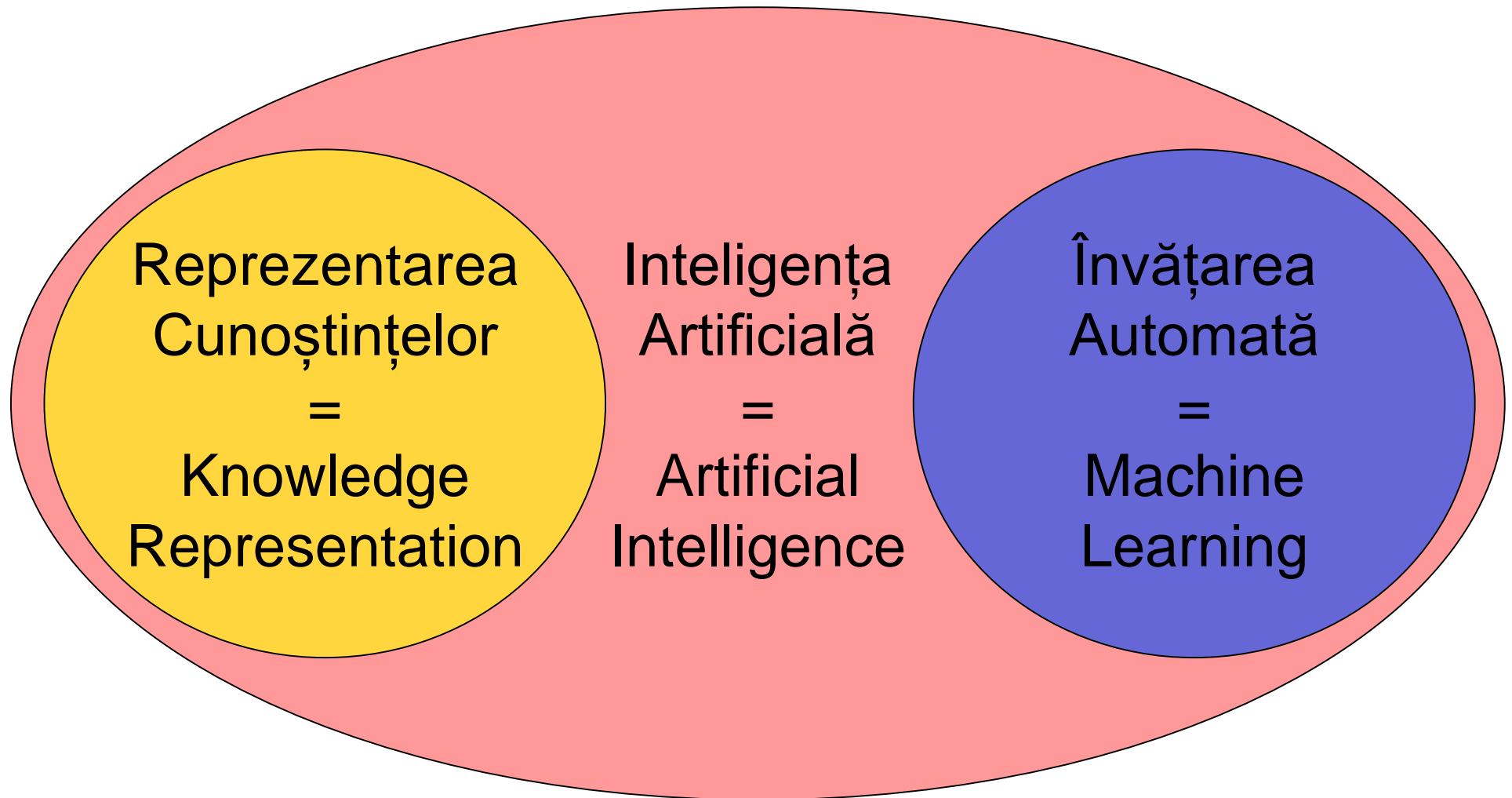


Inteligența artificială. Învățare automată. Concepte de bază.

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

Facultatea de Matematică și Informatică
Universitatea din București

Inteligența artificială și învățarea automată



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 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 1-20 => nota maximă 10
 - Locurile 21-50 => nota maximă 9
 - Locurile 51-80 => nota maximă 8
 - Locurile 81-100 => nota maximă 7
 - Locurile 101-120 => nota maximă 6
 - Locul 121 sau mai jos => nota maximă 5
- Proiectul trebuie prezentat în ultimul laborator (se acordă 2 puncte pentru prezentare)
- Pentru notă > 5 , trebuie depășită performanța baseline

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 oameni învață
- **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 și la 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 îmbunătățește 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

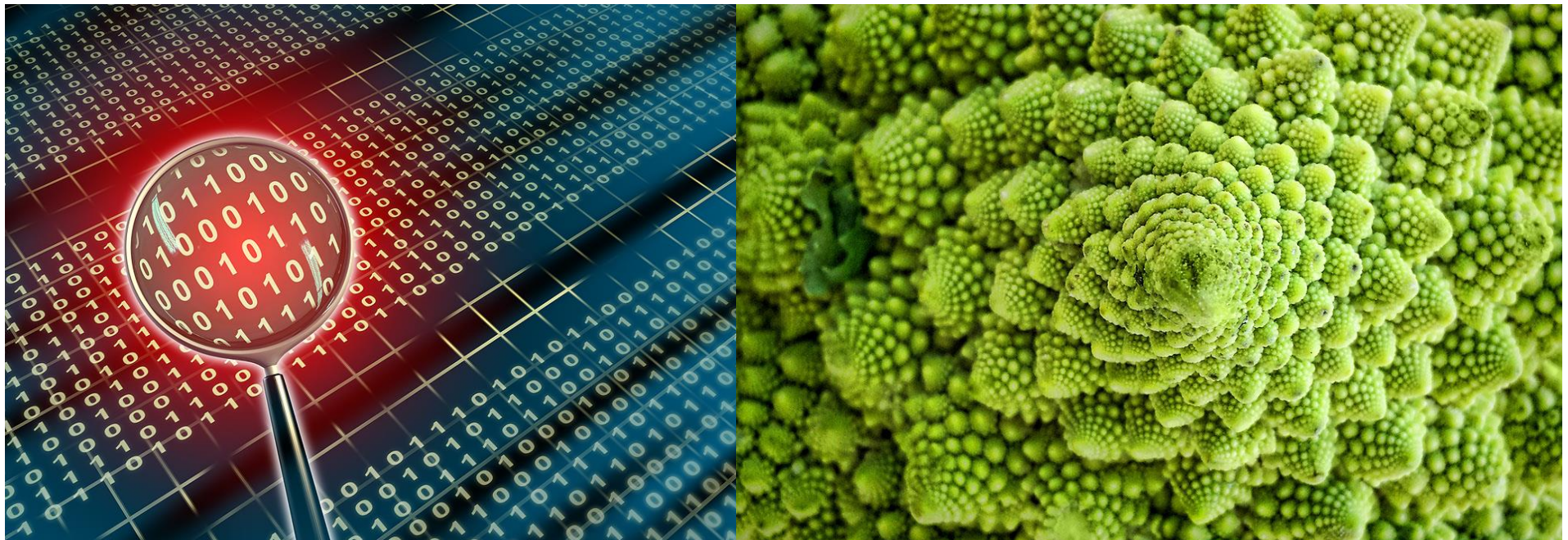


Când se aplică învățarea automată?

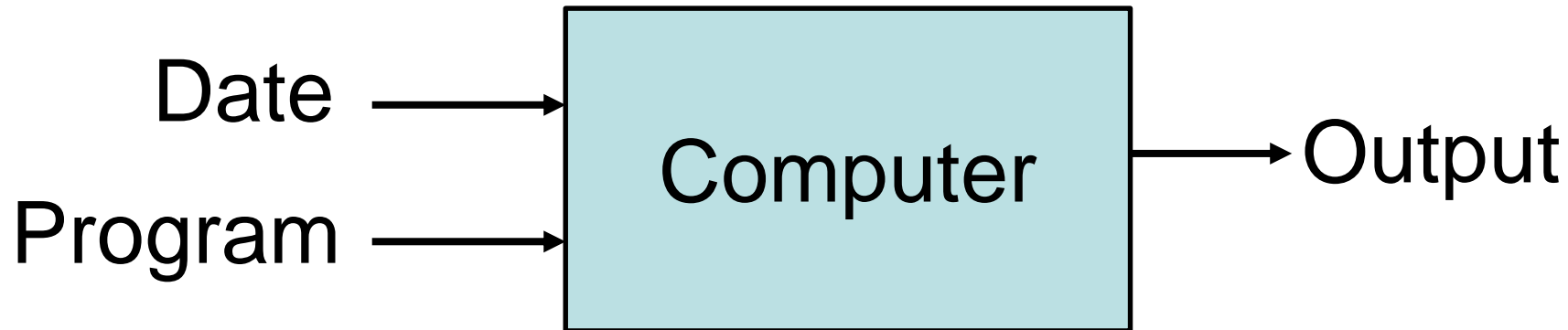
- Se aplică în situații în care este foarte greu (imposibil) să definim un set de reguli de mână / să scriem un program
- Exemple de probleme unde putem aplica învățarea automată:
- Detectarea facială
- Înțelegerea vorbirii
- Prezicerea prețului acțiunilor
- Recunoașterea obiectelor

Esența învățării automate

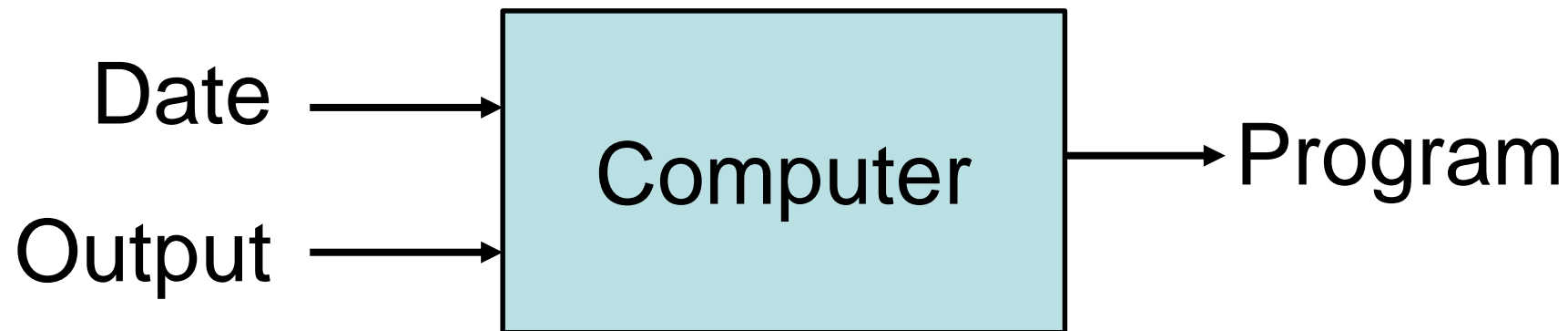
Există un tipar în
Dar nu îl putem exprima programatic / matematic
Avem date / exemple în care regăsim acest tipar



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

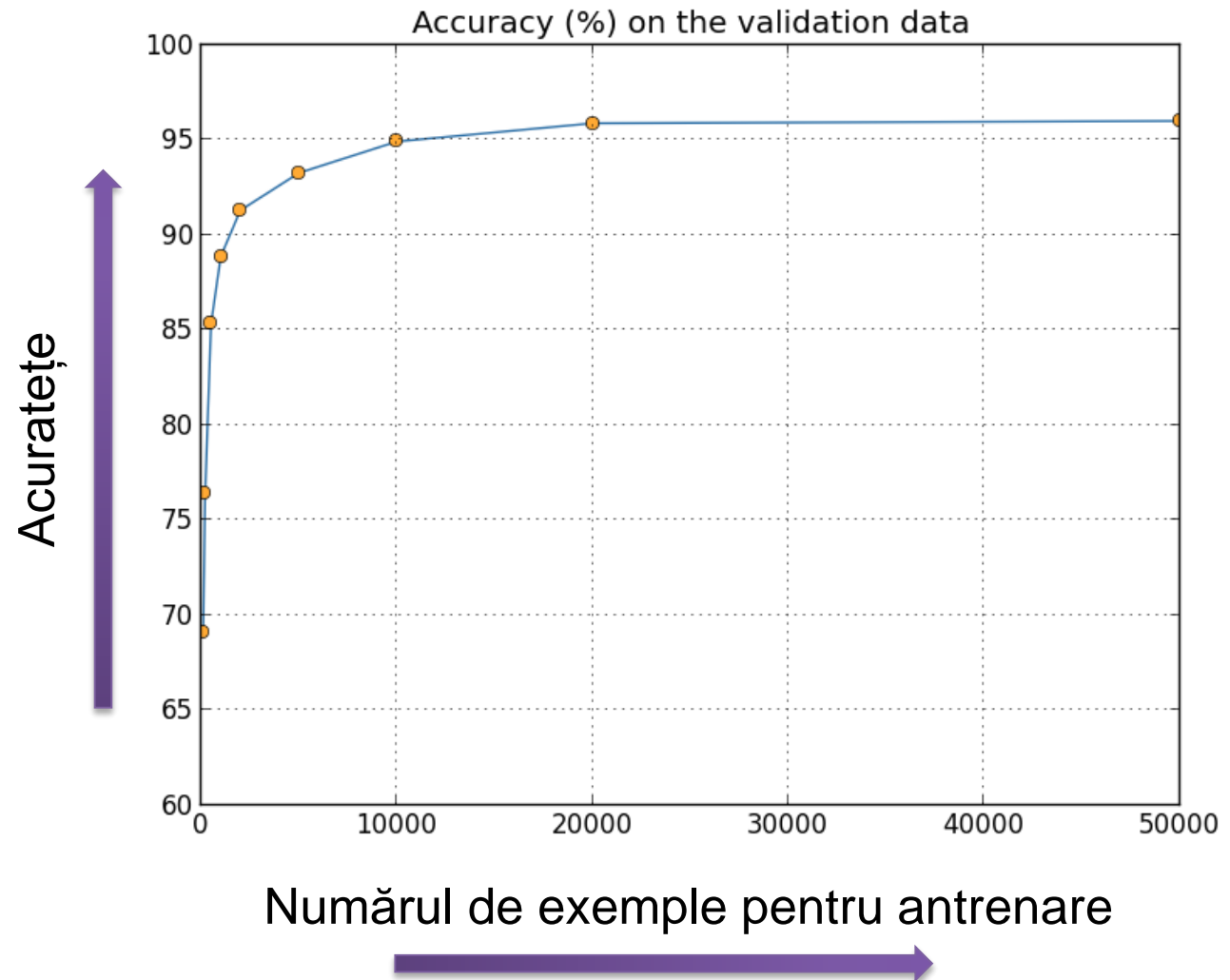
- Anii 1960-1980: "AI Winter"
- Anii 1990: Rețelele neuronale domină, în principal datorită descoperirii algoritmului de propagare a erorii înapoi pentru rețele cu mai multe straturi
- Anii 2000: Metodele kernel domină, în principal din cauza instabilității rețelelor neuronale
- Anii 2010: Revenirea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

$g: X \rightarrow Y$

$y = g(x) = \text{sign}(w^T x)$

Esența învățării automate

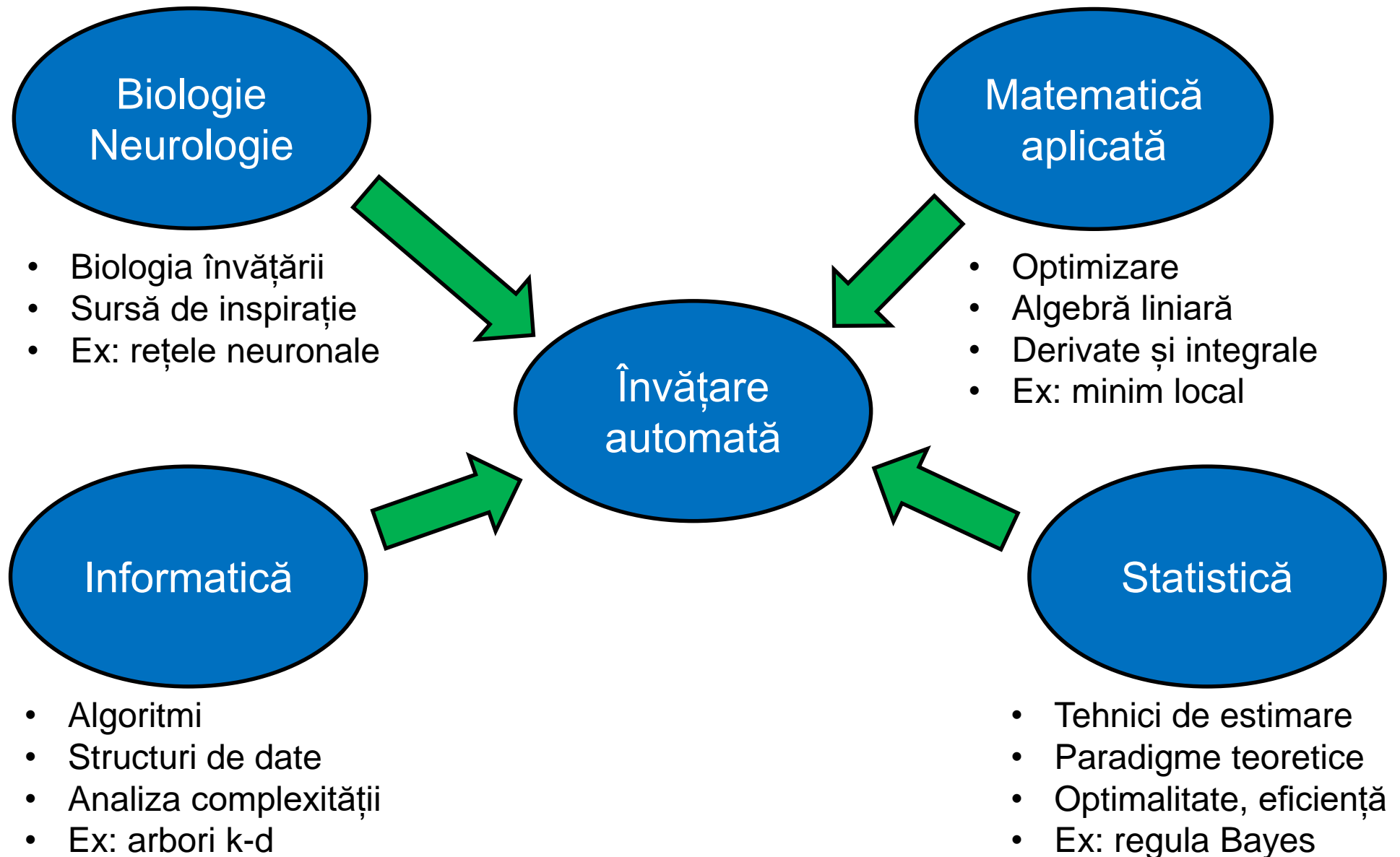
Orice algoritm de învățare automată
are 3 componente:

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

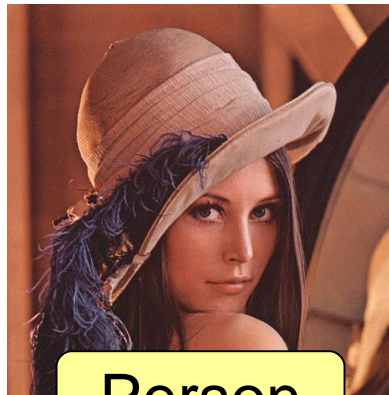
- Avem la dispoziție exemple de obiecte etichetate
- Exemplu 1: recunoașterea obiectelor din imagini cu eticheta obiectelor conținute



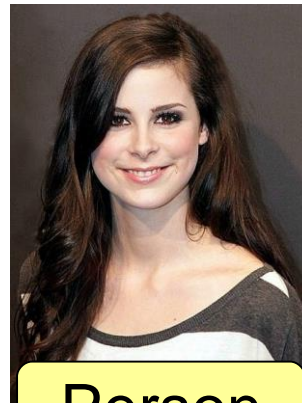
Car



Car



Person



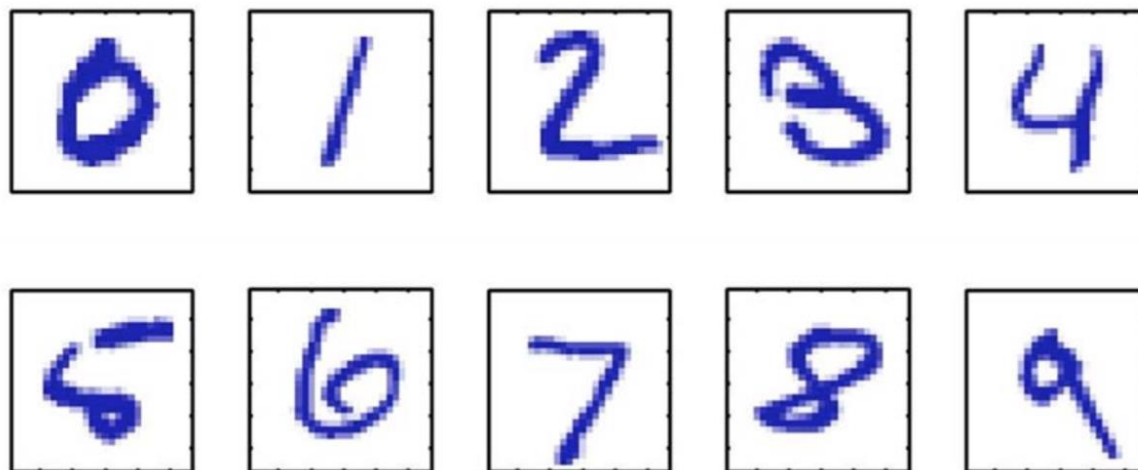
Person



Dog

Învățare supervizată

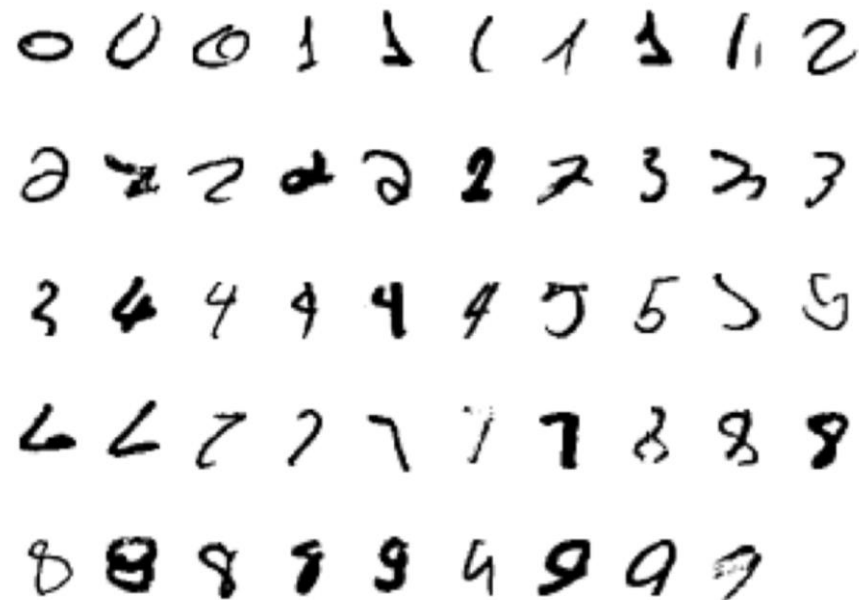
- Exemplu 2: recunoașterea caracterelor scrise de mână (setul de date MNIST)



- Imagini de 28 x 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 convoluționale)
- 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

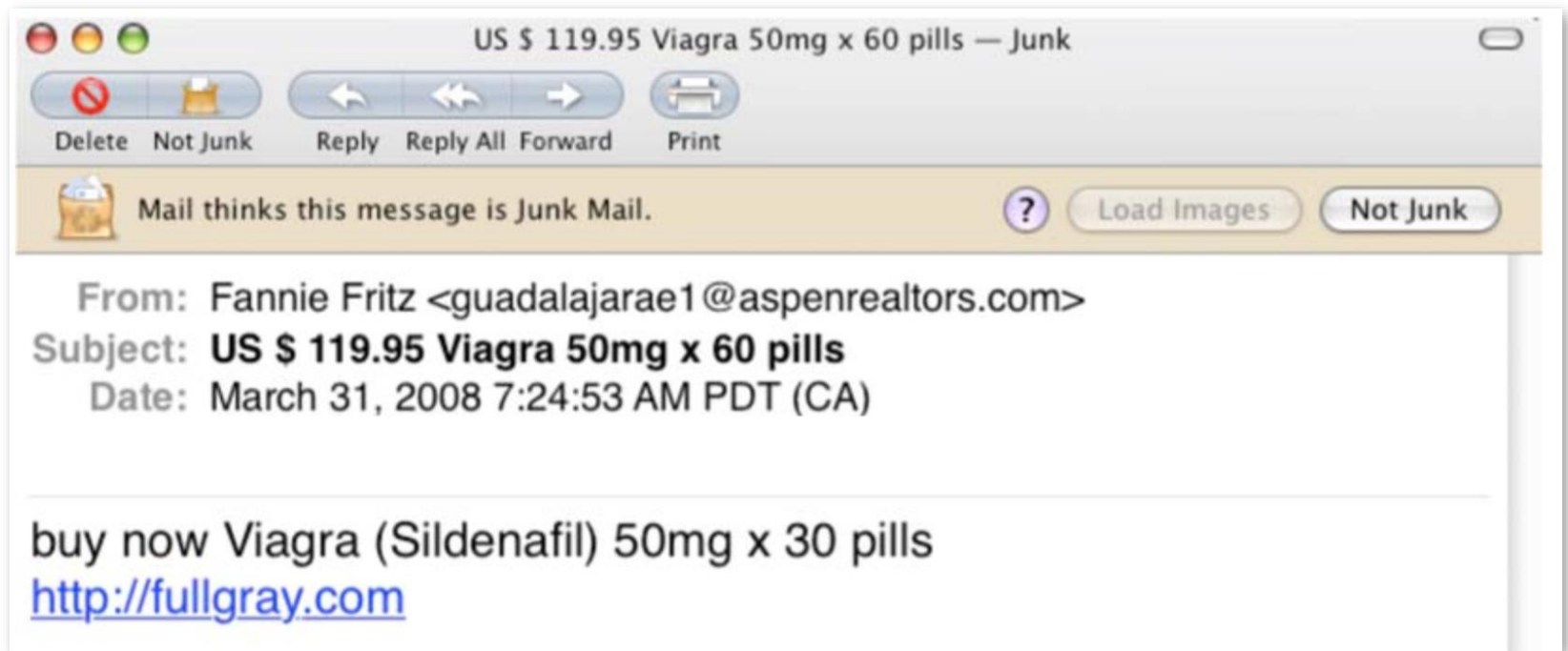
- Exemplu 3: detectare facială



- 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



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

Numărăm cuvintele

Obținem X

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

$$\begin{pmatrix} \text{free} & 1 \\ \text{money} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \text{account} & 2 \\ \vdots & \vdots \end{pmatrix}$$



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 as a late foreign customer.

When I discovered that there had been neither deposits nor withdrawals from this account, none of the family member or relations of the late person are aware of this account, (Five Million USA Dollars).



Yoshua Bengio <yoshua.bengio@gmail.com>

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

Nice slides!

See you next week,

—Yoshua

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

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

= 1.03

De ce combinație liniară?

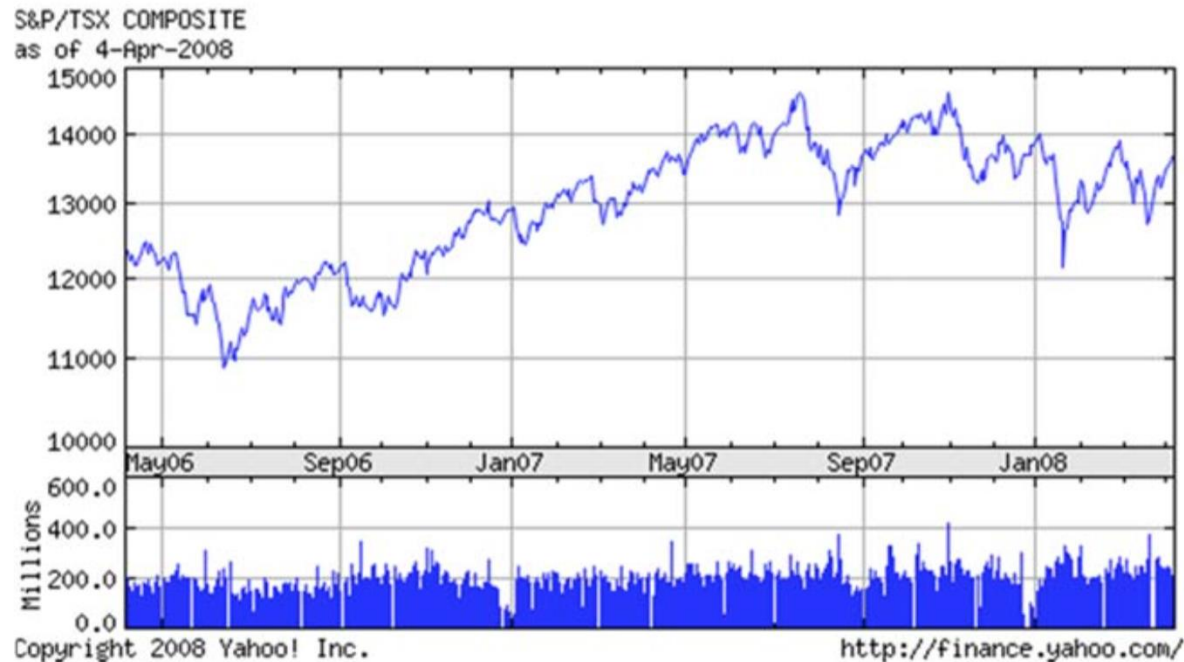
De unde vin aceste ponderi?



Confidență / garanția performanței?

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
- Acesta 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



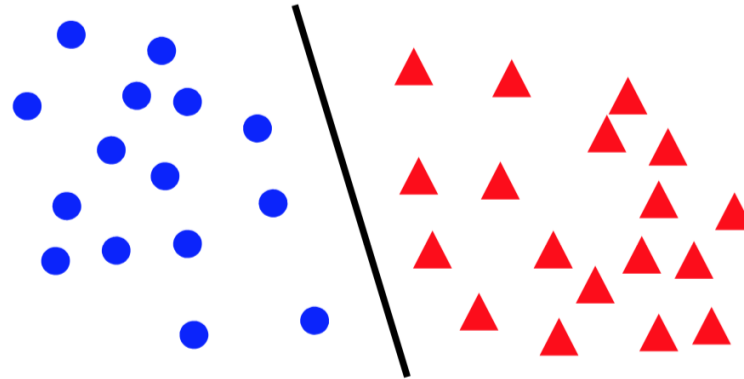
3.64



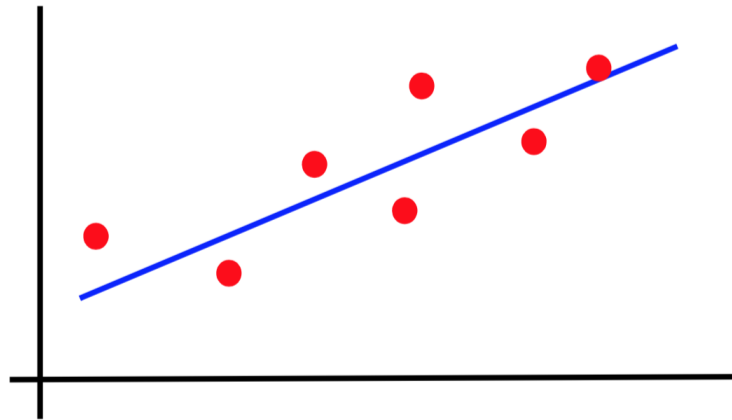
- Scopul este de a prezice cât de dificil ar fi pentru un om să recunoască obiectele din imagine
- Acesta este un task de regresie, deoarece output-ul este unul continuu

Formele canonice ale problemelor de învățare supervizată

- Clasificare

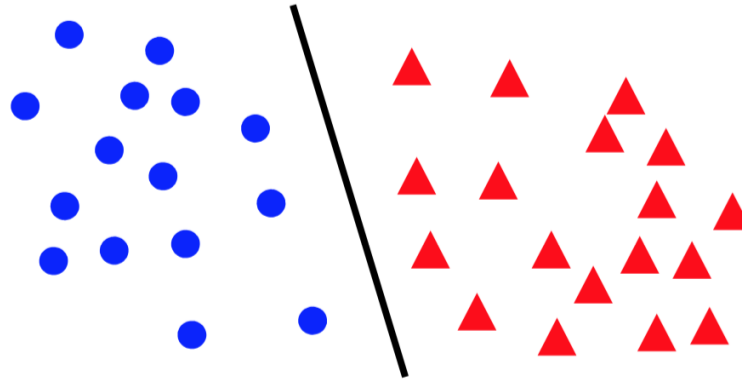


- Regresie

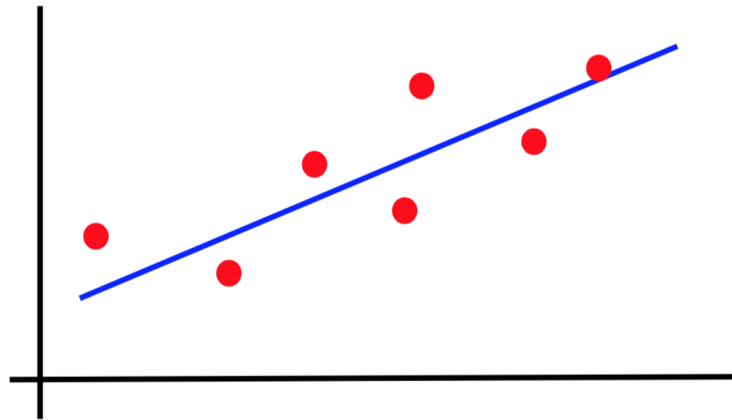


Estimarea vârstei unei persoane din imagini

- Clasificare?

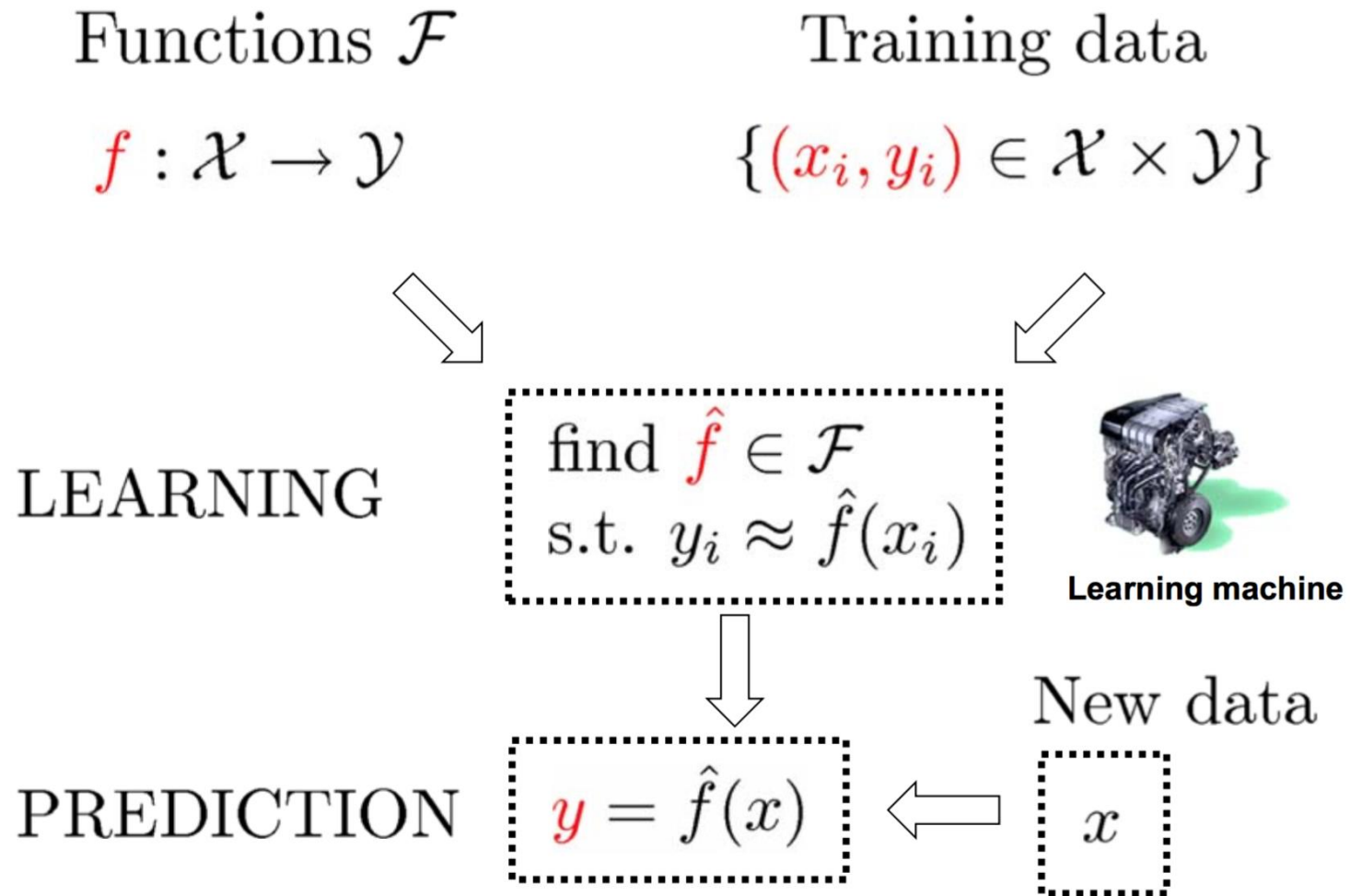


- Regresie?



Ce vârstă?

Paradigma de învățare supervizată

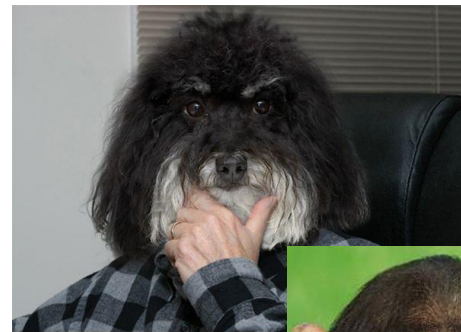


Modele de învățare supervizată

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

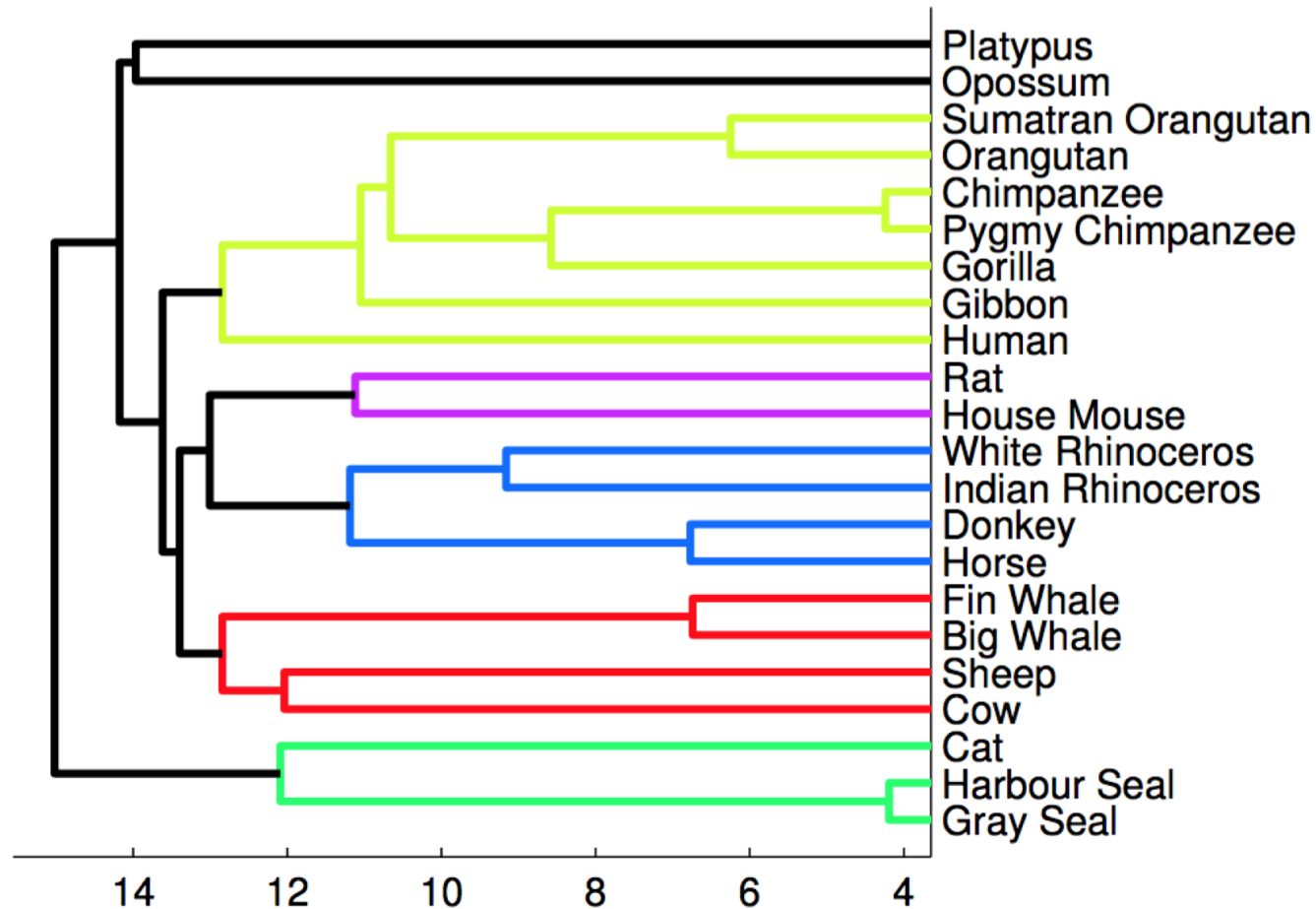
Învățare nesupervizată

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



Învățare nesupervizată

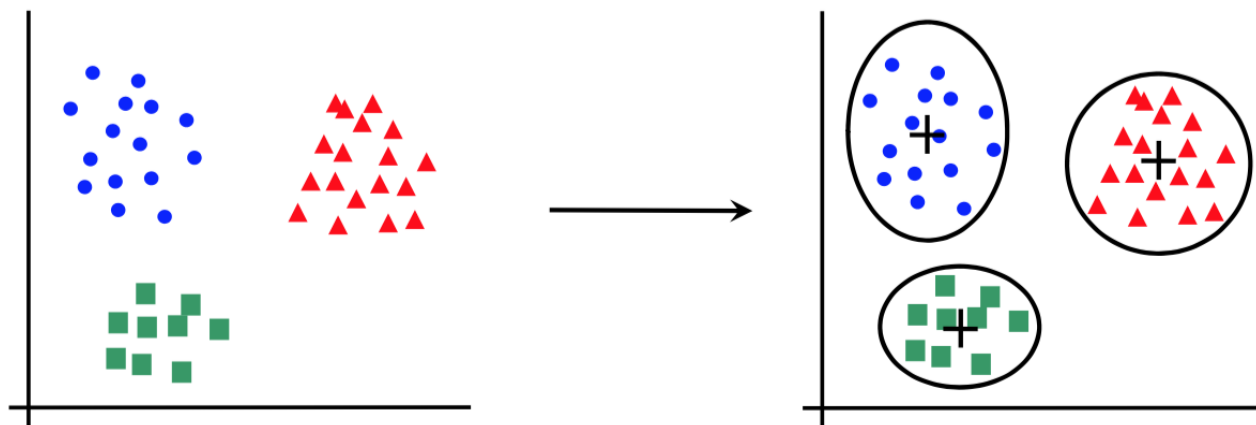
- Exemplu 2: gruparea mamiferelor pe familii, specii, etc.



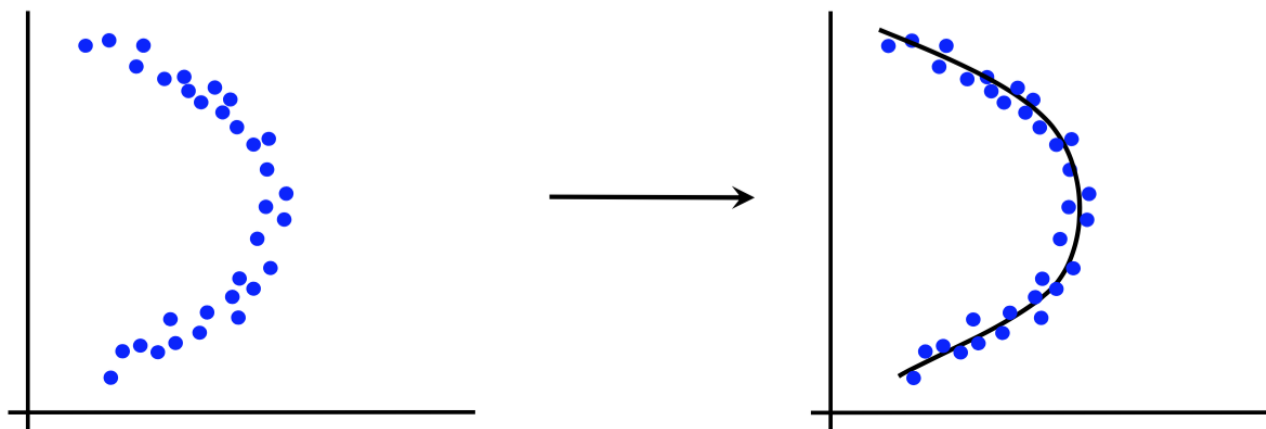
- Generarea arborelui filogenetic pe baza secvențelor ADN

Formele canonice ale problemelor de învățare nesupervizată

- Grupare (clustering)



- Reducerea dimensiunii

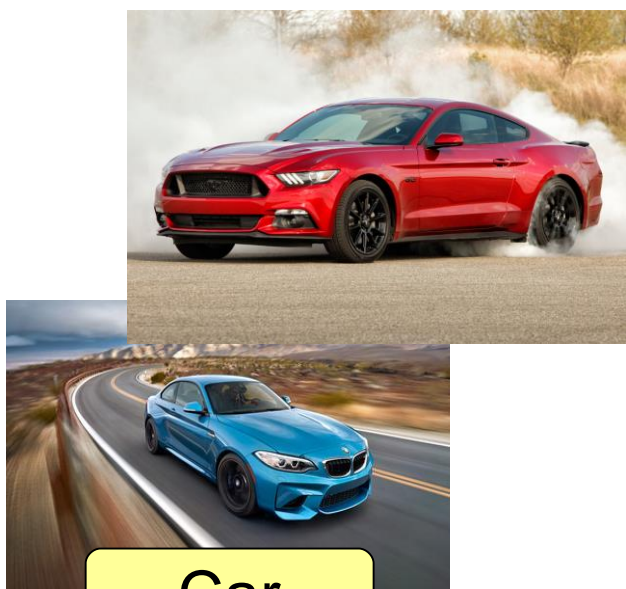


Modele de învățare nesupervizată

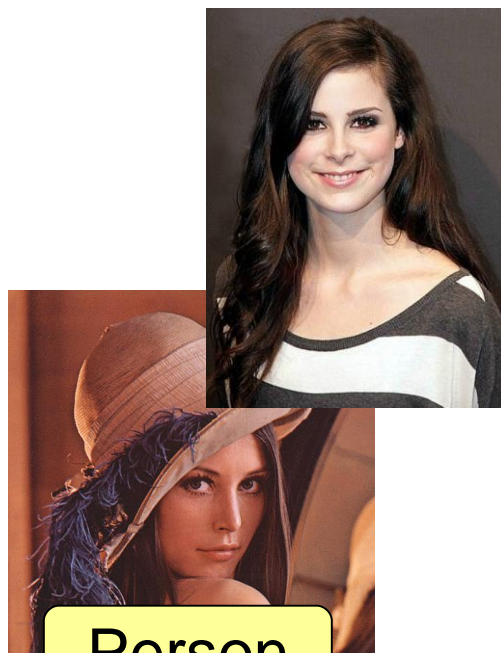
- K-means clustering
- Clustering ierarhic
- Analiza în componente principale
- Altele

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



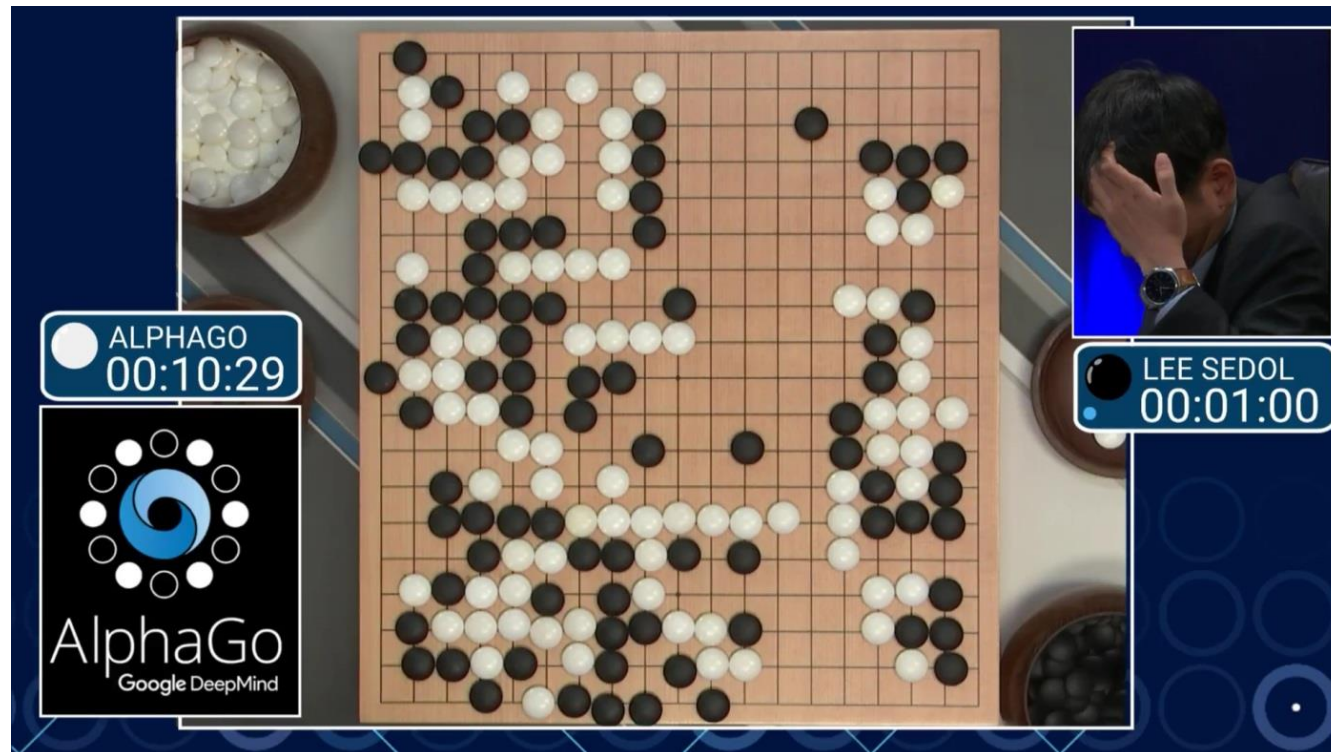
Dog

Învățare ranforsată

- Cu ce diferă această paradigmă de învățare?
- Sistemul învață comportamentul inteligent 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 influențează datele

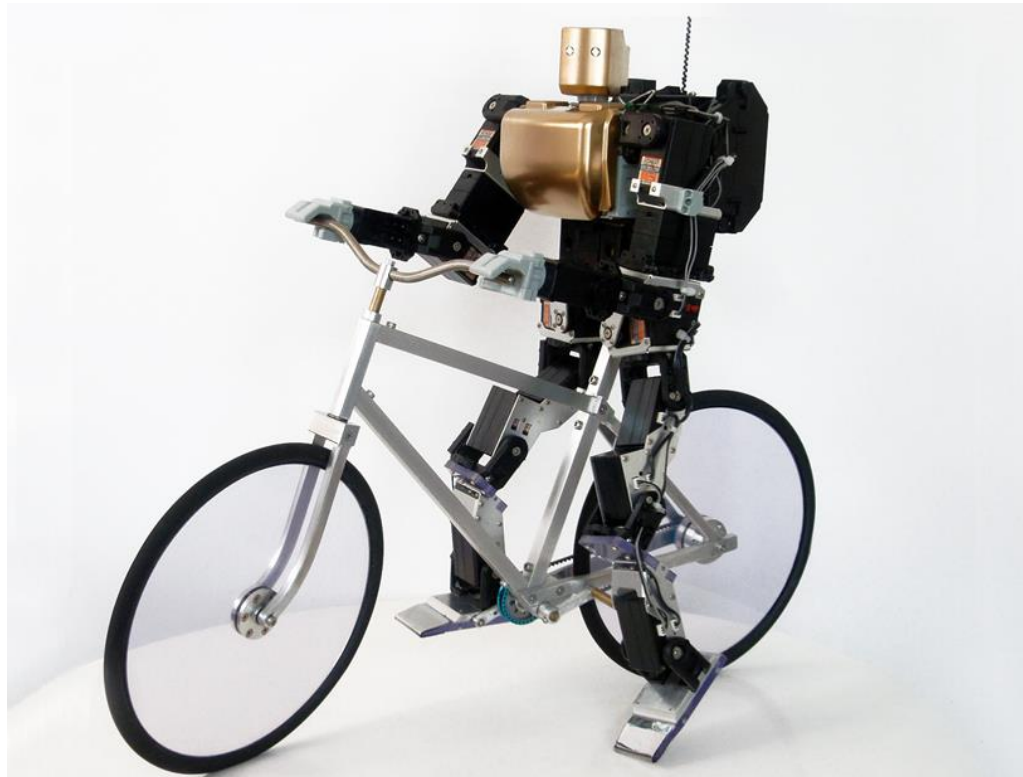
Învățare ranforsată

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



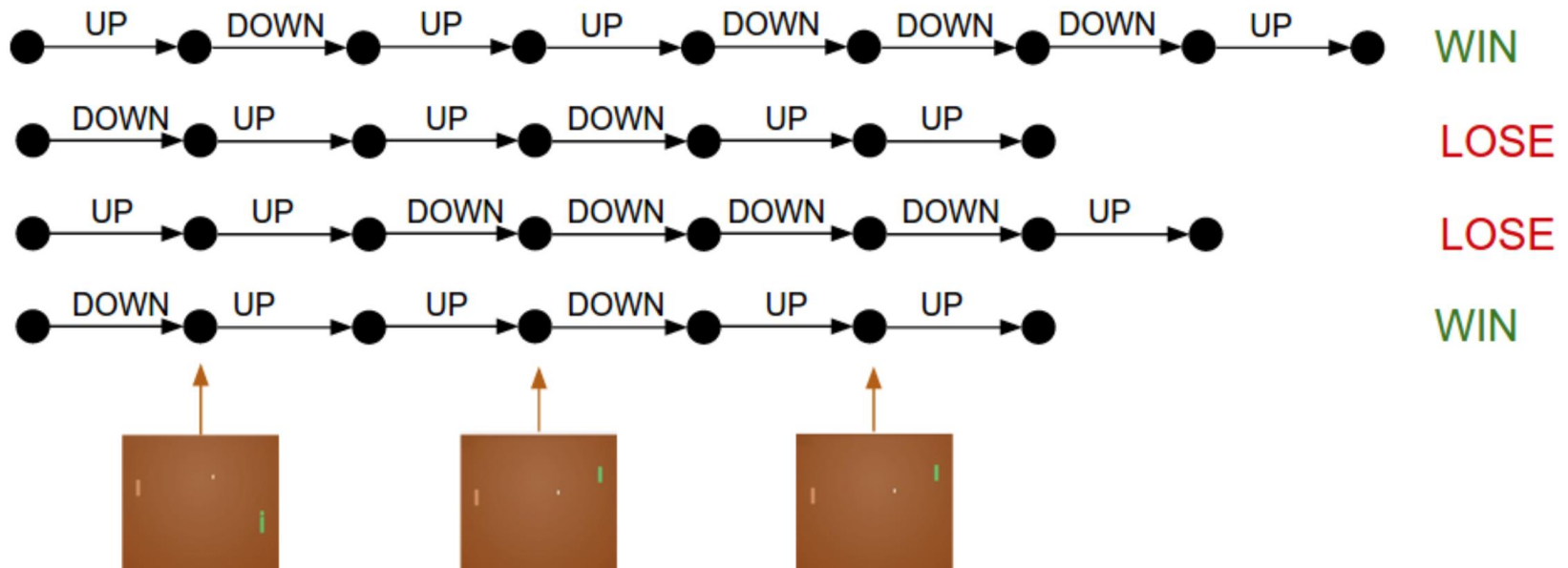
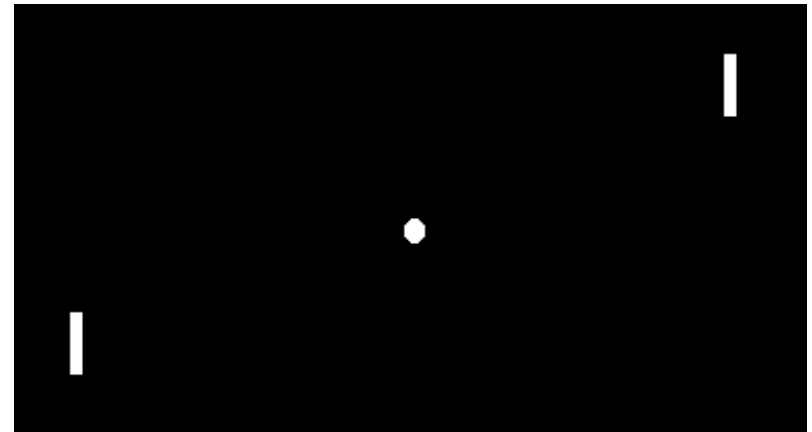
Învățare ranforsată

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

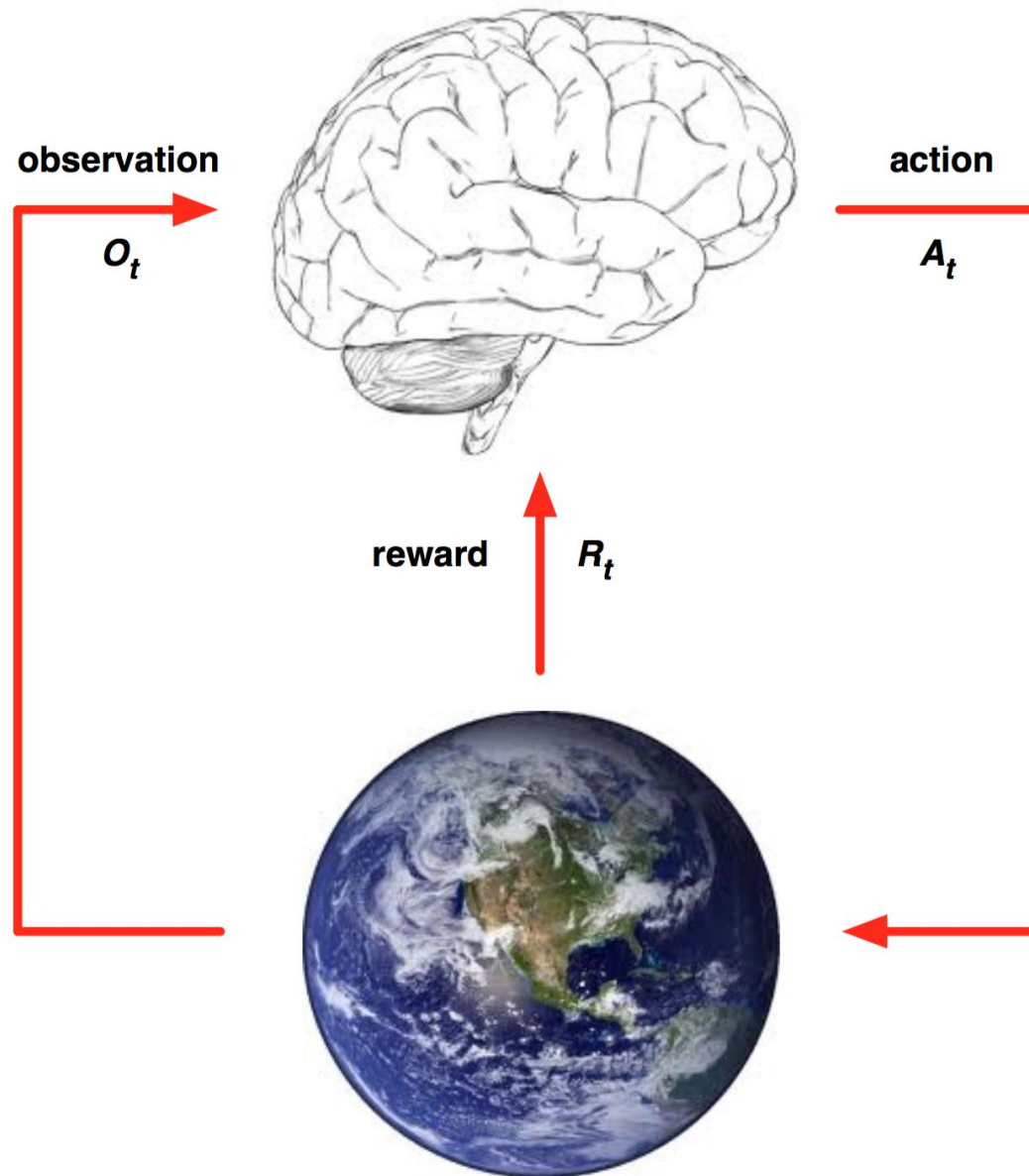


Învățare ranforsată

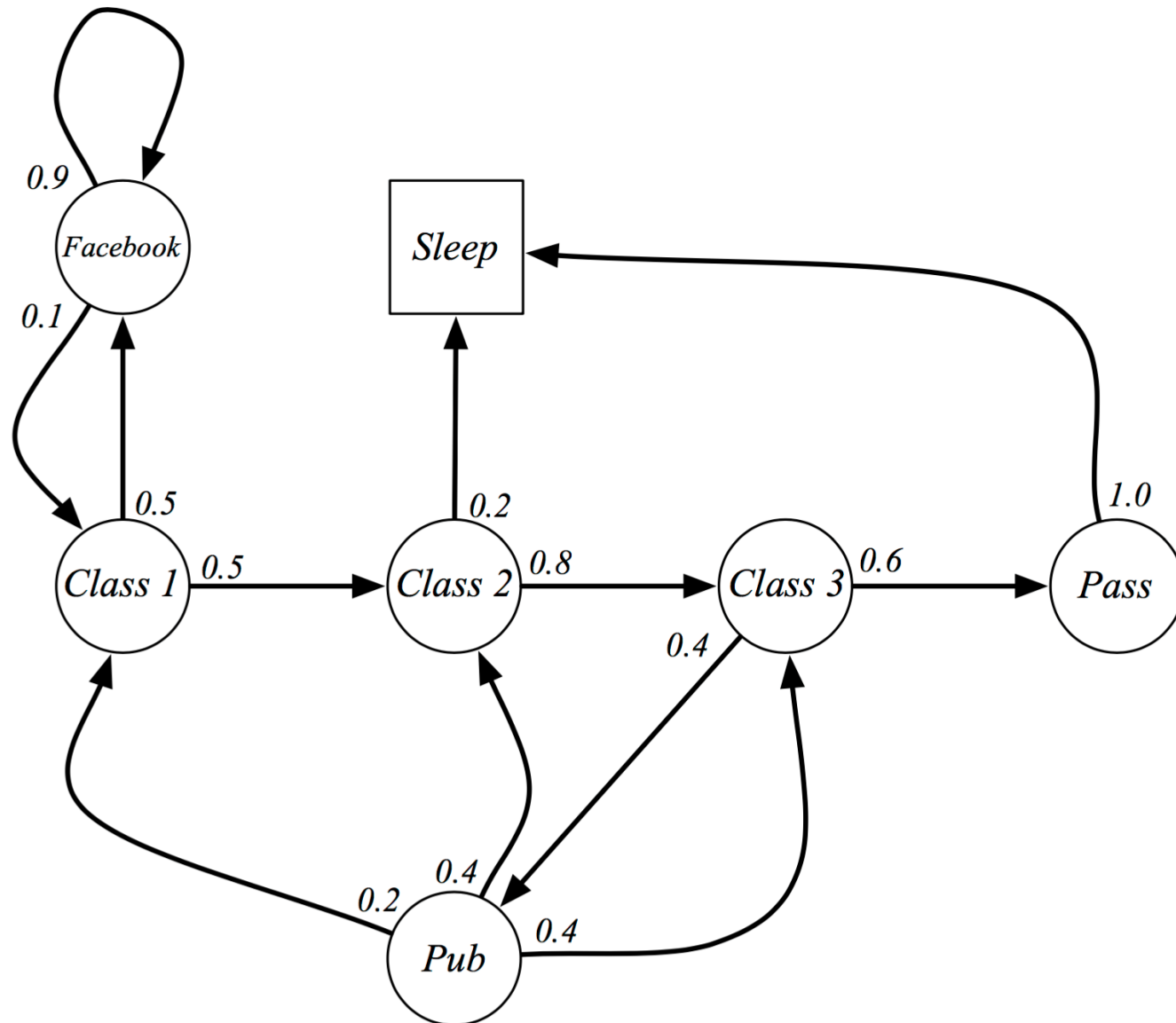
- Exemplu 3: învățarea jocului Pong din pixeli
- recompensă +/- pentru
- creșterea scorului
- personal/al adversarului



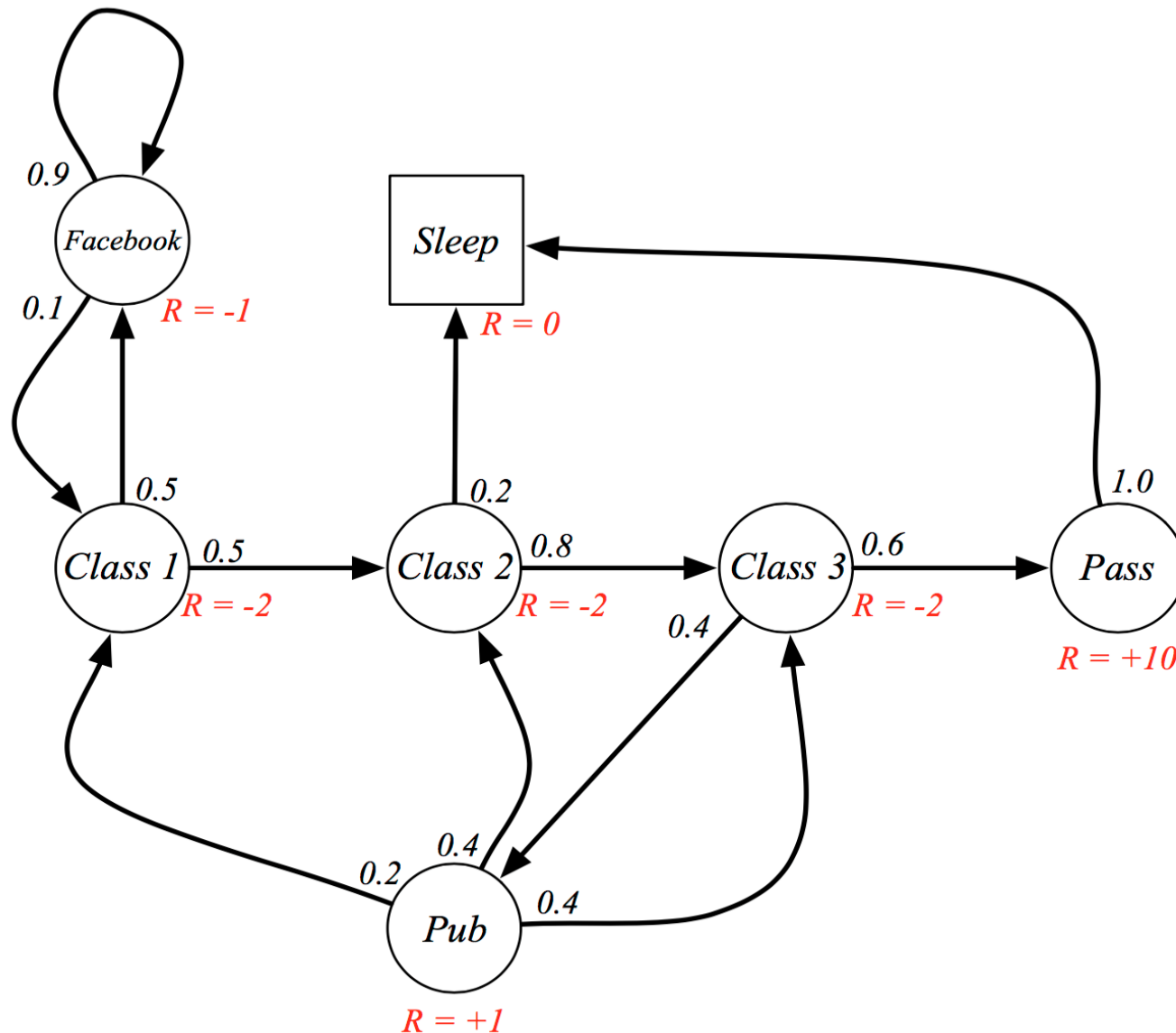
Paradigma de învățare ranforsată



Formalizarea cu Procese de Decizie Markov



Formalizarea cu Procese de Decizie Markov



Formalizarea cu Procese de Decizie Markov

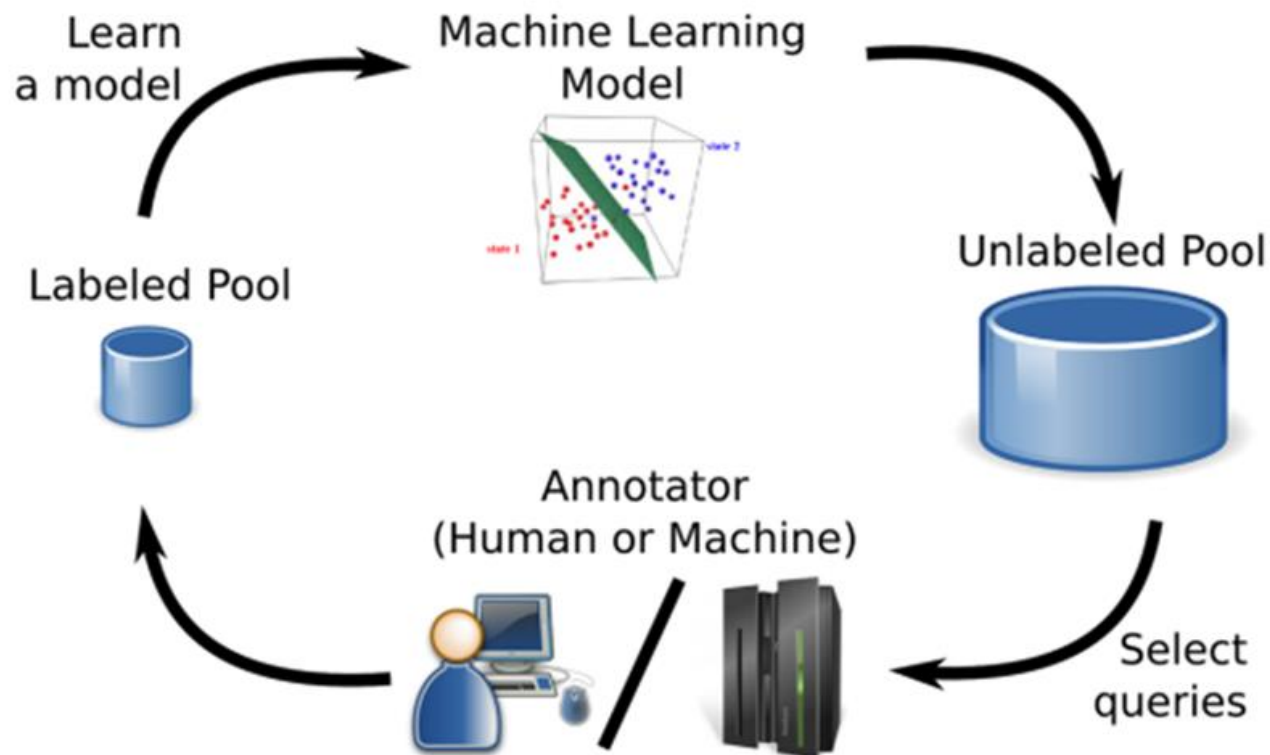
- Soluția bazată pe programare dinamică (grafuri mici) sau aproximare (grafuri mari)
- Scop: selectarea acțiunilor pentru a maximiza recompensa totală finală
- Acțiunile pot avea consecințe pe termen lung
- Sacrificarea unei recompense imediate poate conduce la câștiguri mai mari pe termen lung

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/>

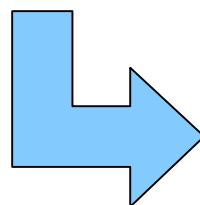
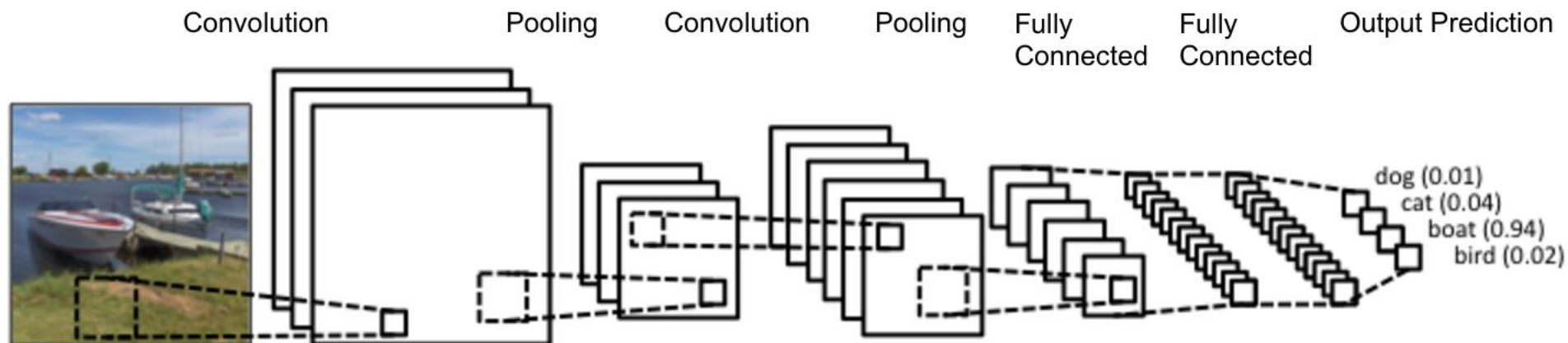
Învățarea activă

- 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

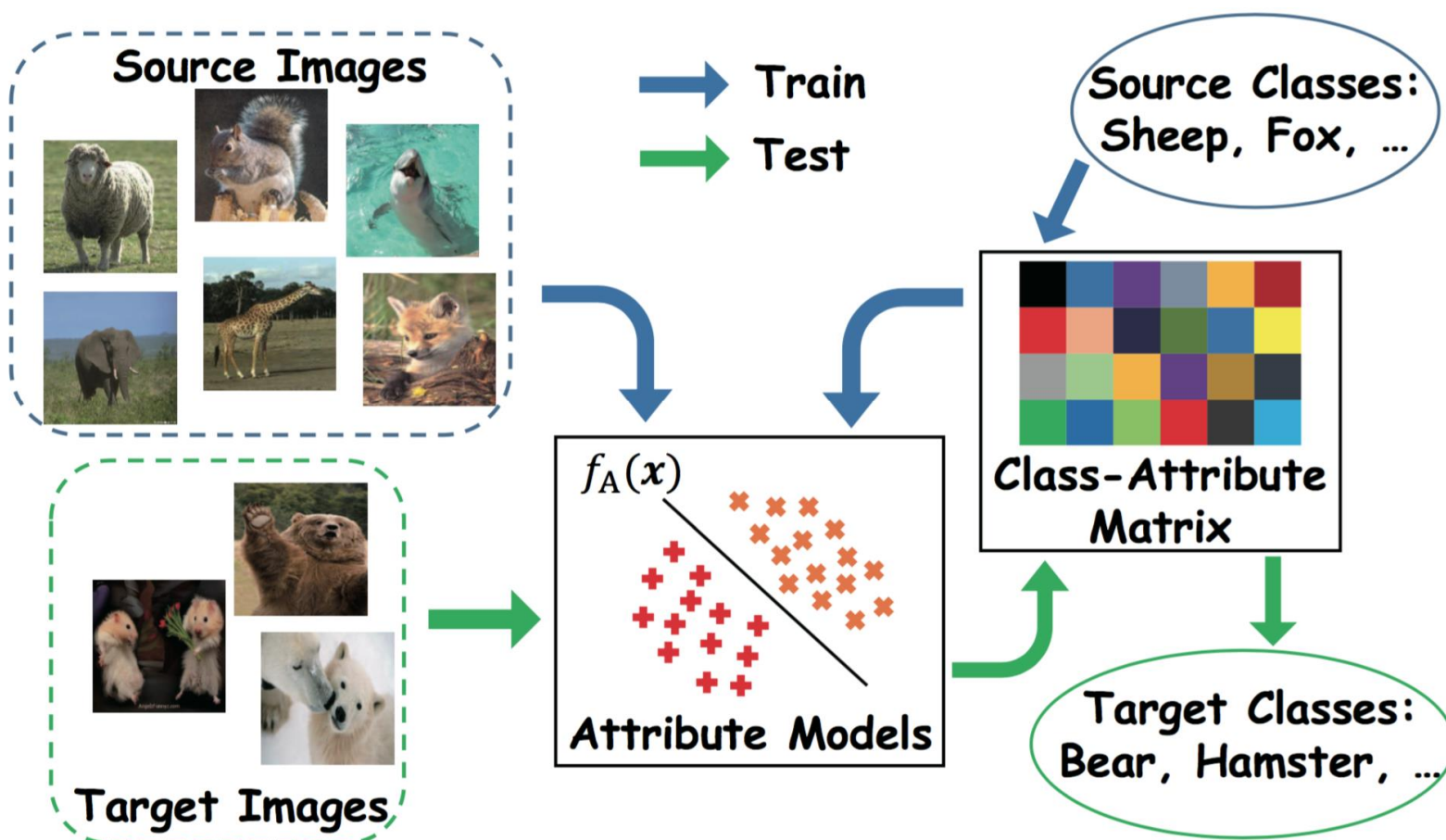
- Pornind la un model antrenat pe un domeniu / problemă anume, doresc să îl folosesc pentru o altă problemă / domeniu
- Exemplu 1: rețele neuronale convoluționale



Alte clase de obiecte
(mai specifice),
Recunoaștere facială,
clasificare de texturi, etc.

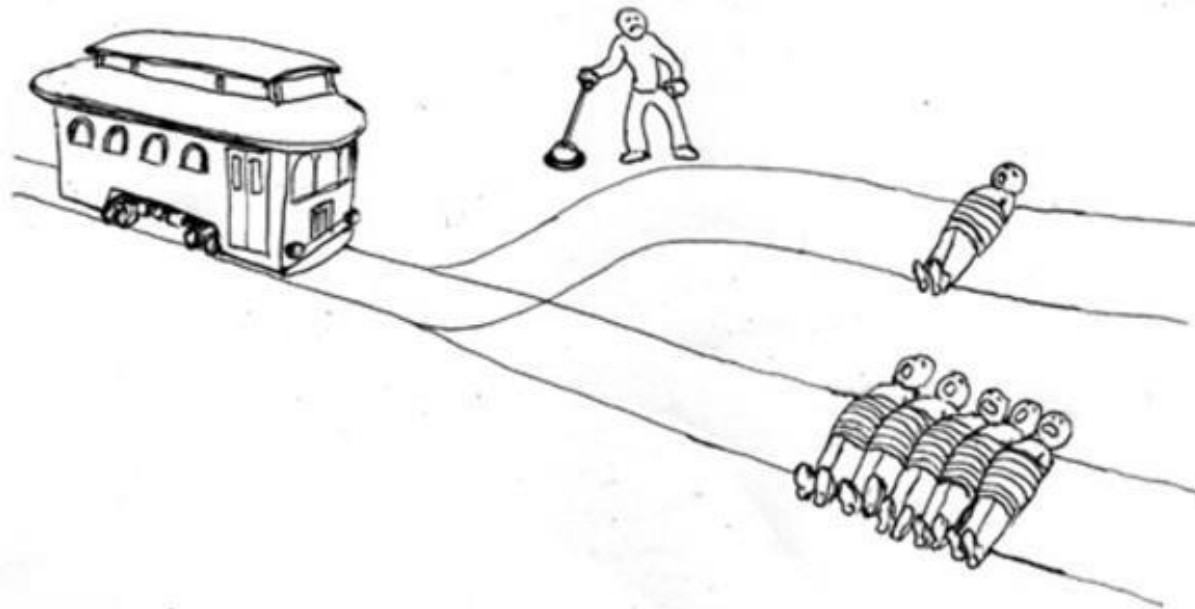
Învățarea prin transfer

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



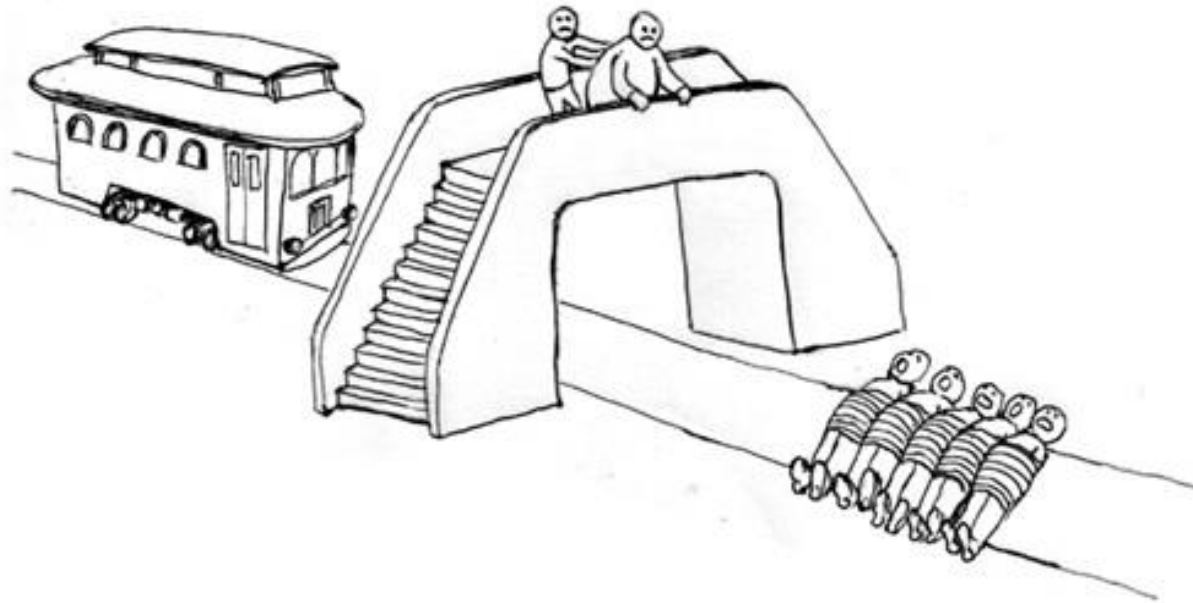
Multe aplicații interesante, dar...

- 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

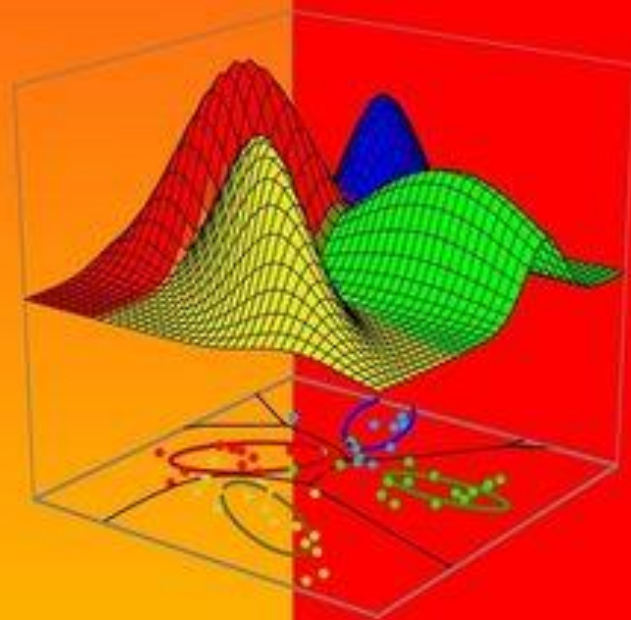
Data Mining, Inference, and Prediction

Second Edition

 Springer

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

Pattern Classification

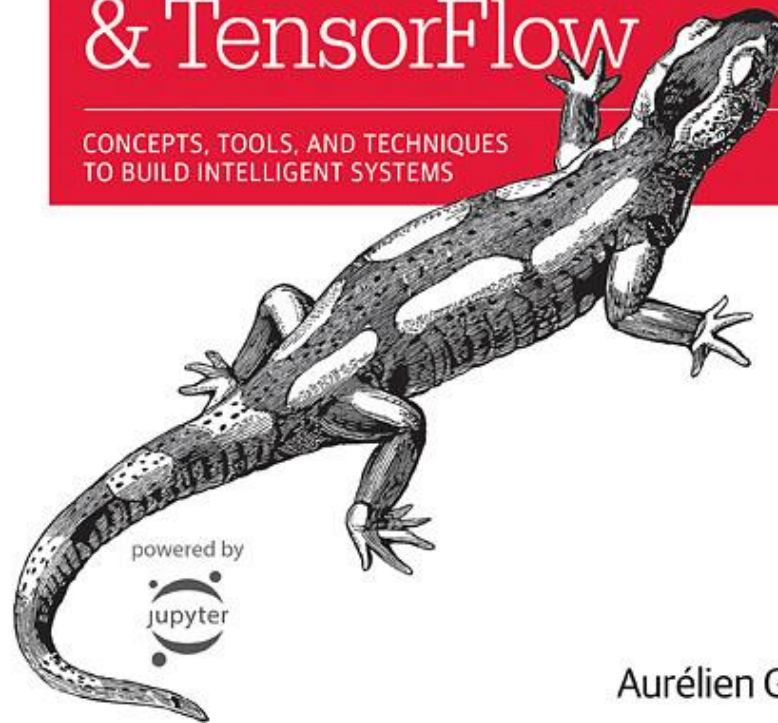


Second Edition

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