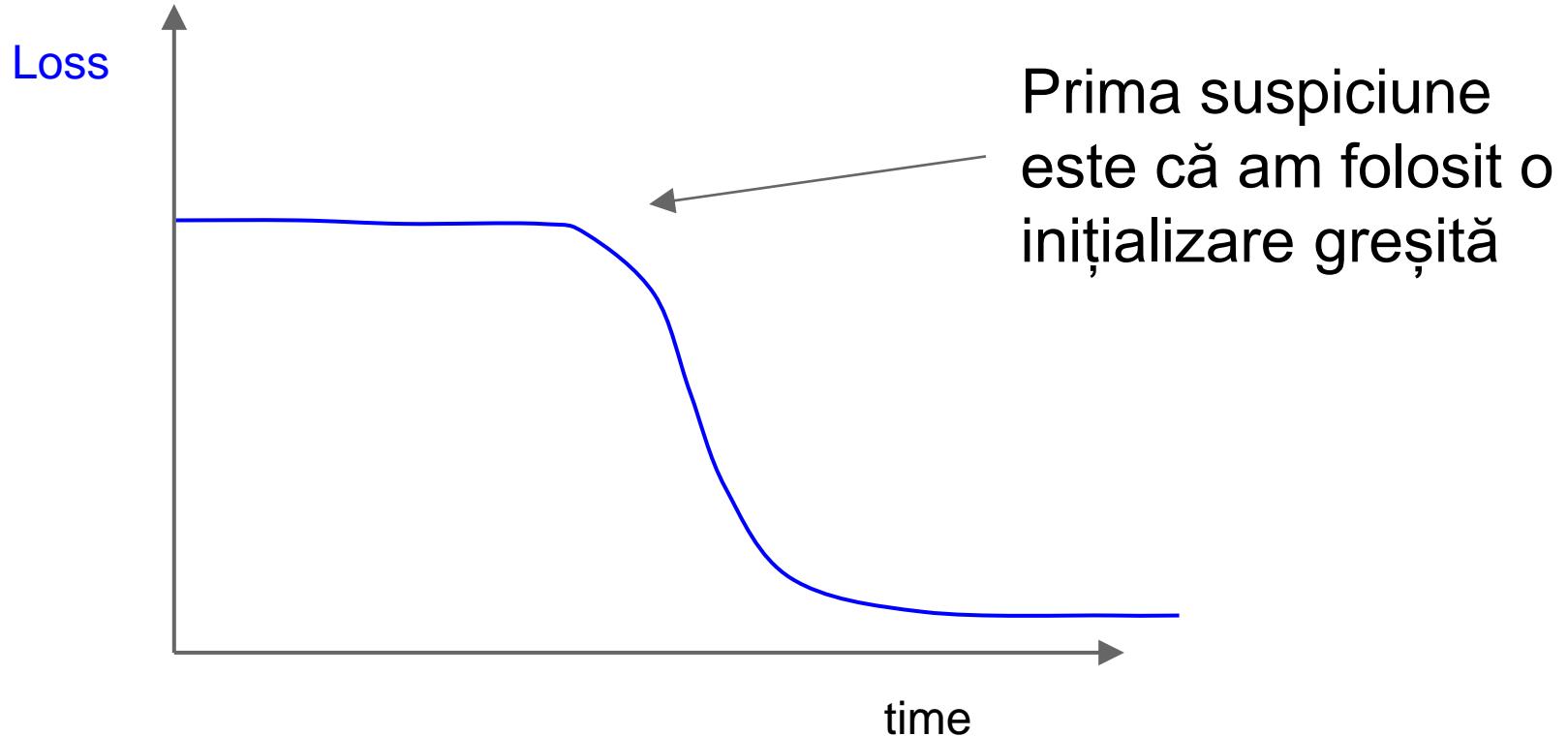
- Arhitectura rețelei
- Rata de învățare, cum se degradează rata (decay)
- Algoritmul de învățare: SGD, SGD cu moment, etc.
- Regularizarea (L2 / Dropout)

Lucrul cu rețelele neuronale
(muzica = funcția de pierdere)

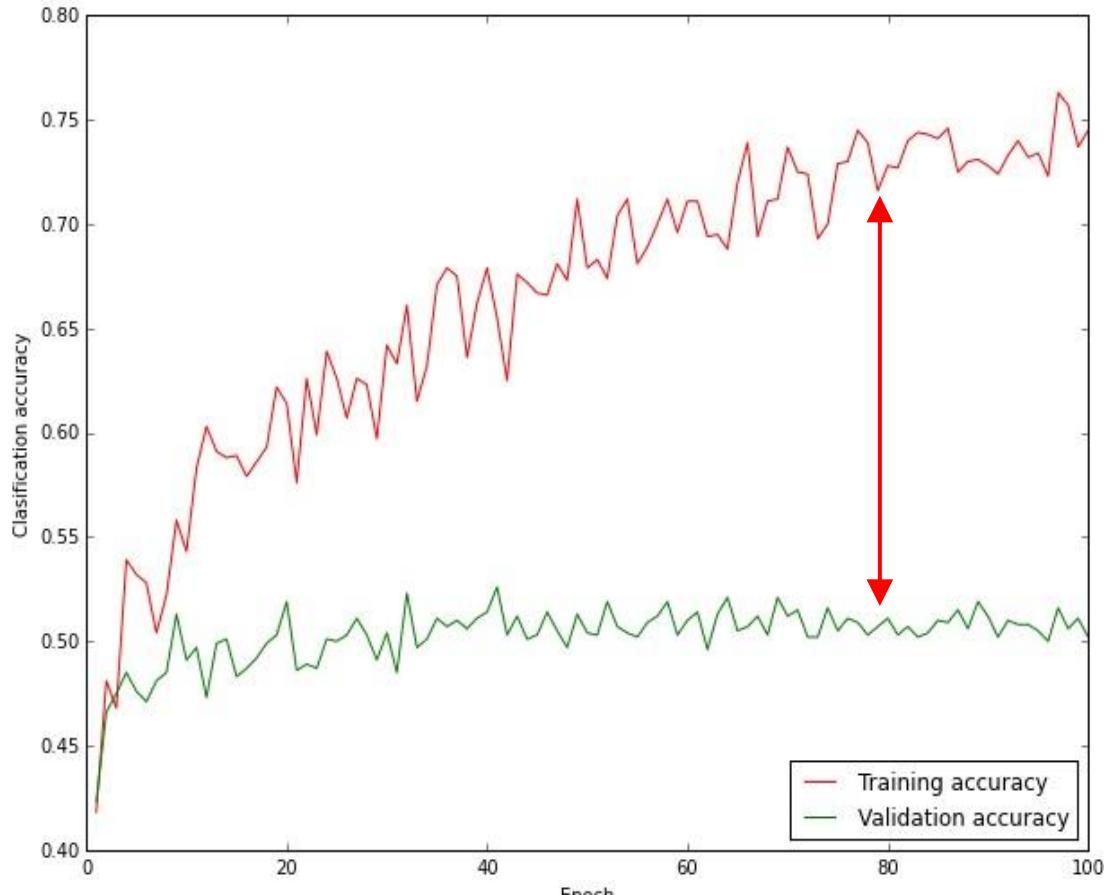


Monitorizăm evoluția funcției de pierdere





Monitorizăm evoluția acurateții



distanță mare = overfitting
=> Creștem regularizarea?

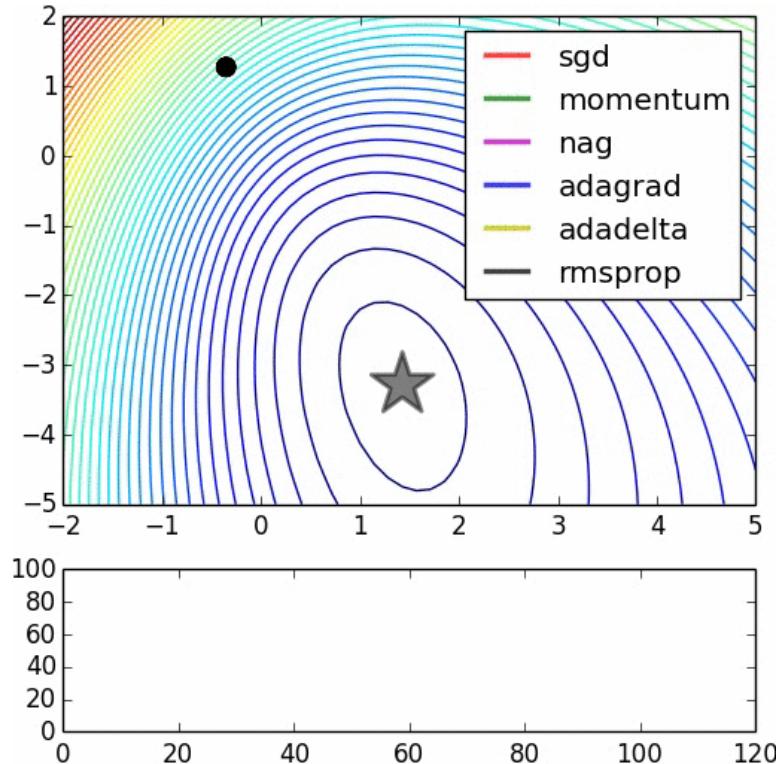
distanță foarte mică
=> Creștem capacitatea modelului?

Sfaturi practice (până acum)

- Funcții de activare (**folosim ReLU**)
- Preprocesarea datelor (**imagini: scădem media**)
- Inițializarea ponderilor (**folosim Xavier**)
- Batch Normalization (**folosim**)
- Asistarea procesului de învățare
- Optimizarea hiperparametrilor (**încercări aleatoare**)

Algoritmul de optimizare

Există diverse variante ale algoritmului de antrenare

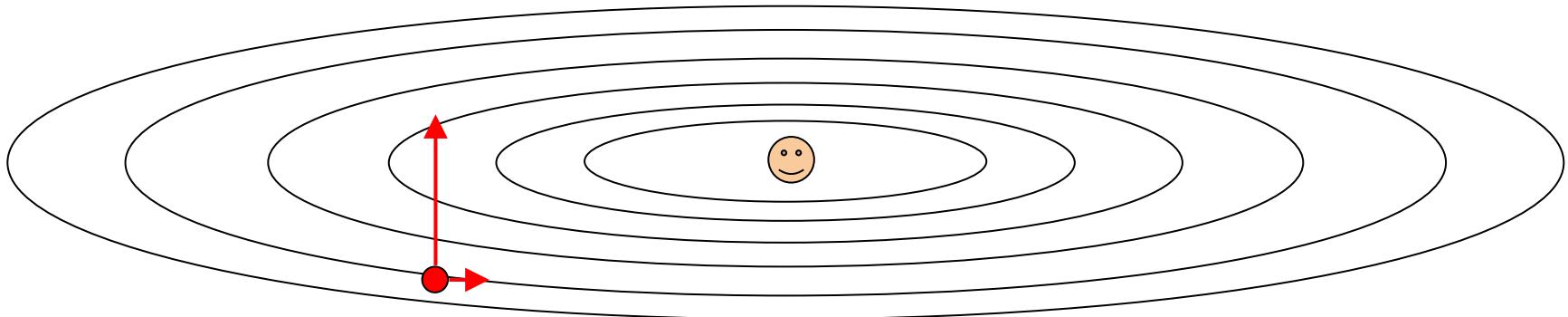


Imagine de Alec Radford

Algorimtul coborârii pe gradient (Python)

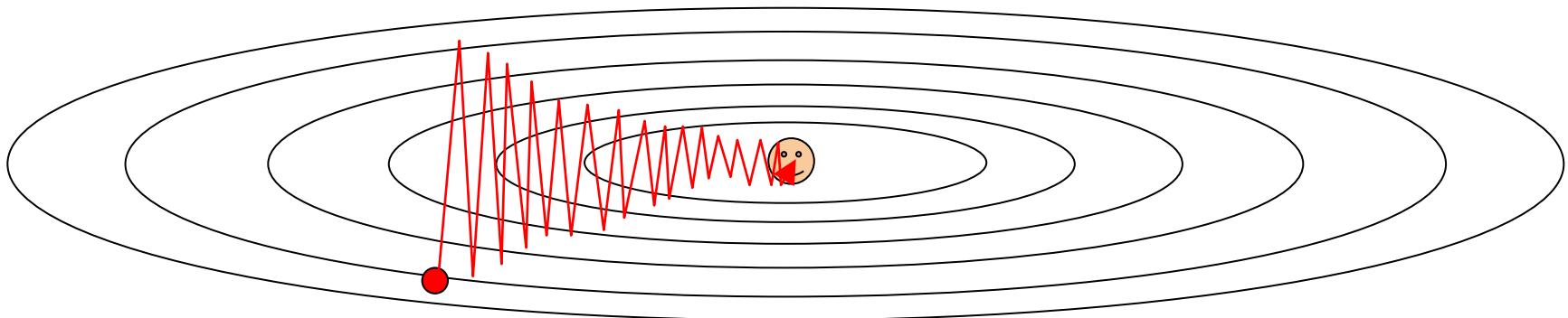
```
def GD(w0, X, goal, learningRate):  
    perfGoalNotMet = true  
    w = w0  
  
    while perfGoalNotMet:  
        gradient = eval_gradient(X, w)  
        w_old = w  
        w = w - learningRate * gradient  
        perfGoalNotMet = sum(abs(w - w_old)) > goal
```

Dacă funcție este abruptă pe verticală, dar lină pe orizontală:



Q: Care este traекторia de-a lungul căreia algoritmul SGD converge către minim?

Dacă funcție este abruptă pe verticală, dar lină pe orizontală:



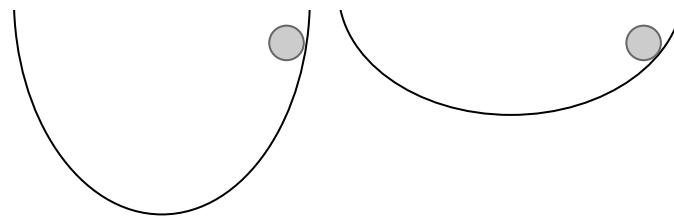
Q: Care este traекторia de-a lungul căreia algoritmul SGD converge către minim? Progres încet pe direcția cu pantă lină, zig zag pe direcția abruptă

Algoritmul SGD cu moment (Python)

```
def GD(w0, X, goal, learningRate, mu):  
    perfGoalNotMet = true  
    w = w0  
    v = 0  
    while perfGoalNotMet:  
        gradient = eval_gradient(X, w)  
        w_old = w  
        v = mu * v - learningRate * gradient  
        w = w + v  
  
    perfGoalNotMet = sum(abs(w - w_old)) > goal
```

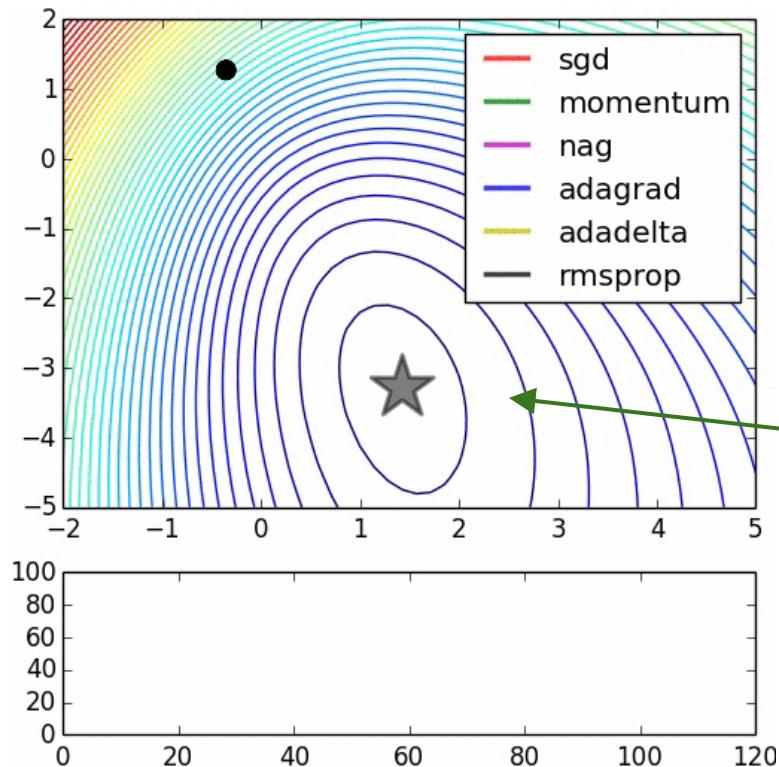
Algorimtul SGD cu moment

- Interpretarea fizică a unei mingi care se rostogolește pe funcția de pierdere
- Forța de frecare este dată de coeficientul μ
- μ = deobicei în jur de ~0.9, 0.95 sau 0.99 (câteodată se modifică în timp, e.g. de la 0.5 către 0.99)



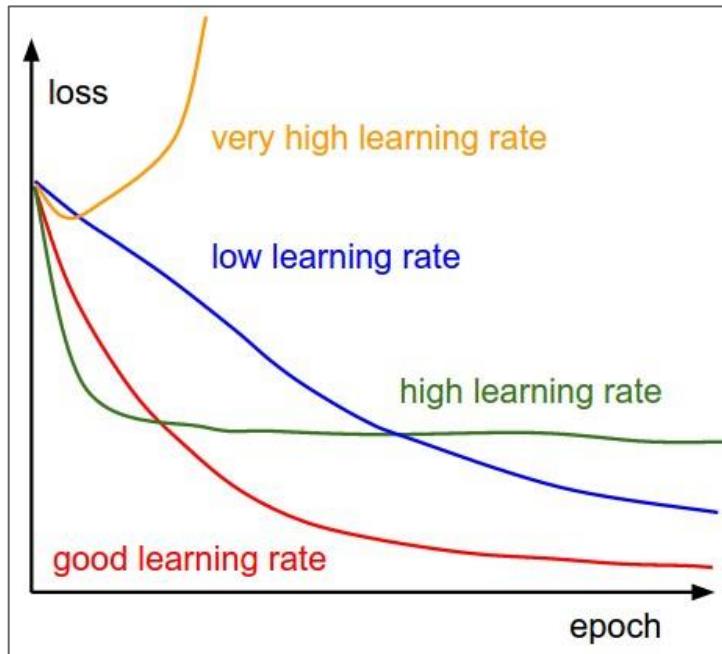
- Permite acumularea vitezei de-a lungul direcțiilor cu pantă lină
- Viteza se amortizează de-a lungul direcției abrupte din cauza schimbării dese a semnului / direcției de coborâre

SGD vs SGD cu moment



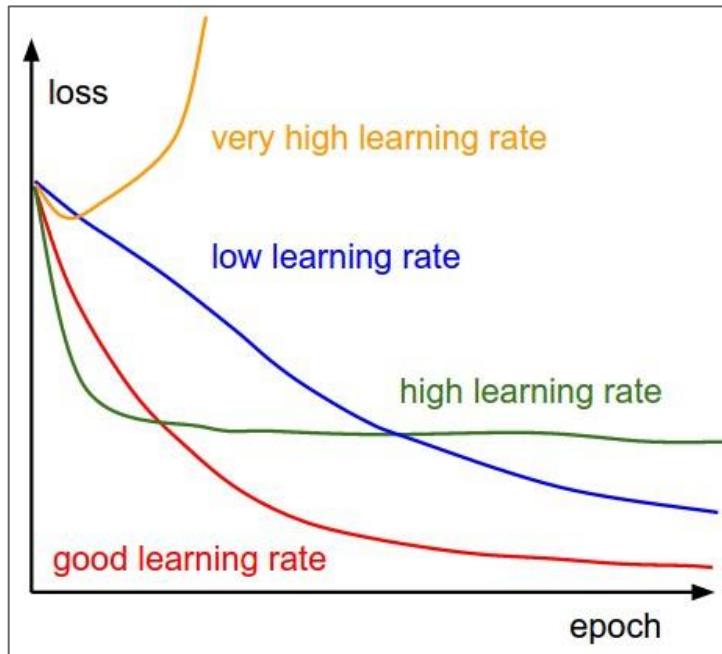
Observăm cum SGD cu moment depășește ținta, dar per total ajunge la minimul local mult mai rapid

Rata de învățare este un hiperparametru al SGD / SGD cu moment



Q: Care din aceste rate de
învățare este mai potrivită?

Rata de învățare este un hiperparametru al SGD / SGD cu moment



=> Declinul ratei de învățare în timp

step decay:

e.g. rata de învățare se înjumătățește după fiecare câteva epoci

exponential decay:

$$\alpha = \alpha_0 e^{-kt}$$

1/t decay:

$$\alpha = \alpha_0 / (1 + kt)$$

Evaluare:
Ansamble de modele

Ansamble de modele

1. Antrenăm independent mai multe modele
2. La testare, calculăm media predicțiilor

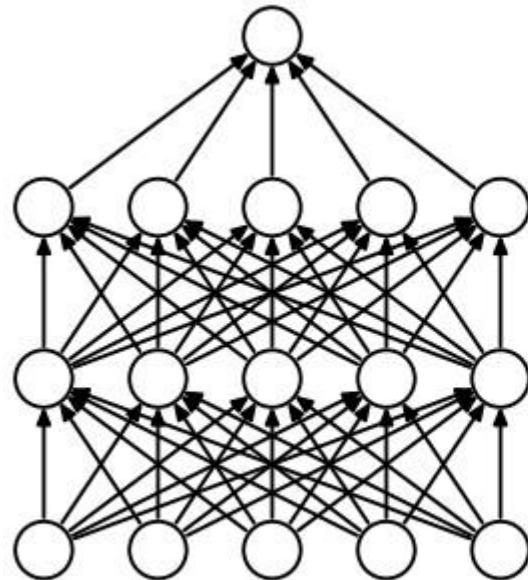
De obicei, acuratețea crește cu ~2%

Sfat practic: o mică îmbunătățire se poate obține și prin calcularea mediei predicțiilor date de un singur model, salvat la momente de timp diferite în timpul antrenării

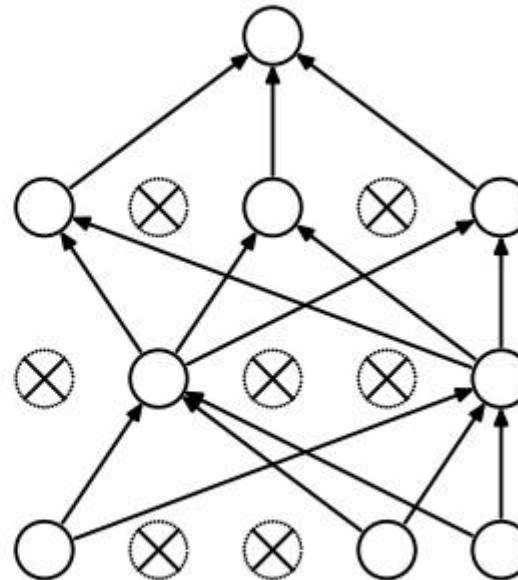
Regularizare folosind
Dropout

Regularizarea folosind Dropout

Atribuim în mod aleator ponderi egale cu zero pentru o parte din neuroni (echivalent cu a deconecta o parte din neuroni)



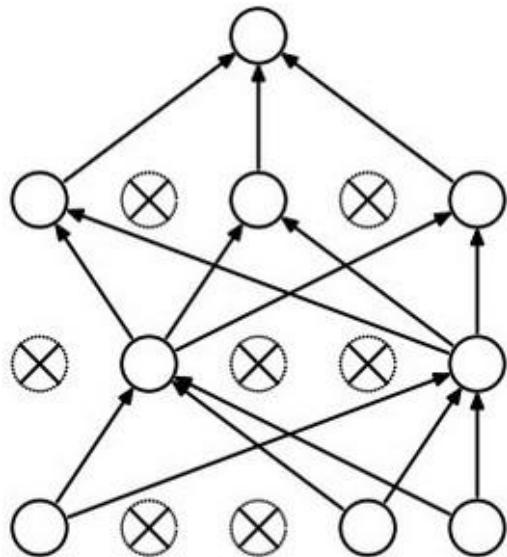
(a) Standard Neural Net



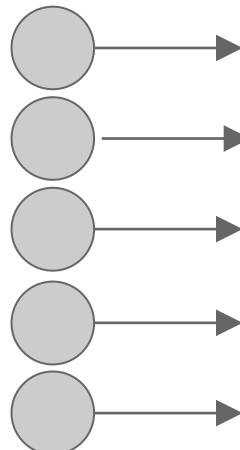
(b) After applying dropout.

[Srivastava et al., 2014]

Cum ar putea fi asta o idee bună?



Forțează rețeaua să producă o reprezentare redundantă



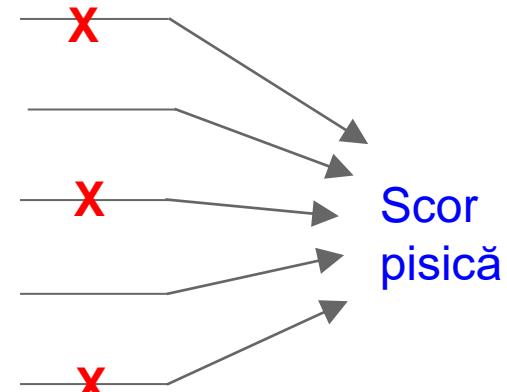
Are ureche

Are coadă

E blănos

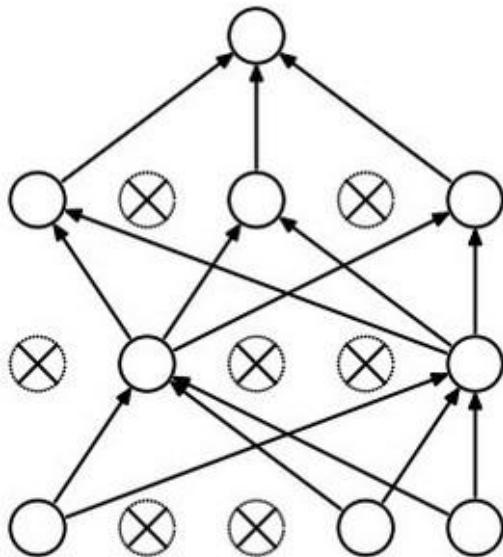
Are gheare

Arată înfricoșător



Scor
pisică

Cum ar putea fi asta o idee bună?

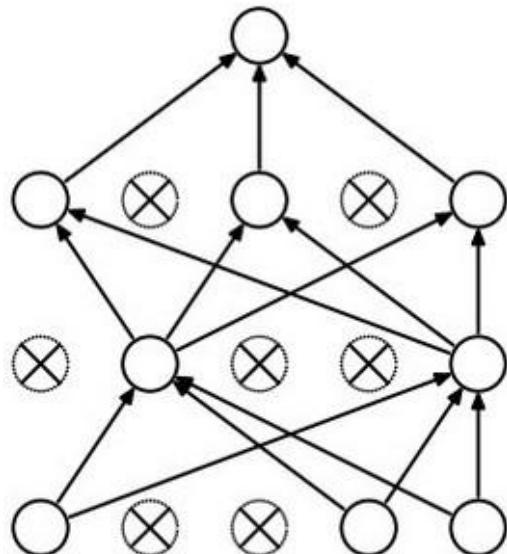


O altă interpretare:

Dropout este echivalent cu antrenarea unui ansamblu de multe modele (care au în comun parametrii)

Fiecare mască binară produce un model care se antrenează pe un exemplu / mini-batch

La testare...



Ideal:

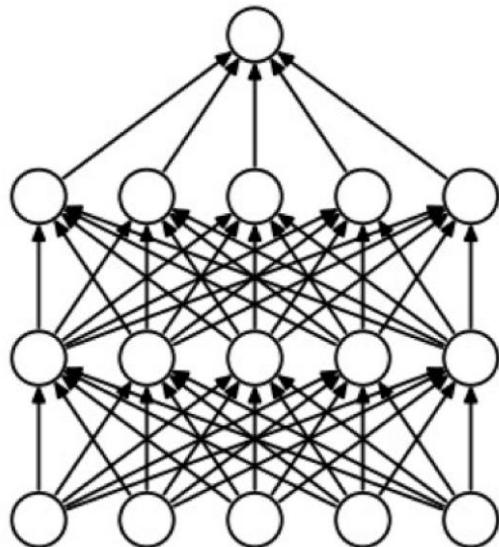
Vrem să eliminăm tot zgomotul

Aproximare Monte Carlo:

Facem mai multe treceri prin rețea folosind diverse măști de dropout, calculând apoi media predicțiilor

La testare...

Putem face totul printr-o singură trecere! (aproximativ)



Activăm toți neuronii (fără dropout)
(acestă variantă poate fi
interpretată ca o aproximare a
întregului ansamblu)