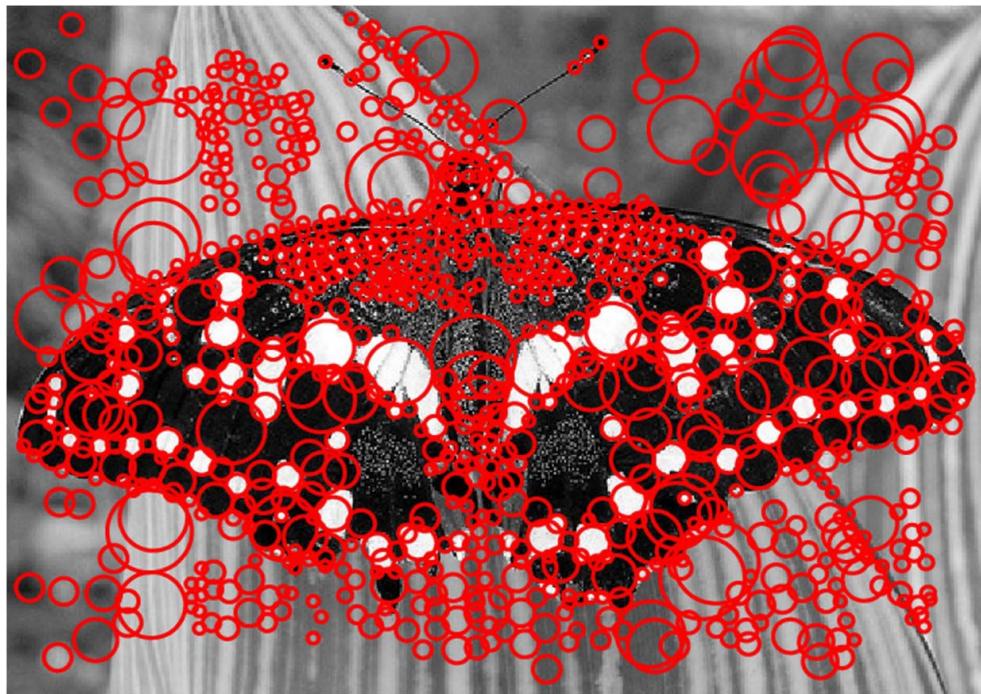


Detectorul LoG



sigma = 11.9912

Detectorul LoG



Diferențele a două filtre Gaussiene (DoG)

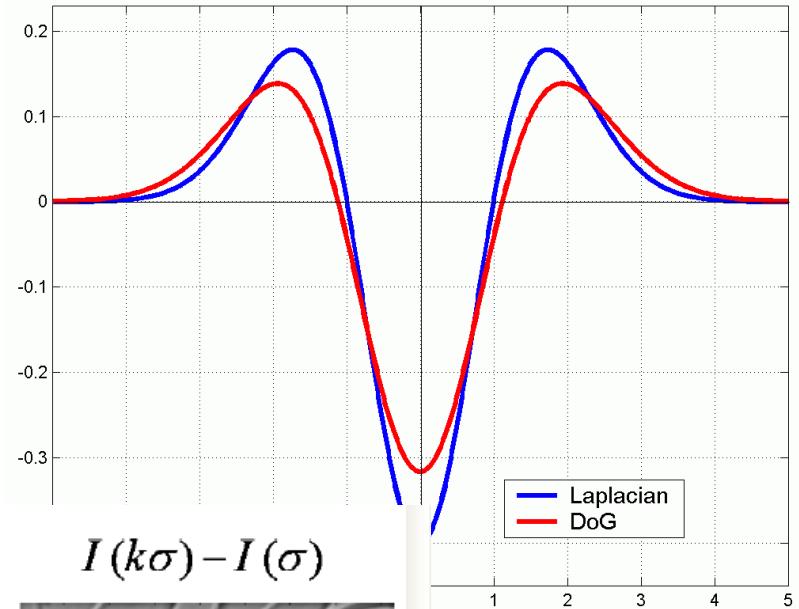
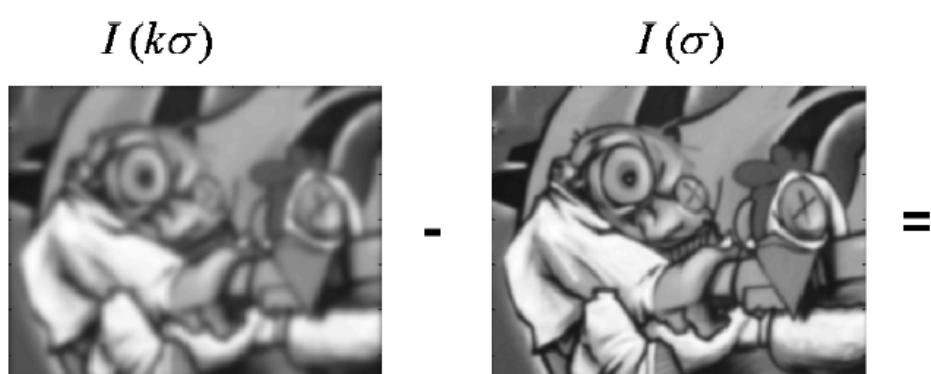
- putem aproxima Laplacianul cu diferențele a două filtre Gaussiene

$$L = \sigma^2 \left(G_{xx}(x, y, \sigma) + G_{yy}(x, y, \sigma) \right)$$

(Laplacian)

$$DoG = G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)$$

(Difference of Gaussians)



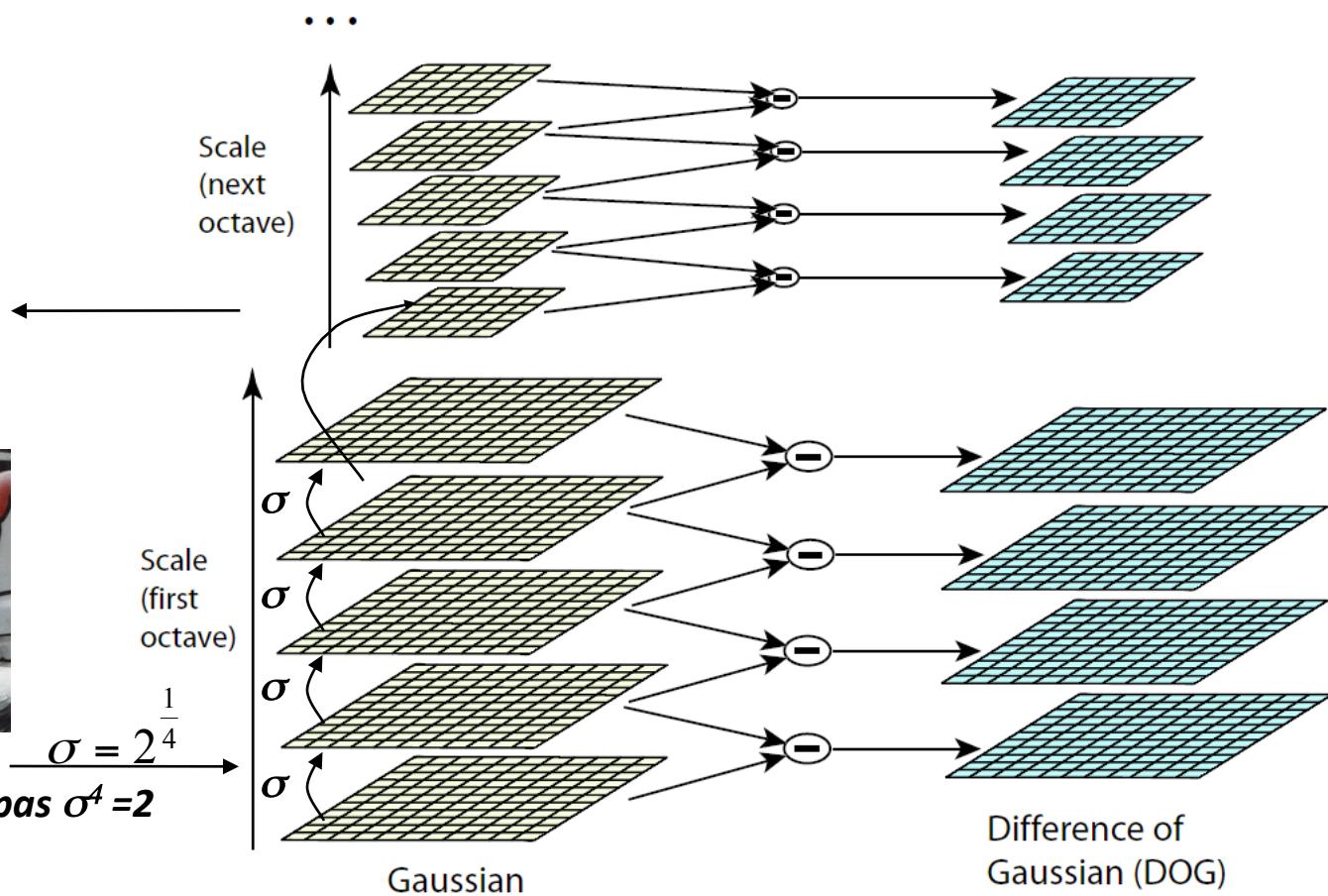
Diferențele a două filtre Gaussiene (DoG)

- construcția unei piramide Gaussiene: imaginea scalată cu factor 2
- pentru fiecare octavă calculez răspunsurile DoG în spațiul 3D (x, y, σ)



Imagine inițială

$$\frac{\sigma = 2^{\frac{1}{4}}}{\text{pas } \sigma^4 = 2}$$

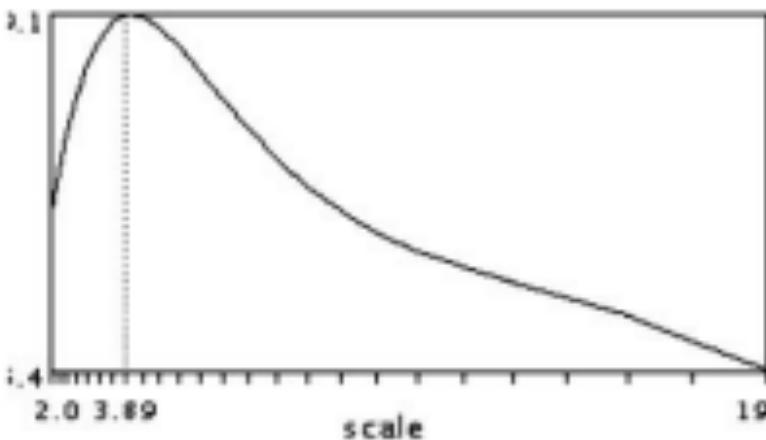
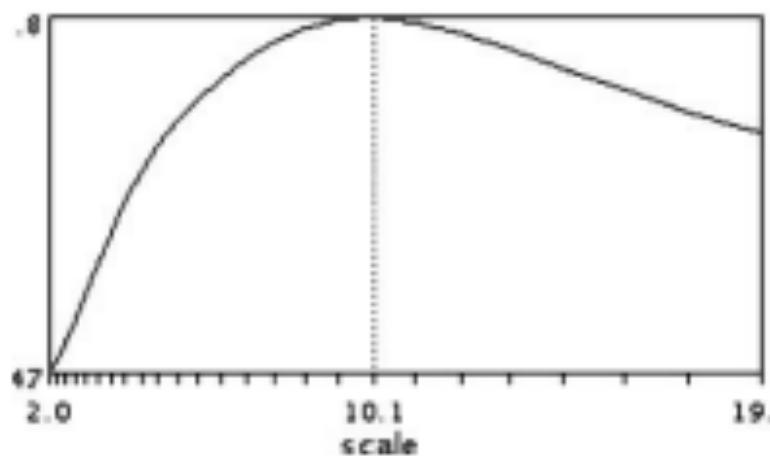
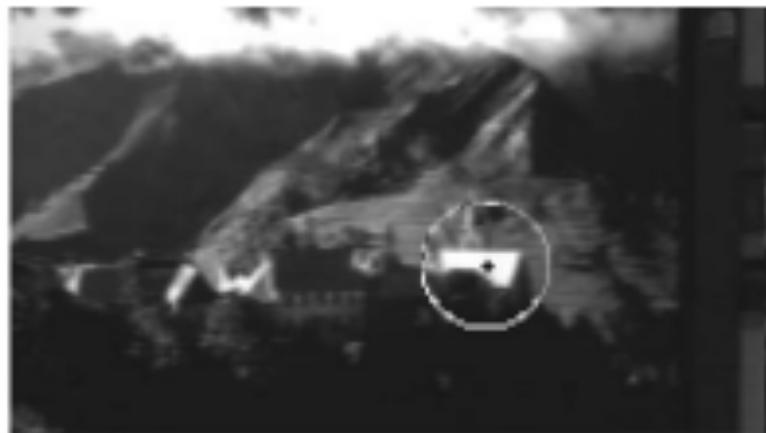


Difference of
Gaussian (DOG)

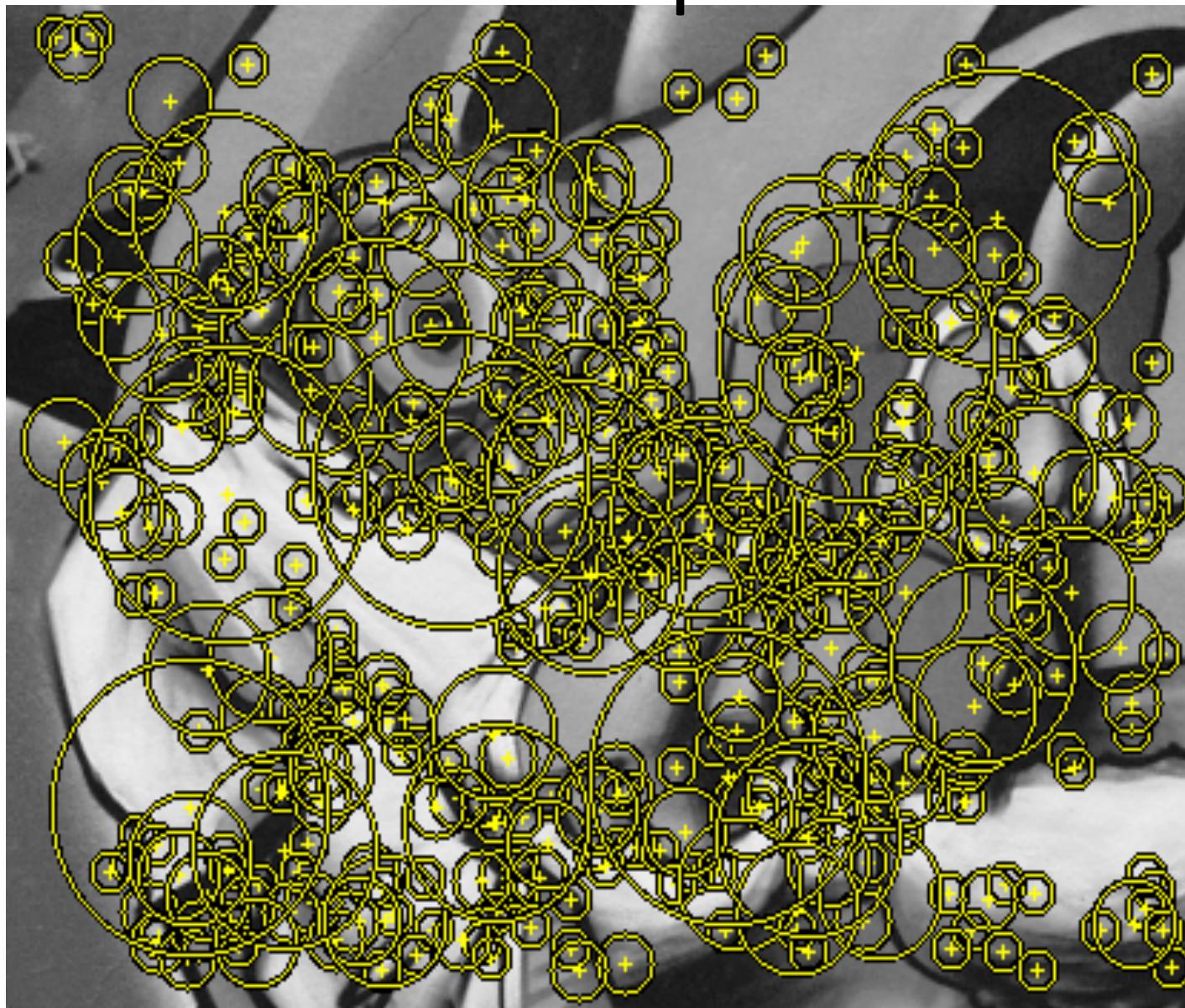
Detectorul Harris - Laplace

1. Rulează detectorul Harris la mai multe scale (imagină mărită cu factor 1.2) și obține un set inițial de puncte de interes
2. Construiește o piramidă Gaussiană cu factor 1.2 și obține răspunsul filtrului Laplacian (aproximează cu DoG) la fiecare pixel. Testează dacă fiecare punct de interes inițial de la pasul 1 este punct de maxim local în spațiul 3D (x, y, σ)

Exemple



Exemple

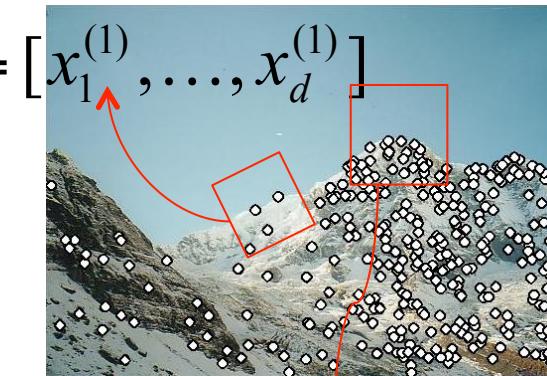


Trăsături locale: componentele principale

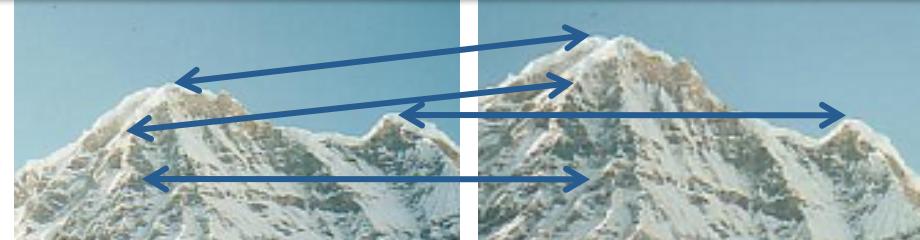
1) Detectare: localizează punctele de interes în imagine



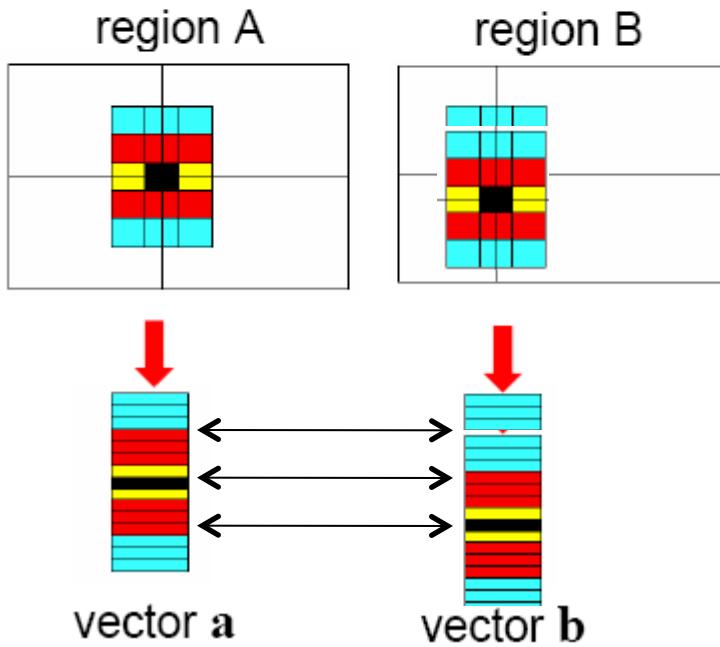
2) Descriere: descrie conținutul vizual din vecinătatea fiecărui punct de interes printr-un vector printr-un descriptor vizual (feature vector)



3) Matching: determină corespondențele dintre descriptorii dintre imagini



Descriptori pe baza intensităților

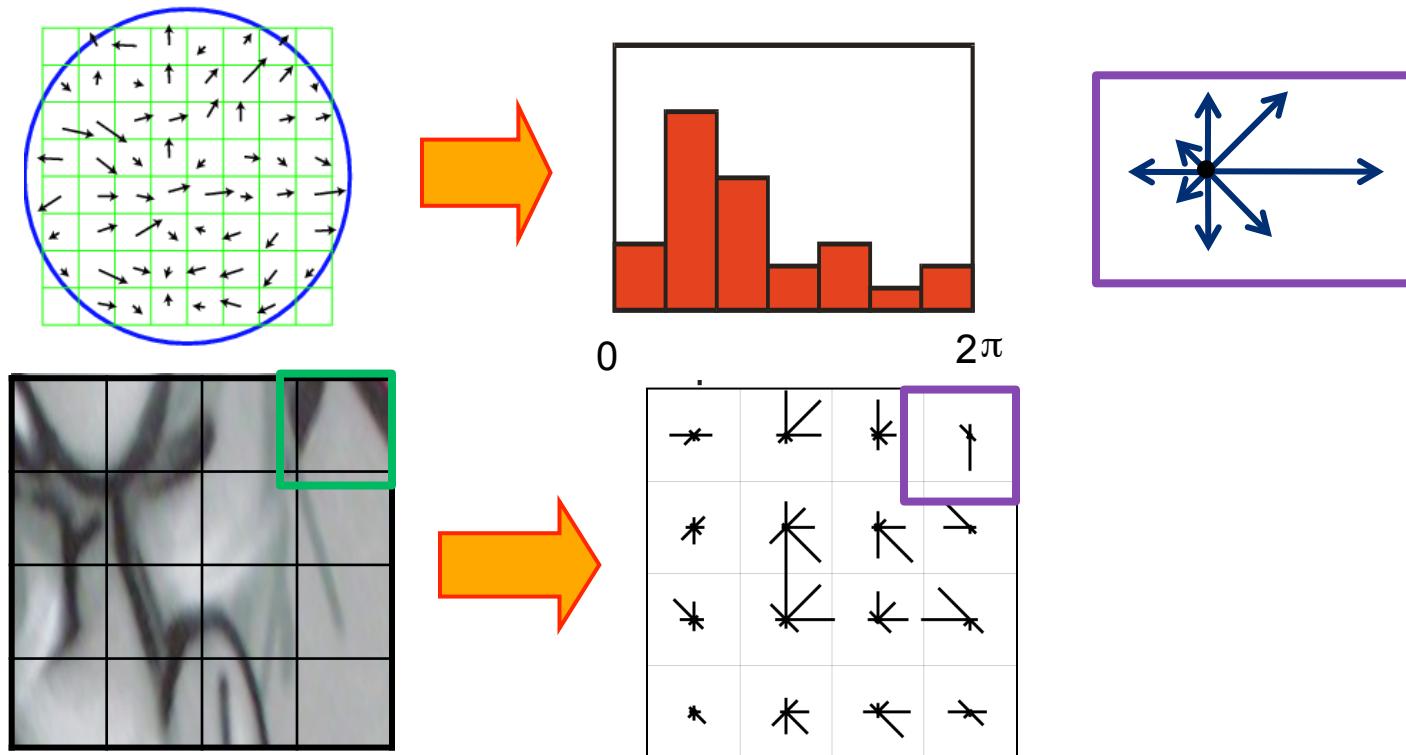


Cel mai simplu mod de a descrie vecinătatea unui punct de interes (= trăsătură locală) este de include intensitățile din acea regiune în descriptor.

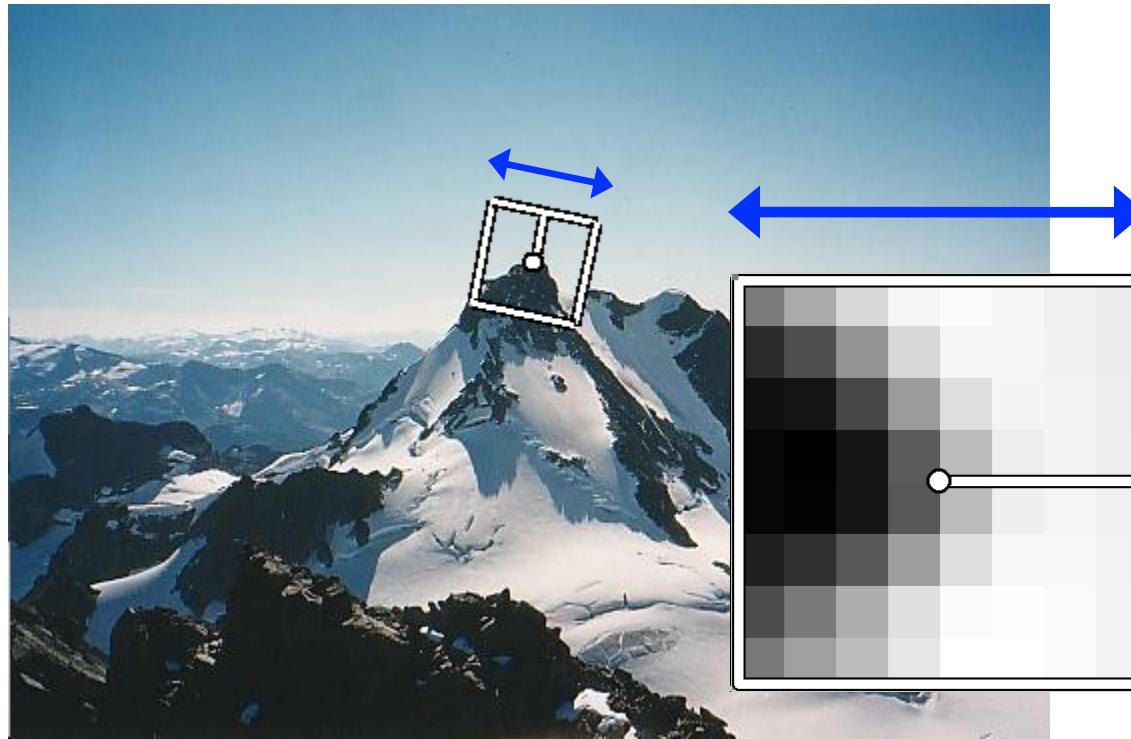
Această alegere este foarte sensitivă la mici translații, rotații.

Descriptorul SIFT [Lowe 2004]

- împarte regiunea de 16×16 pixeli în 4×4 blocuri = 16 blocuri
- calculează pentru fiecare bloc o histogramă de orientări ale pixelilor (intervalul $0-360^0$ împărțit în 8 intervale)
- descriptorul SIFT = 16 blocuri = 16 histograme \times 8 valori = dimensiune 128



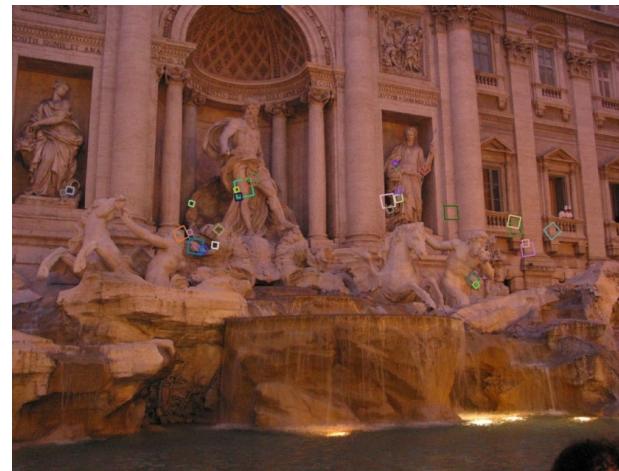
Descriptor invariant la rotație



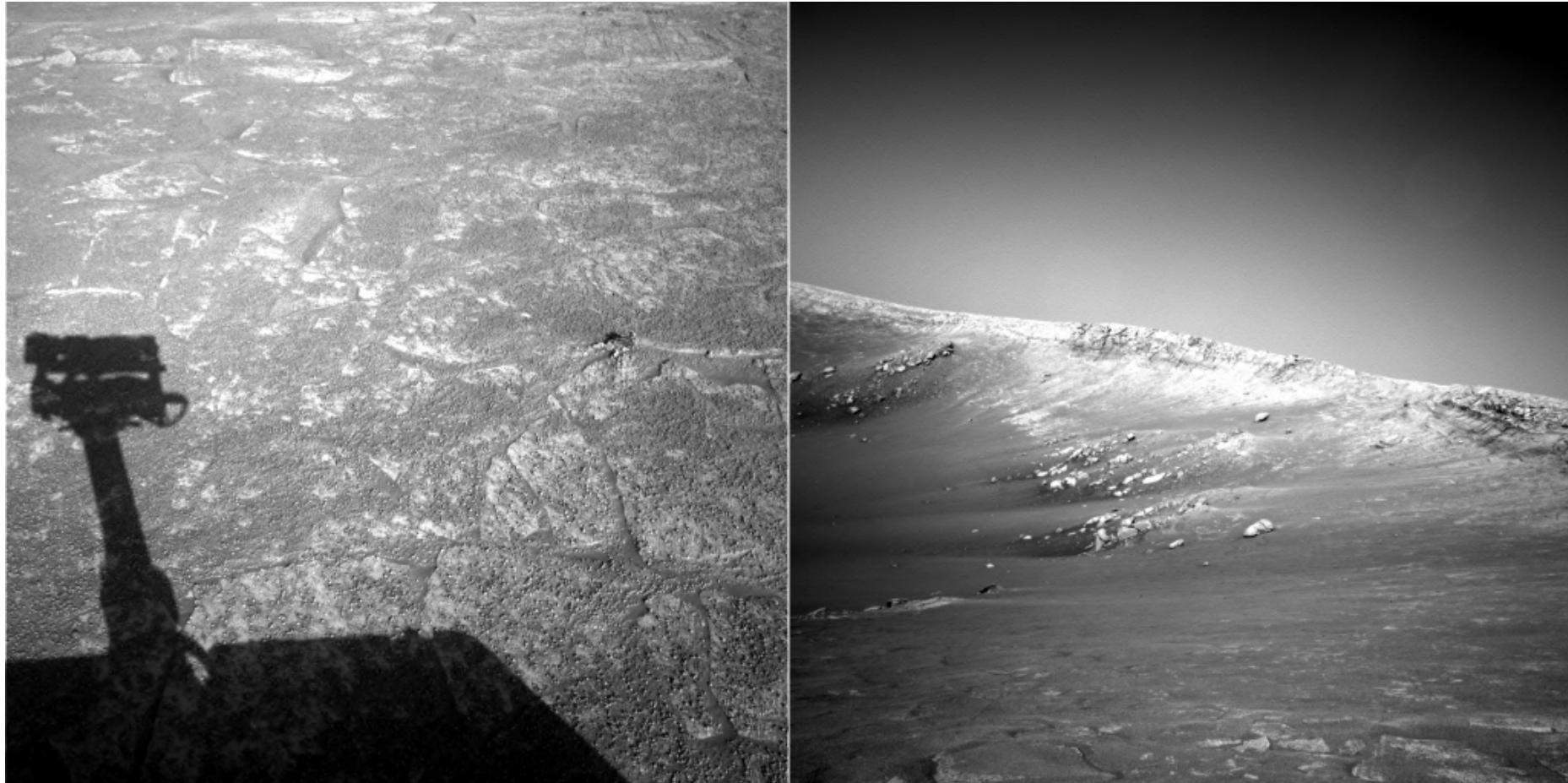
- rotim patch-ul (regiunea) pe baza orientării dominante
- obțin un patch cu orientare canonică

Descriptorul SIFT [Lowe 2004]

- foarte robust pentru matching (găsire de corespondențe)
- robust la schimbări mari ale unghiului din care a fost luată imaginea
- robust la schimbări mari în iluminarea scenei
 - chiar și condiții de zi vs condiții de noapte
- foarte rapid – poate rula în timp real
- cod disponibil online

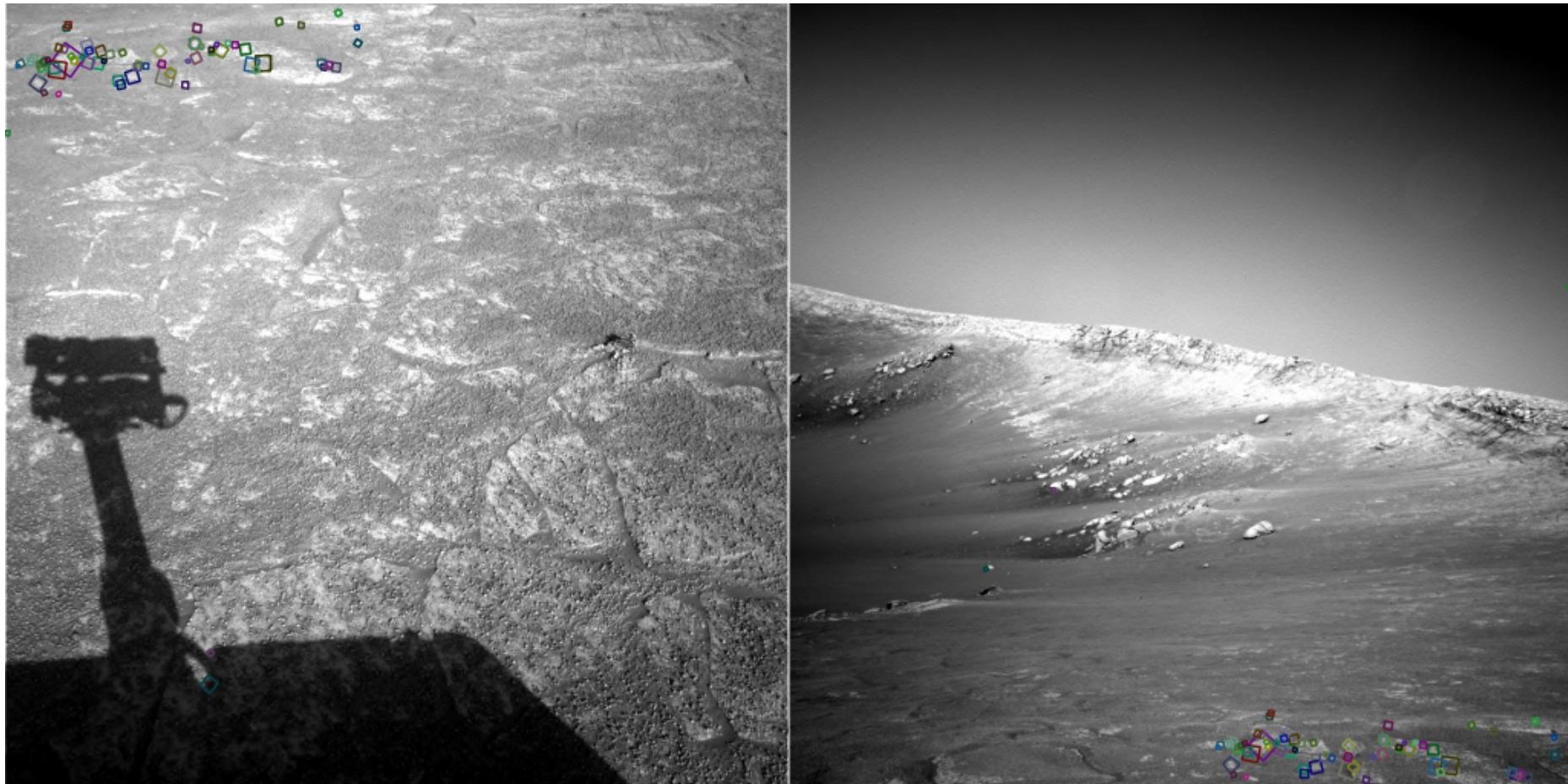


Exemplu



NASA Mars Rover images

Exemplu



NASA Mars Rover images

AUTOSTITCH

[Windows](#) | [Mac OSX](#) | [Licensing](#) | [FAQ](#) | [Publications](#)

AutoStitch: a new dimension in automatic image stitching



What if your camera could see everything you can see?

The human visual system has a field of view of around 135 x 200 degrees, but a typical camera has a field of view of only 35 x 50 degrees. Panoramic image mosaicing works by taking lots of pictures from an ordinary camera, and stitching them together to form a composite image with a much larger field of view.

AutoStitch takes a step forward in panoramic image stitching by automatically recognising matching images. This allows entire panoramas to be constructed with no user input whatsoever. AutoStitch is incredibly simple to use! Just select a set of photos, and AutoStitch does the rest: digital photos in, panoramas out.

Mobile versions are no longer available, sorry! Please try the free demo instead

The AutoStitch Process

AutoStitch works from unordered collections of images, automatically finding matches between images using the [SIFT](#) algorithm. It then robustly aligns all images and uses advanced blending algorithms to form seamless panoramas (see below). For more details, see our [research papers](#).



25 of 57 images aligned



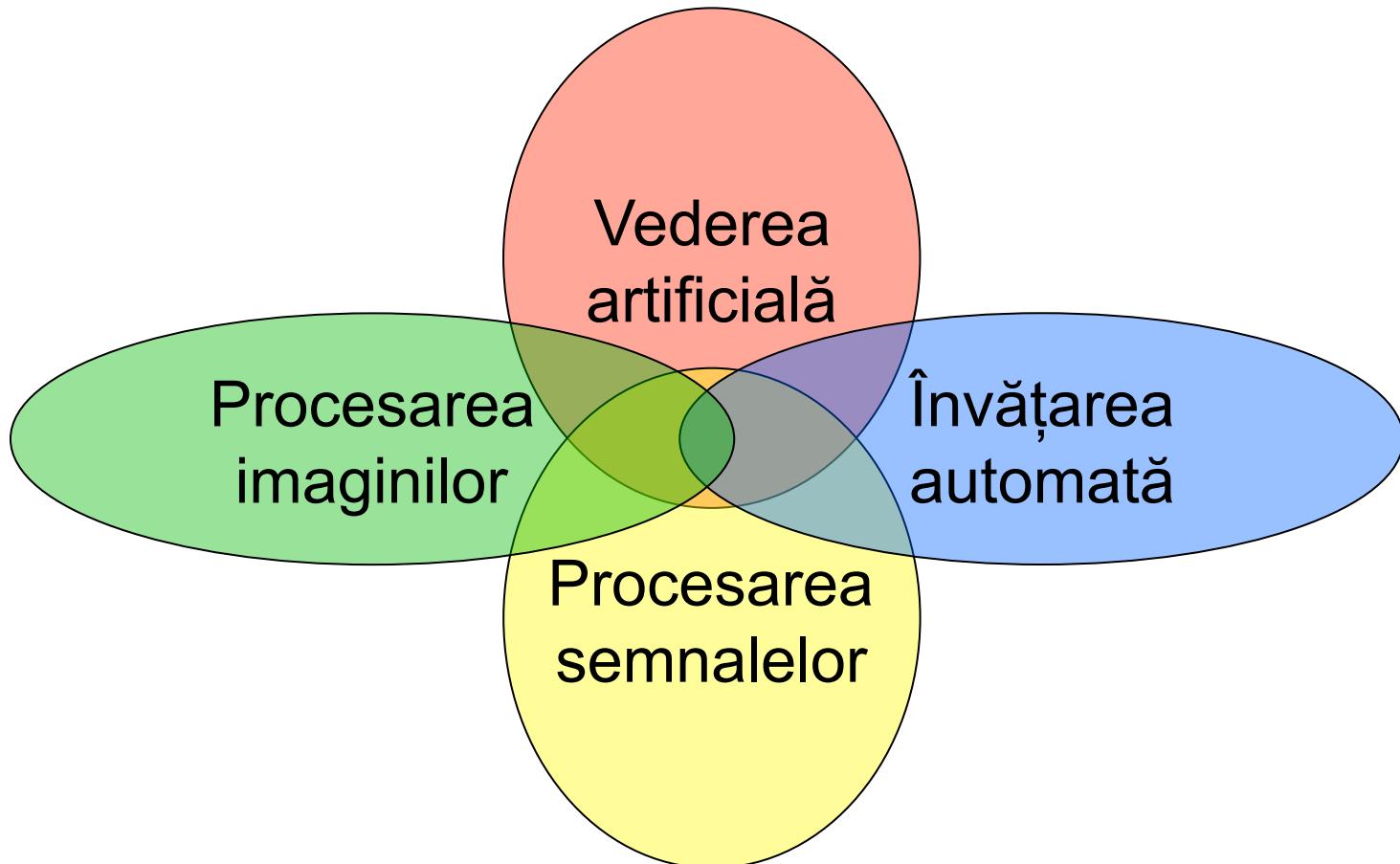
All 57 images aligned



Final Result

Concepte de bază în învățarea automată

Învățarea automată și vederea artificială



La ce se referă învățarea automată?

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 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, **învățare** se referă la recunoașterea unor forme / 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 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



Când se aplică învățarea automată?

Se aplică în situații în care este foarte greu (imposibil) să definim un set de reguli de mână

Exemple de probleme unde putem aplica învățarea automată:

Detectarea facială

Înțelegerea vorbirii

Prezicerea prețului acțiunilor

Recunoașterea obiectelor

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)

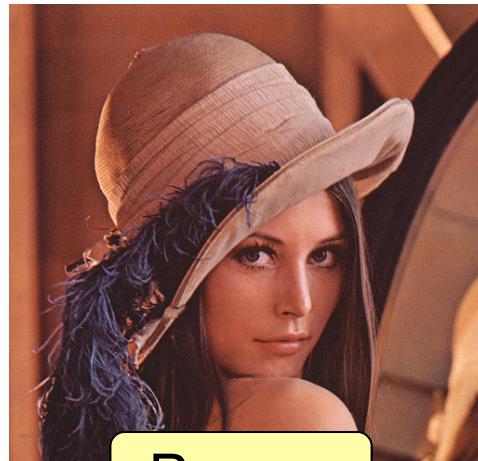
Învățare supervizată

Avem la dispoziție exemple de obiecte etichetate

Exemplul 1: recunoașterea obiectelor din imagini cu eticheta obiectelor conținute



Car



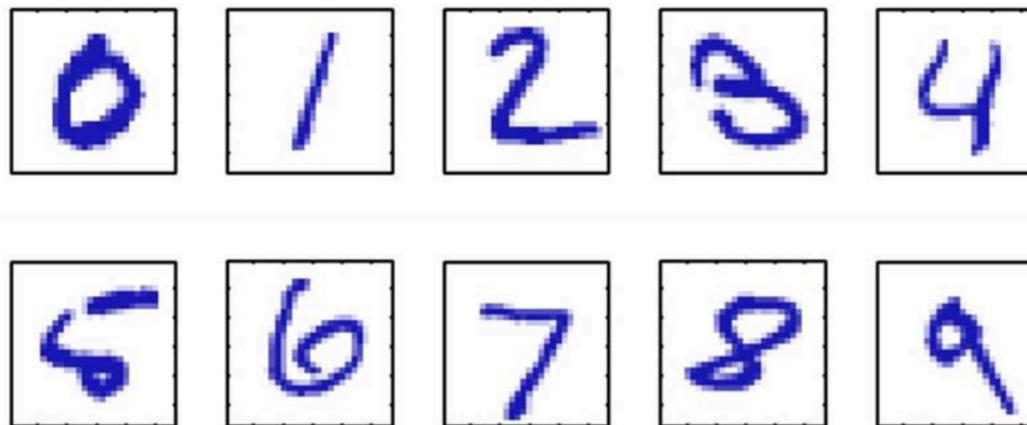
Person



Dog

Învățare supervizată

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



Imagini de 28×28 de pixeli

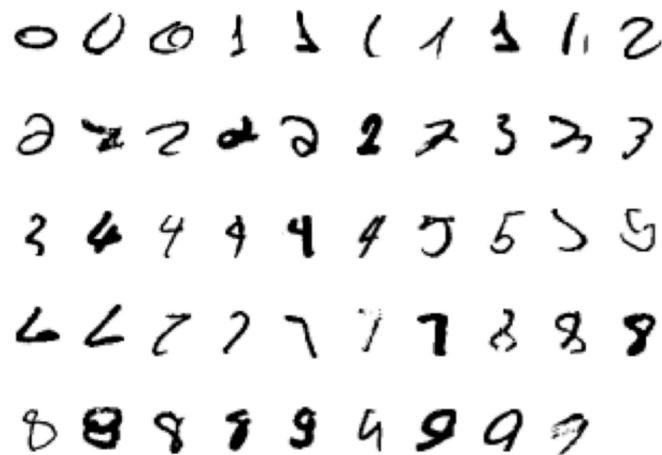
Reprezentăm imaginea ca un vector x cu 784 de componente

Antrenăm un clasificator $f(x)$ astfel încât:

$$f : x \rightarrow \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9\}$$

Învățare supervizată

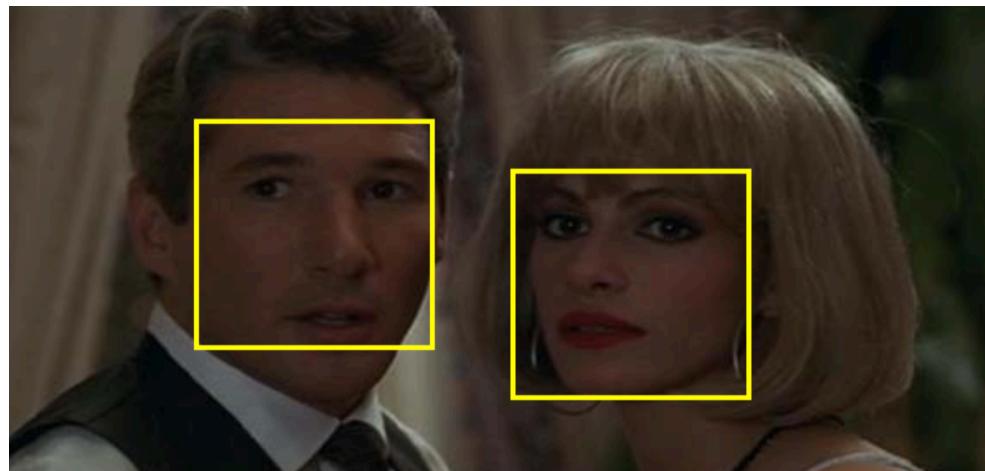
Exemplu 2: recunoașterea caracterelor scrise de mâna (setul de date MNIST)



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). A stat la baza primelor 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 glisarea unei ferestre peste imagine și aplicarea unui clasificator. Scopul este să clasificăm fereastra într-una din cele două clase posibile: față sau non-față.

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. De asemenea avem și un set mult mai mare cu imagini care nu conțin fețe.

Învățare supervizată

Exemplu 3: detectare de spam

I am contacting you in respect of a family treasure of Gold deposited in my name

From: **becky** (becky_time5001@rediffmail.com)

 You may not know this sender. [Mark as safe](#) | [Mark as unsafe](#)

Sent: Wed 8/15/07 11:59 AM

To: becky_time5001@rediffmail.com

i am Becky Ofori a Ghanian from Ashanti region Kumasi, Ghana . I am contacting you in respect of a family treasure of Gold deposited in my name by my late father who was a Gold and Diamond merchant.

As a well known business man, and a stong politician ,my father was brutally murdered during the regime of J.J. Rawlings the ex- president of the federal republic of Ghana , as he was accused of mating the general public against the goverment of the day. Been a poligamous home , and my mother being his last and most loving wife was abandoned after the death of my father by members of his family . As a strong response to my mother carefull and stiff handling of my fathers estate while he was alive. We were kicked aside without benefitting from any of my fathers shared estate. My mum was humiliated and i and my younger brother was left at the mercy of my elder brothers.

Right now we are passing through great difficulties and i only discovered a document which shows that my father while he was alive, deposited a consignment of gold with my name as the next of kin with a security outfit in my country. We have made all inquiry to confirm this fact with the security outfit . Therfore my mum and i have decided to sell this consignment of gold to a potential buyer in overseas to enable us use the proceeds to put our lives on course again by leaving Africa completely to overseas to start life afresh.

I want you to come to Ghana and see for yourself what i am talking about as my beneficiary or help us effect the sale overseas .We are prepared to go into any agreement for percentage compensation for your anticipated help , and we are very much prepared to part with 20% of the sales money for your help and assistance.

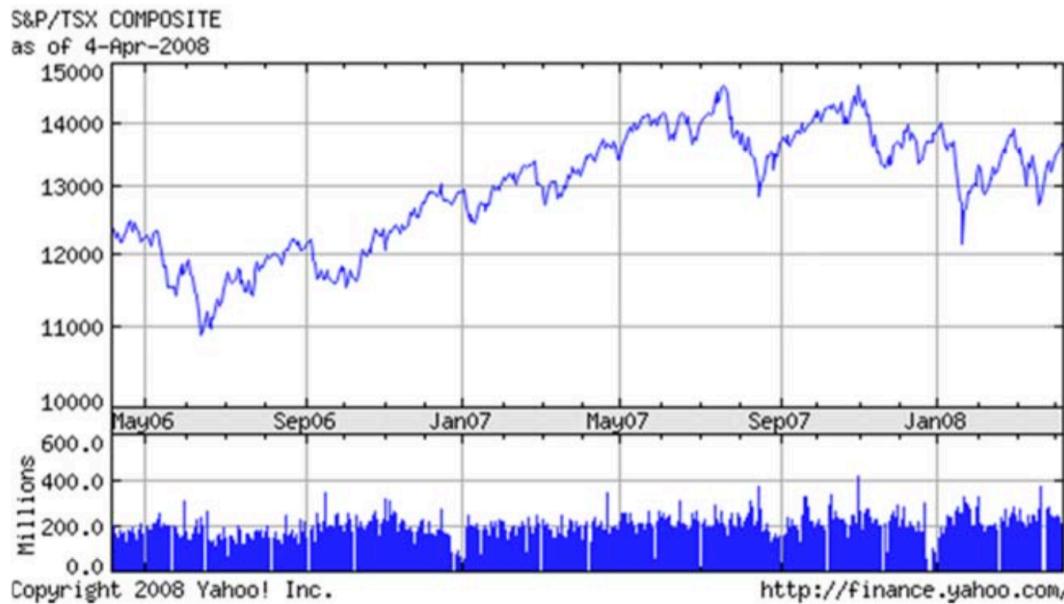
On the contrary, if you are a potential buyer ,then a fresh agreement would be reached in respect of this transaction.

I am looking forward to hear from you in this respect as soon as you receive this fax.

Problema este de a clasifica un e-mail în spam și non-spam.
Apariția cuvântului “treasure” este un indicator de spam.
Un exemplu de reprezentare este un vector cu frecvența cuvintelor.
Sistemul trebuie reantrenat în timp deoarece persoanele care generează spam încearcă să păcălească sistemul.

Învățare supervizată

Exemplu 4: 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 5: 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

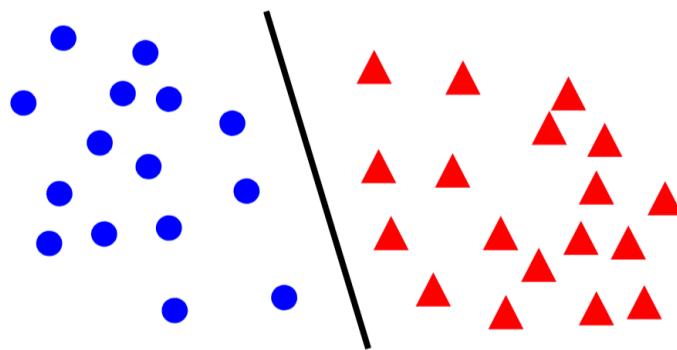


Scopul este de a prezice cât de dificil ar fi pentru un om să recunoască obiectele din imagine.

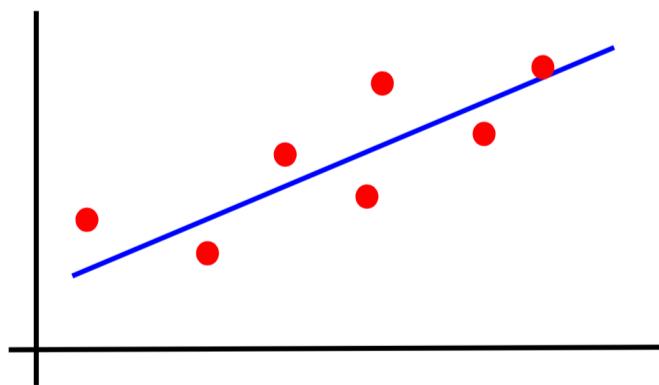
Acesta este un task de regresie, deoarece output-ul este unul continuu.

Formele canonice ale problemelor de învățare supervizată

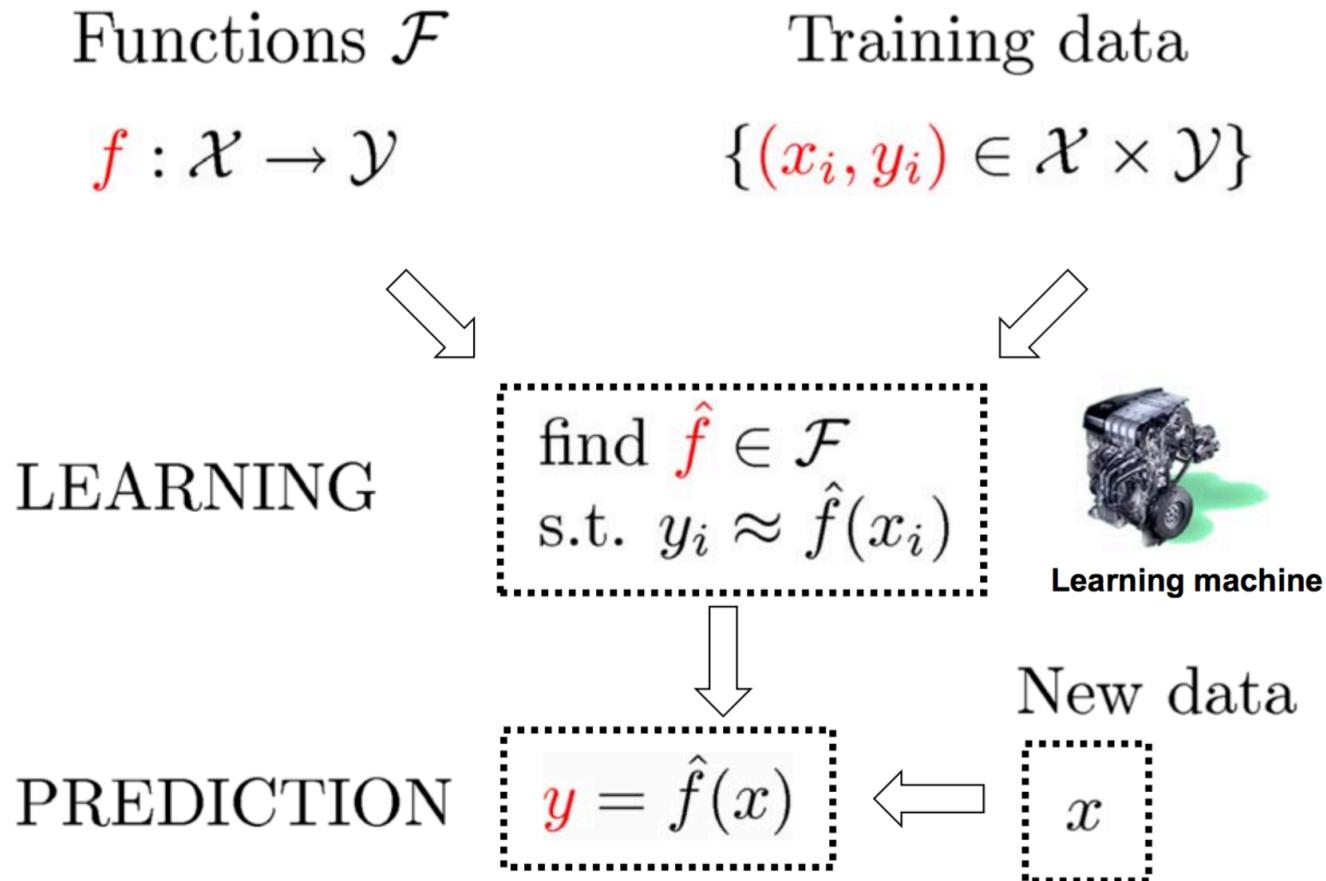
Clasificare



Regresie



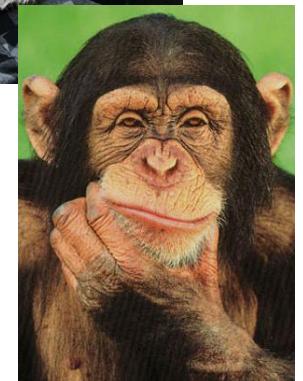
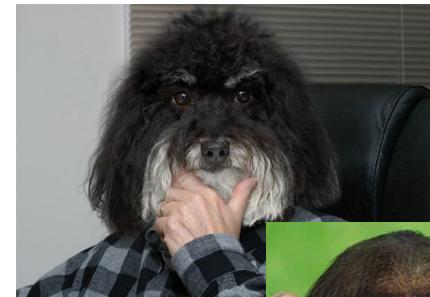
Paradigma de învățare supervizată



Învățare nesupervizată

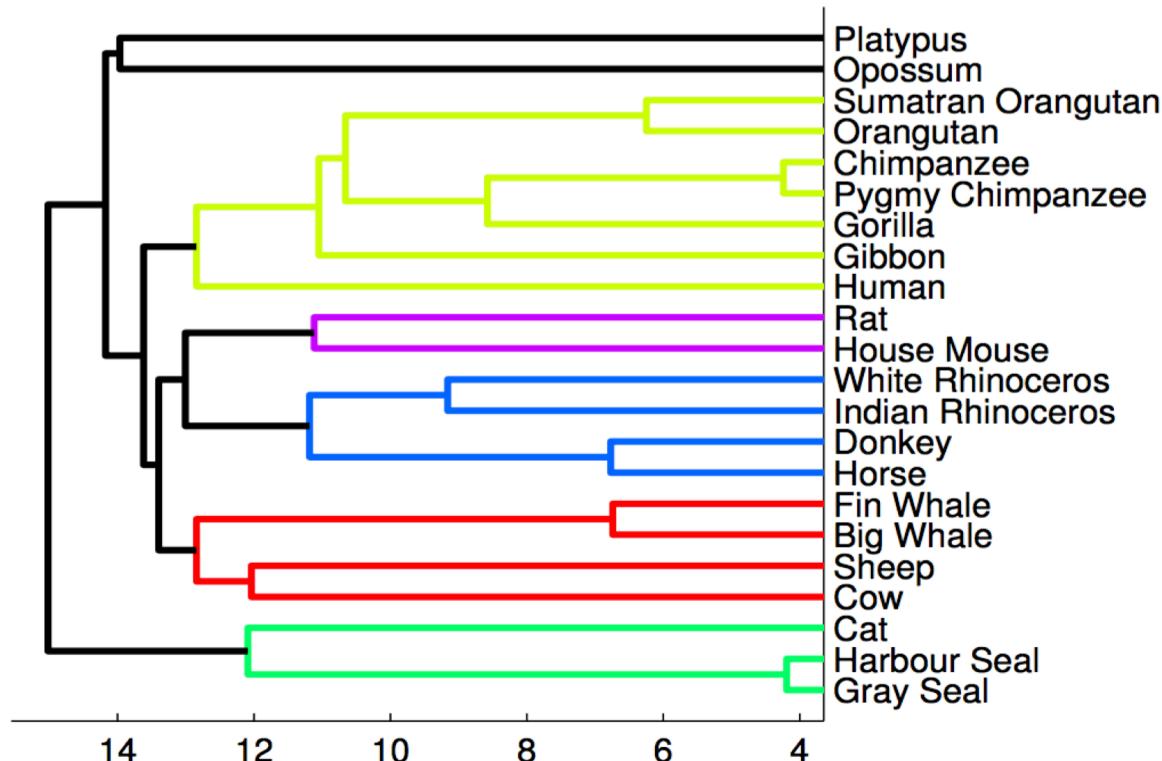
Avem la dispoziție exemple de obiecte fără etichete

Exemplu 1: grupare imaginilor după similaritate



Învățare nesupervizată

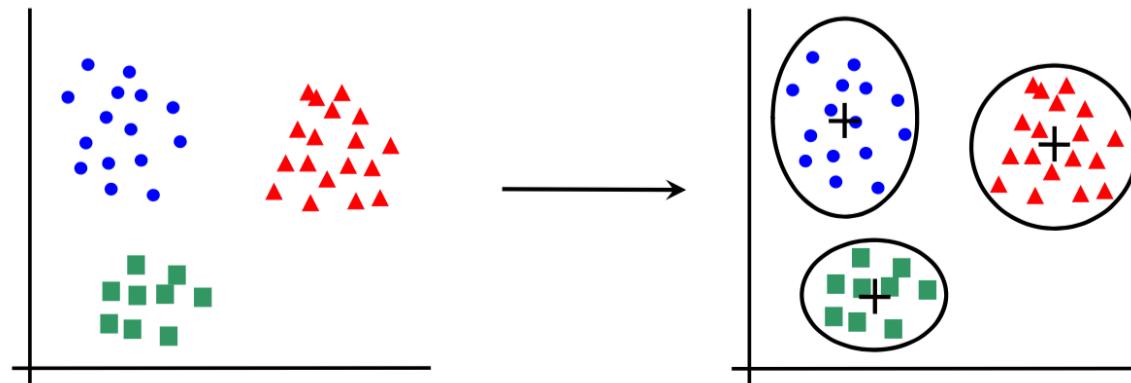
Exemplu 2: gruparea mamiferelor pe familii, specii, etc.



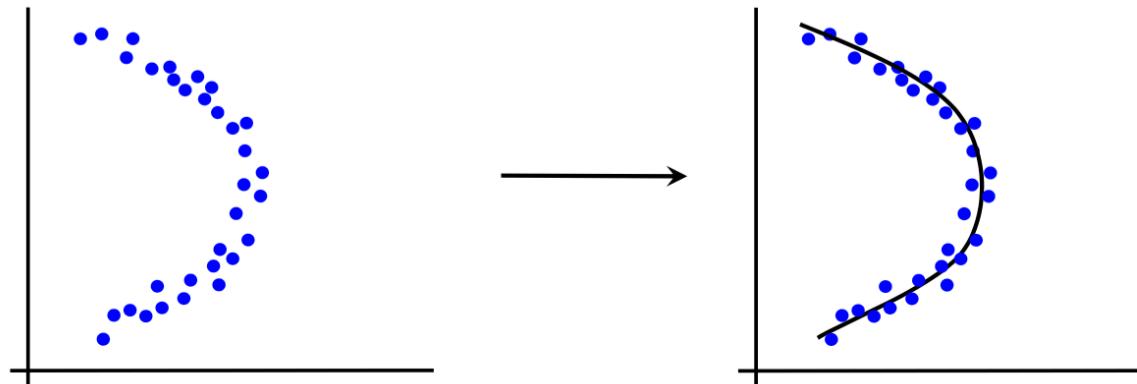
Generarea arborelui filogenetic pe baza secvențelor ADN

Formele canonice ale problemelor de învățare nesupervizată

Grupare (clustering)



Reducerea dimensiunii



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

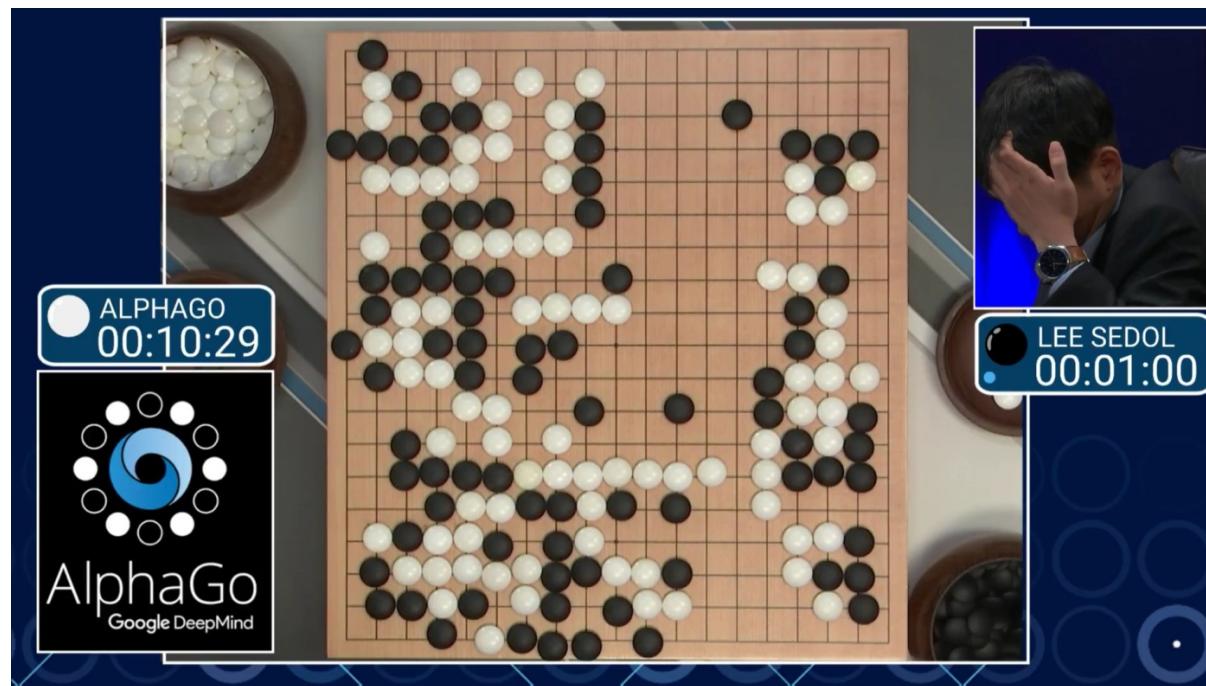
Cu ce diferă această paradigmă de învățare?
Sistemul învăță comportamentul intelligent pe baza unei recompense (reinforcement signal). Recompensa este primită după mai multe acțiuni (nu vine instant).

Timpul contează (datele sunt secvențiale, nu i.i.d.).

Acțiunea sistemului influențeză datele.

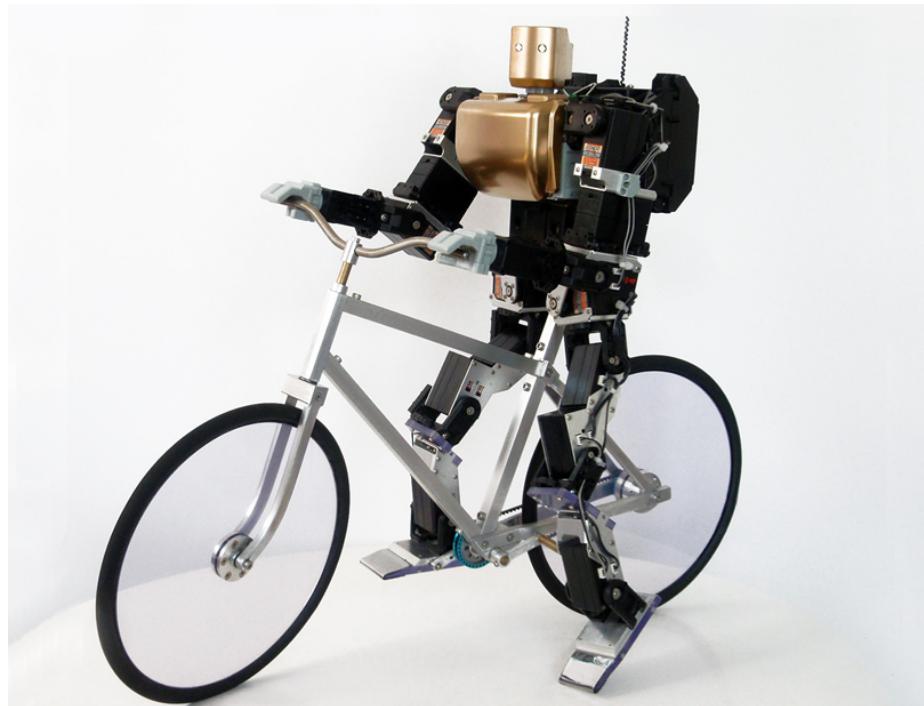
Învățare ranforsată

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

