Concepte și aplicații în Vederea Artificială

Bogdan Alexe
bogdan.alexe@fmi.unibuc.ro

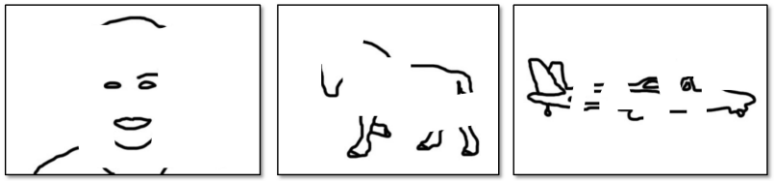
Radu Ionescu
radu.ionescu@fmi.unibuc.ro

Curs opțional

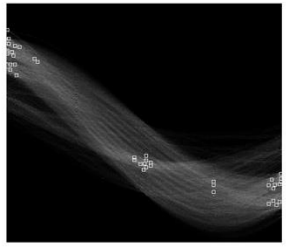
anii III/IV, semestrul I, 2024-2025

Cursul trecut

- Aplicații ale filtrelor: extragerea informației (muchii)

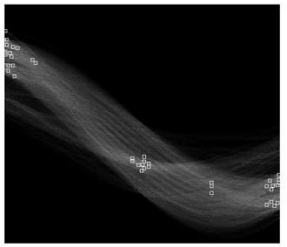


- Aplicație: detectarea liniilor cu
  - transformata Hough

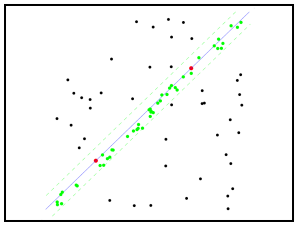


Cursul de azi

- Aplicație: detectarea liniilor cu
  - transformata Hough



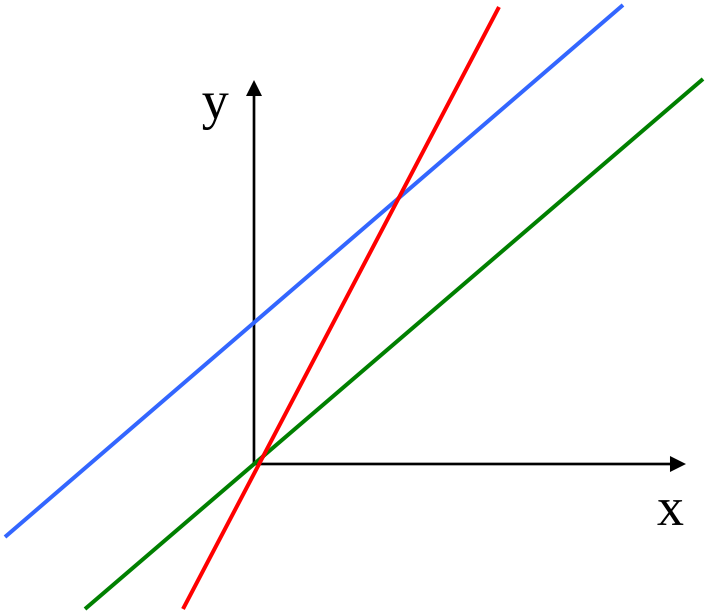
  - RANSAC



- Compararea contururilor

Aplicație: detectarea liniilor cu transformata Hough

Parametrizarea dreptelor. Exemple



d_1: y = x, adică m=1, b = 0

d_2: y = x + 2, adică m=1, b = 2

d_3: y = 2x, adică m=2, b = 0

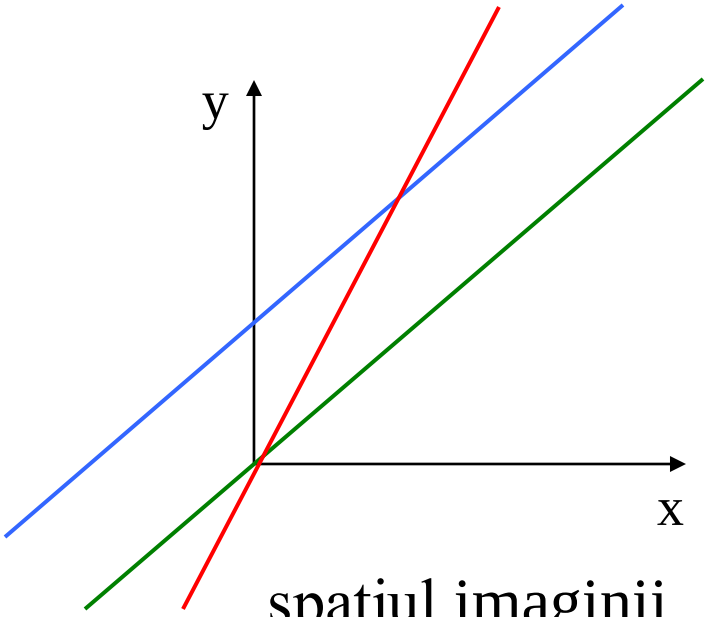
Ecuația unei drepte în planul imaginii: $y = m * x + b$,

m – panta dreptei (definește înclinarea față de axa Ox),

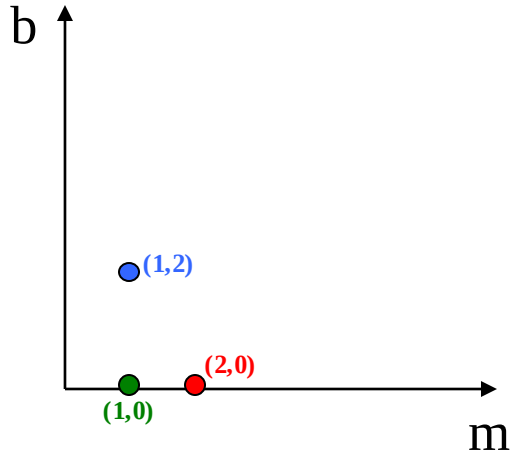
b – deplasarea (definește deplasarea față de originea O(0,0))

(m,b) sunt parametri dreptei

Spațiul Hough al parametrilor



spațiul imaginii



spațiul Hough
(al parametrilor)

d_1: y = x, adică m=1, b = 0

d_2: y = x + 2, adică m=1, b = 2

d_3: y = 2x, adică m=2, b = 0

d_1: m=1, b = 0 -> (1,0)

d_2: m=1, b = 2 -> (1,2)

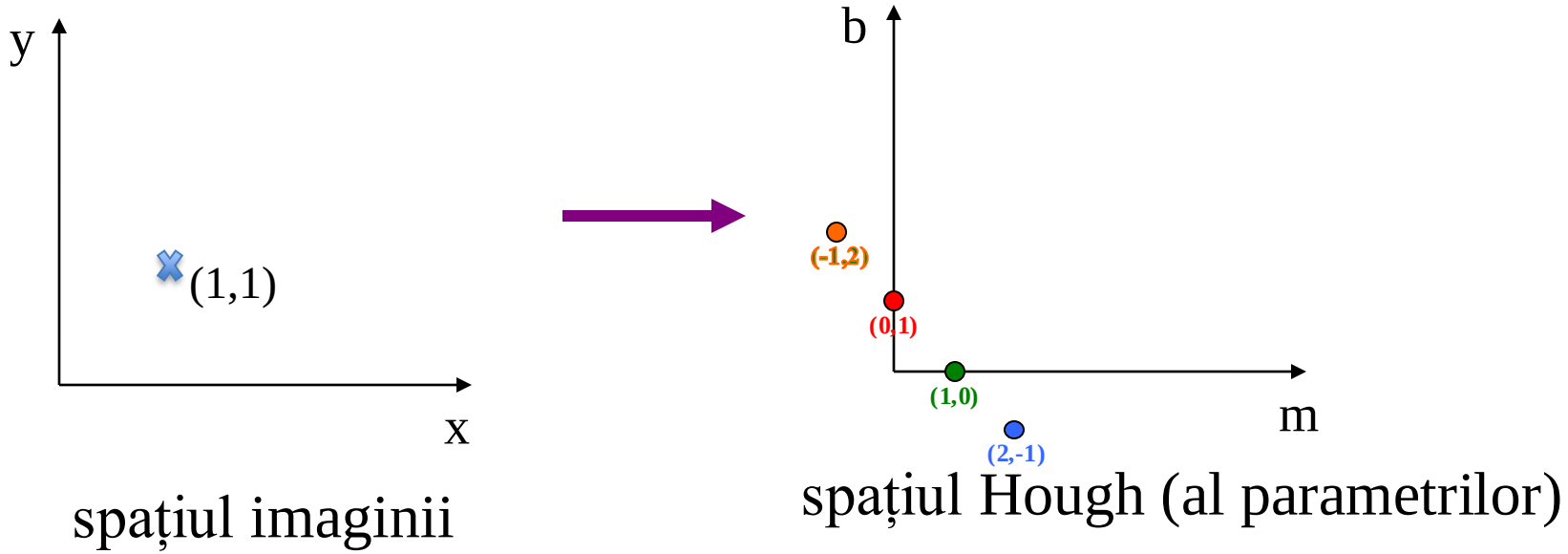
d_3: m=2, b = 0 -> (2,0)

O dreaptă într-o imagine corespunde unui punct în spațiul Hough.

Corespondența dintre cele două spații

O dreaptă într-o imagine corespunde unui punct în spațiul Hough.

Un punct (x_0,y_0) în spațiul imaginii corespunde unei drepte în spațiul Hough.



spațiul imaginii

spațiul Hough (al parametrilor)

Prin punctul (1,1) trec o infinitate de drepte de forma y = mx+b:

y = x (m=1, b=0); y = 2x-1 (m=2,b=-1), y = 1 (m=0, b = -1), y = -x + 2 (m=-1, b =2),

Toate cele 4 puncte (1,0), (2,-1), (0,-1), (-1,2) stau pe dreapta b = -m+1

Corespondența dintre cele două spații

O dreaptă într-o imagine corespunde unui punct în spațiul Hough.

Un punct (x_0,y_0) în spațiul imaginii corespunde unei drepte în spațiul Hough.

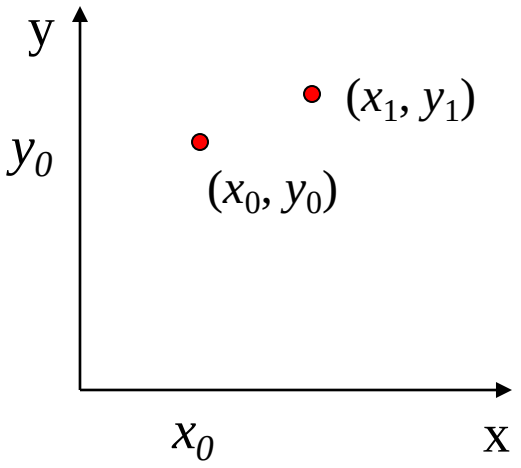
Ecuația unei drepte în planul imaginii: $y = m * x + b$,

Dreptele care trec prin punctul (x_0,y_0) pot avea orice pantă m și orice deplasare b cu condiția ca $y_0 = m * x_0 + b$.

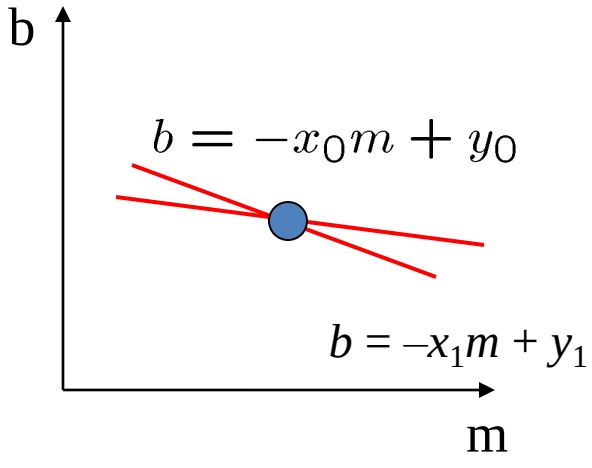
$y_0 = m * x_0 + b \Leftrightarrow b = -x_0 * m + y_0$ (dreapta cu panta $-x_0$ și deplasare y_0)

(x_0,y_0) = (1,1) => b = -m+1

Găsirea liniilor într-o imagine folosind spațiul Hough



spațiul imaginii



spațiul Hough (al parametrilor)

Care sunt parametri liniei care conține punctele (x_0, y_0) și (x_1, y_1)?

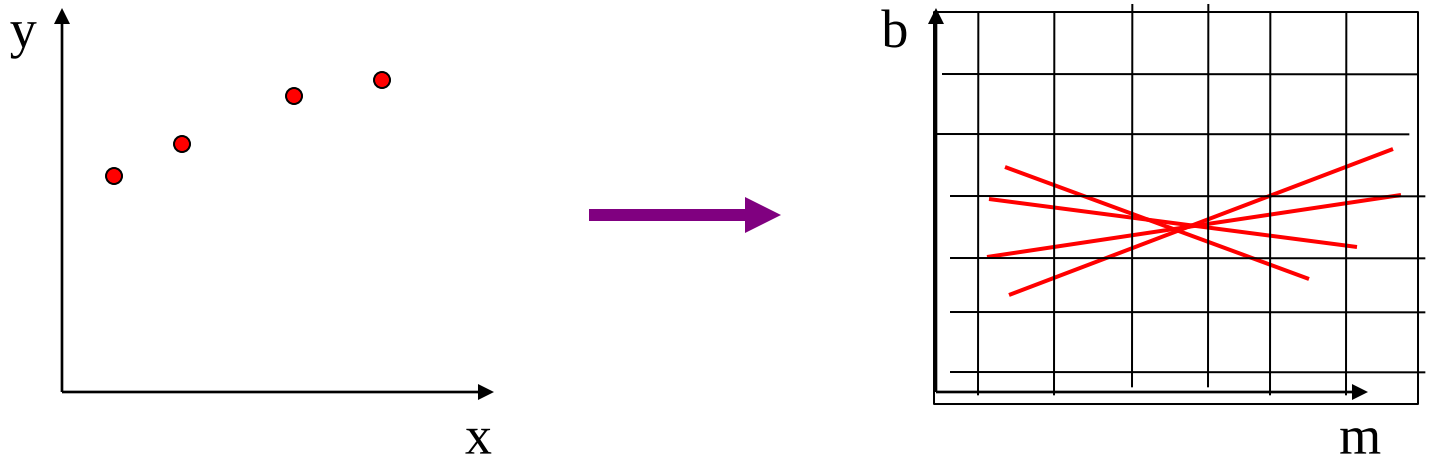
Punctului (x_0,y_0) îi corespunde dreapta de ecuație $b = -x_0m + y_0$

Punctului (x_1,y_1) îi corespunde dreapta de ecuație $b = -x_1m + y_1$

Dreptei d care conține punctele (x_0,y_0), (x_1,y_1) îi corespunde în spațiul Hough un punct. Acest punct se obține ca fiind intersecția dreptelor de ecuație $b = -x_0m + y_0$ și $b = -x_1m + y_1$. Apar probleme când $x_0 = x_1$.

Slide adaptat după S. Lazebnik

Găsirea liniilor într-o imagine: algoritmul Hough



spațiul imaginii

spațiul Hough
(al parametrilor)

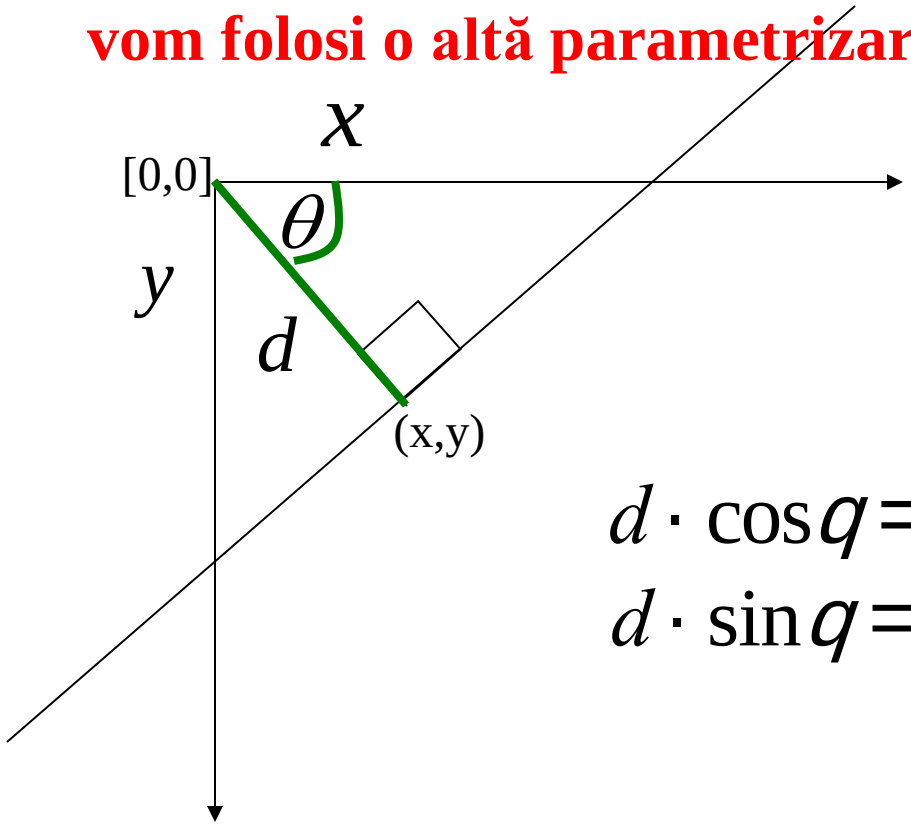
Cum putem folosi observația anterioară pentru a găsi parametri (m,b) ce definesc linia cea mai probabilă în spațiul imaginii?

- fiecare punct detectat ca fiind edgel în spațiul imaginii va vota pentru o mulțime de parametri în spațiul Hough
- acumulăm voturi în intervale discrete; parametri cu cel mai mare număr de voturi determină linia din spațul imaginii

Slide adaptat după S. Lazebnik

Reprezentarea în coordonate polare pentru detectarea liniilor

Probleme cu spațiul Hough al parametrilor (*m*,*b*): m poate lua o valoare infinită, probleme pentru linii verticale. **Din acest motiv vom folosi o altă parametrizare (coordonate polare):**



d : distanța perpendicularei din origine la linie

θ: unghiul dintre perpendiculară și axa Ox

$$d \cdot \cos q = x \qquad d \cdot (\cos q)^2 = x \cdot \cos q$$

$$d \cdot \sin q = y \qquad d \cdot (\sin q)^2 = y \cdot \sin q$$

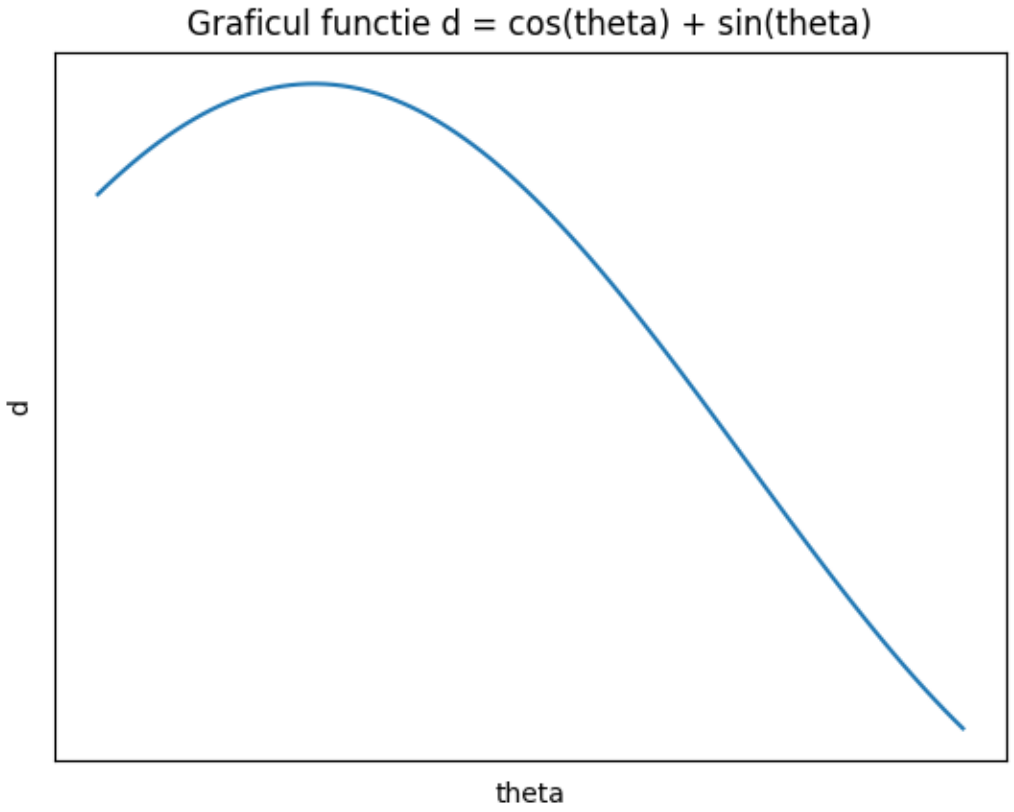
$$d = x \cdot \cos q + y \cdot \sin q$$

Punct în spațiul imaginii→ curbă sinusoidală în spațiul Hough

Slide adaptat după S. Lazebnik

plot_curs5.py

```python
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
x,y = 1,1
theta = np.linspace(0,np.pi,100)
d = x * np.cos(theta) + y*np.sin(theta)
plt.figure
plt.plot(theta,d)
plt.xlabel('theta')
plt.ylabel('d')
plt.title('Graficul functie d = cos(theta) + sin(theta)')
plt.show()
print(d)
```



plot_curs5.py

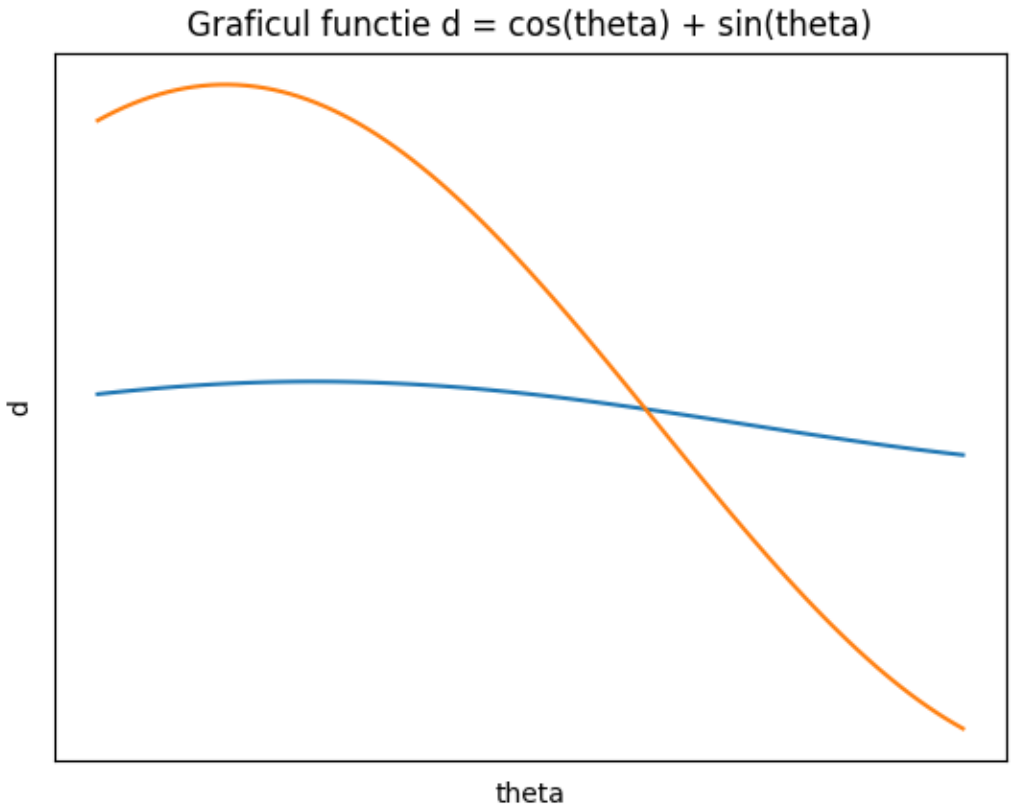
```python
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
x,y = 1,1
theta = np.linspace(0,np.pi,100)
d = x * np.cos(theta) + y*np.sin(theta)
plt.figure
plt.plot(theta,d)
plt.xlabel('theta')
plt.ylabel('d')
plt.title('Graficul functie d = cos(theta) + sin(theta)')
#plt.show()
print(d)

x,y = 10,5
d1 = x * np.cos(theta) + y*np.sin(theta)
plt.figure
plt.plot(theta,d1)
plt.show()
```

Prin orice două puncte trece o dreaptă unică.

⇒ orice două curbe sinusoide în spațiul Hough se intersectează

plot_curs5.py

```
1   import numpy as np
2   import matplotlib.pyplot as plt
3   x,y = 1,1
4   theta = np.linspace(0,np.pi,100)
5   d = x * np.cos(theta) + y*np.sin(theta)
6   plt.figure
7   plt.plot(theta,d)
8   plt.xlabel('theta')
9   plt.ylabel('d')
10  plt.title('Graficul functie d = cos(theta) + sin(theta)')
11  #plt.show()
12  print(d)
13
14  x,y = 10,5
15  d1 = x * np.cos(theta)
16  plt.figure
17  plt.plot(theta,d1)
18  plt.show()
```

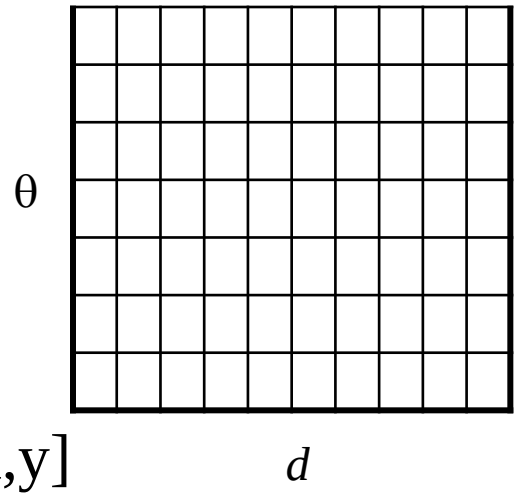


Algoritmul transformatei Hough

- folosește coordonate polare

$$x\cos q + y\sin q = d$$

H: accumulează voturi



Algoritmul transformatei Hough

1. inițializează H[d, θ]=0
2. pentru fiecare punct edgel din imagine I[x,y]

   pentru θ = 0 to 360 // [0, 2*pi] e împărțit în intervale

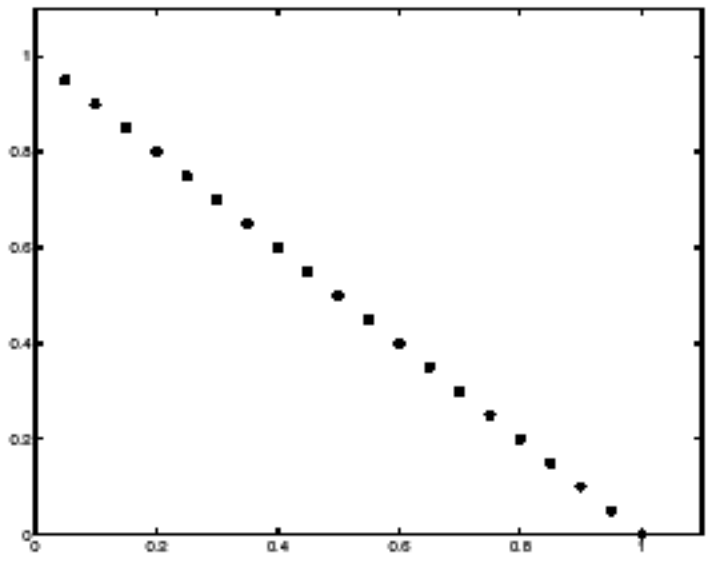
   $$d = x\cos q + y\sin q$$

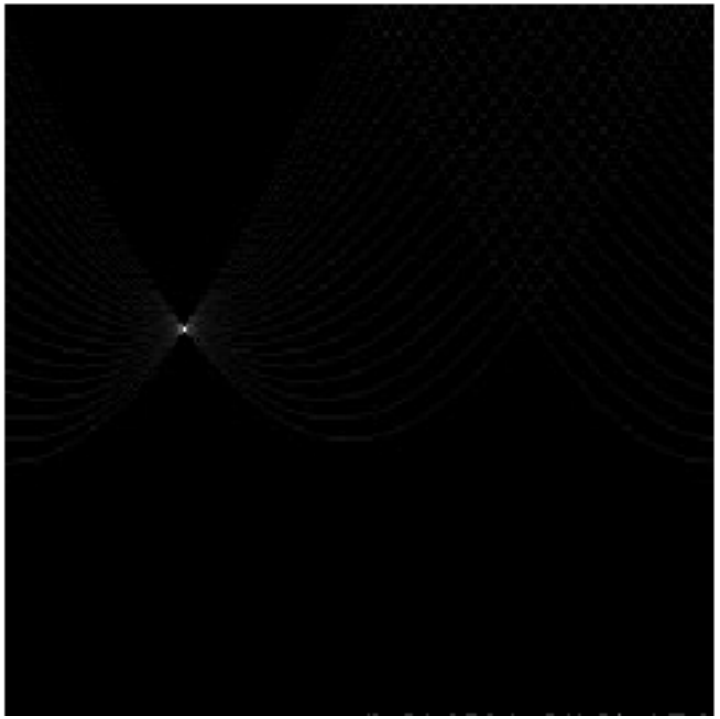
   H[d, θ] += 1
3. găsește valorile (d^*, θ^*) pentru care H[d^*, θ*] este maxim
4. linia detectată în imagine este dată de: $d^* = x\cos\theta^* + y\sin\theta^*$

DEMO:
https://www.aber.ac.uk/~dcswww/Dept/Teaching/CourseNotes/current/CS34110/hough.html

Slide adaptat după S. Lazebnik

Exemplu: transformata Hough pentru linii





spațiul imaginii
coordonatele punctelor edgels

Voturi

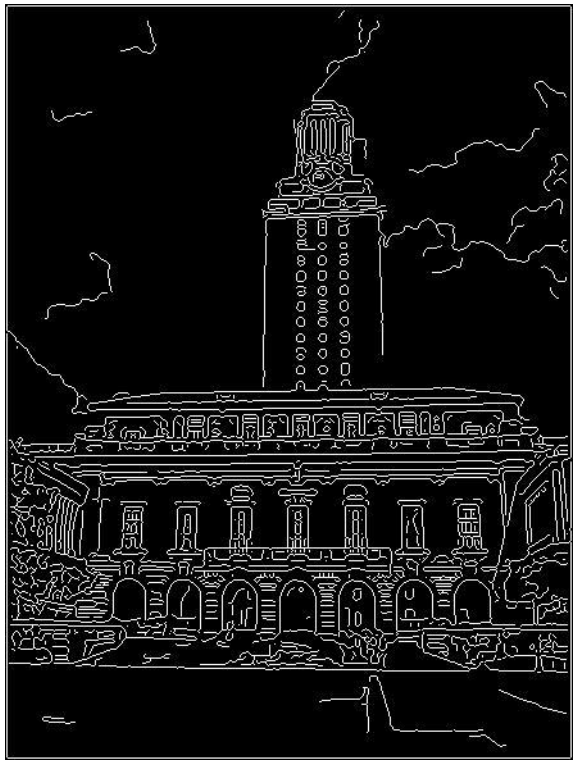
culoare deschisă = # mare de voturi
negru = zero voturi

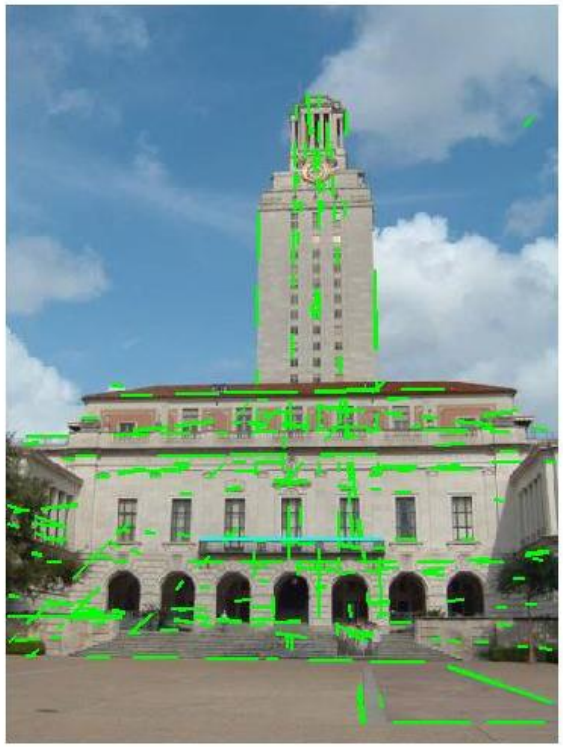
Slide adaptat după S. Lazebnik

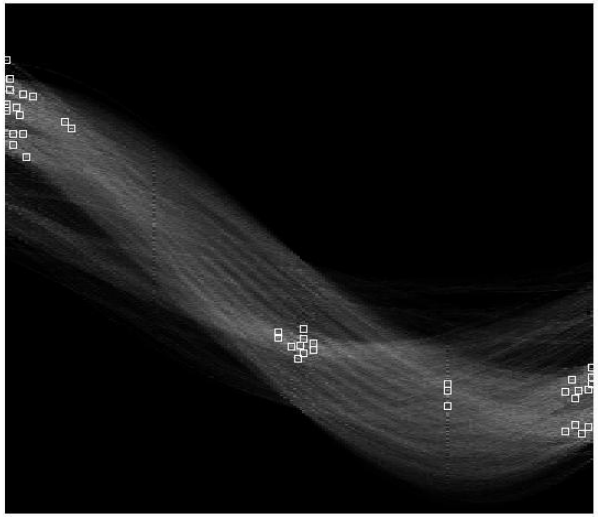
Exemplu: transformata Hough pentru linii

Pătrat:

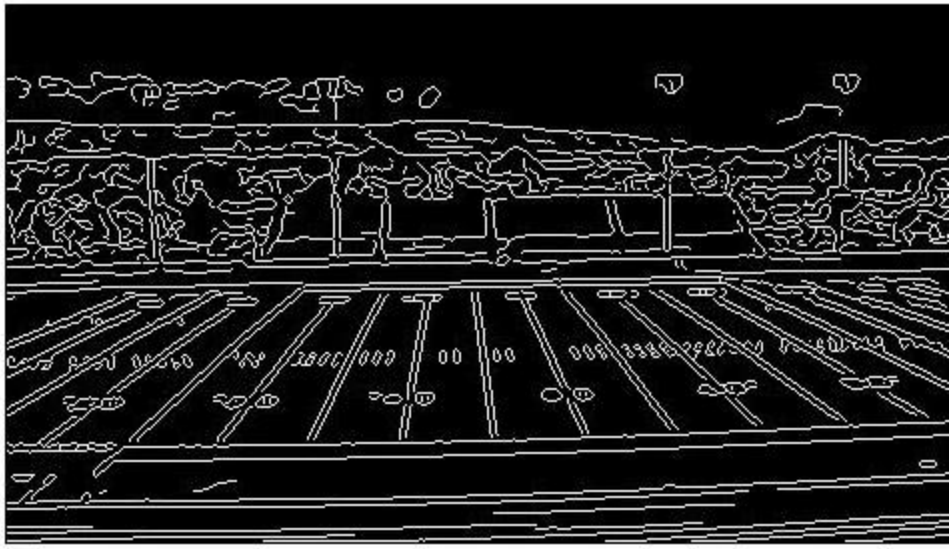
Slide adaptat după S. Lazebnik

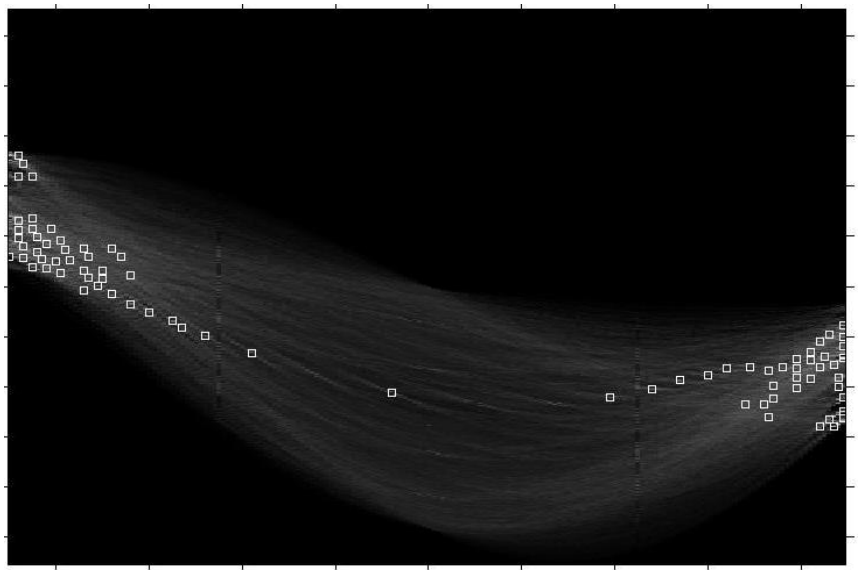


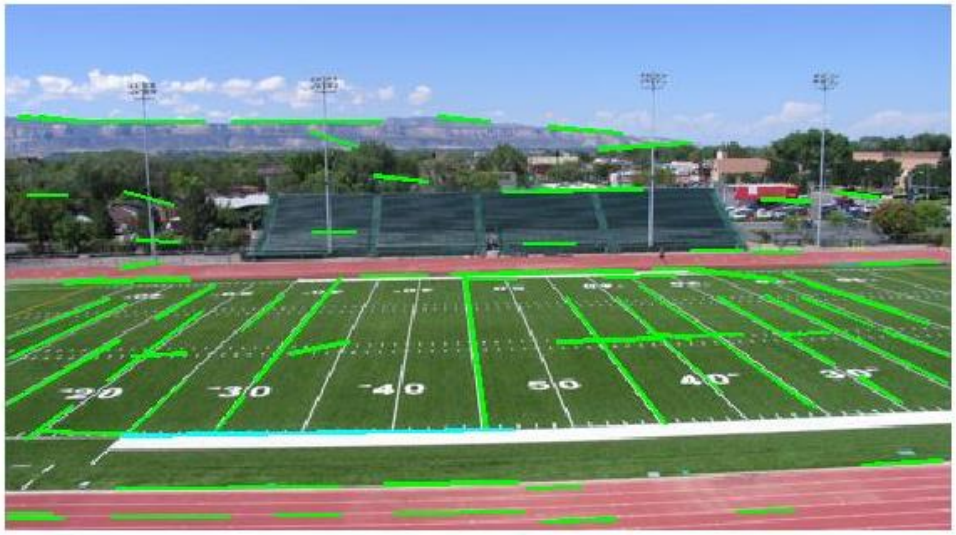




Slide adaptat după S. Lazebnik



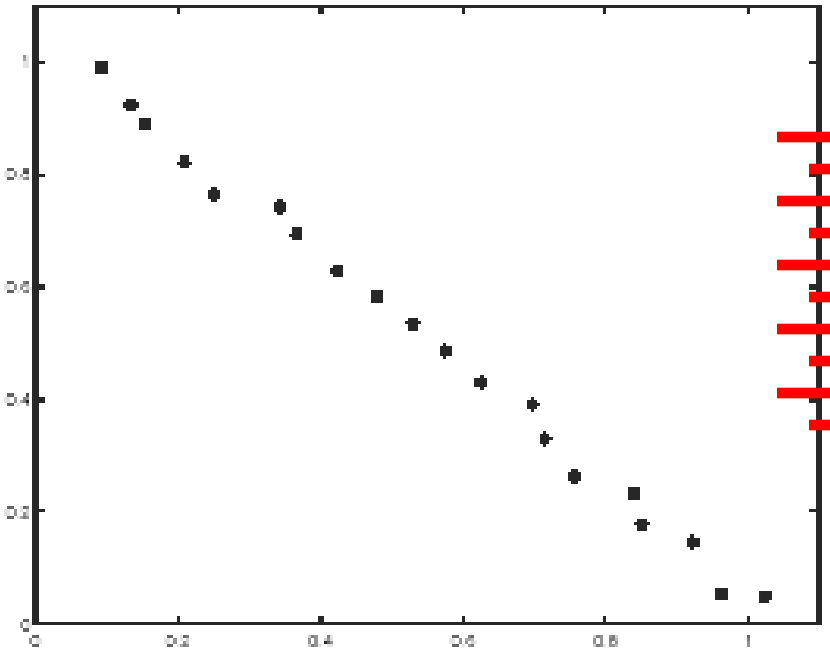




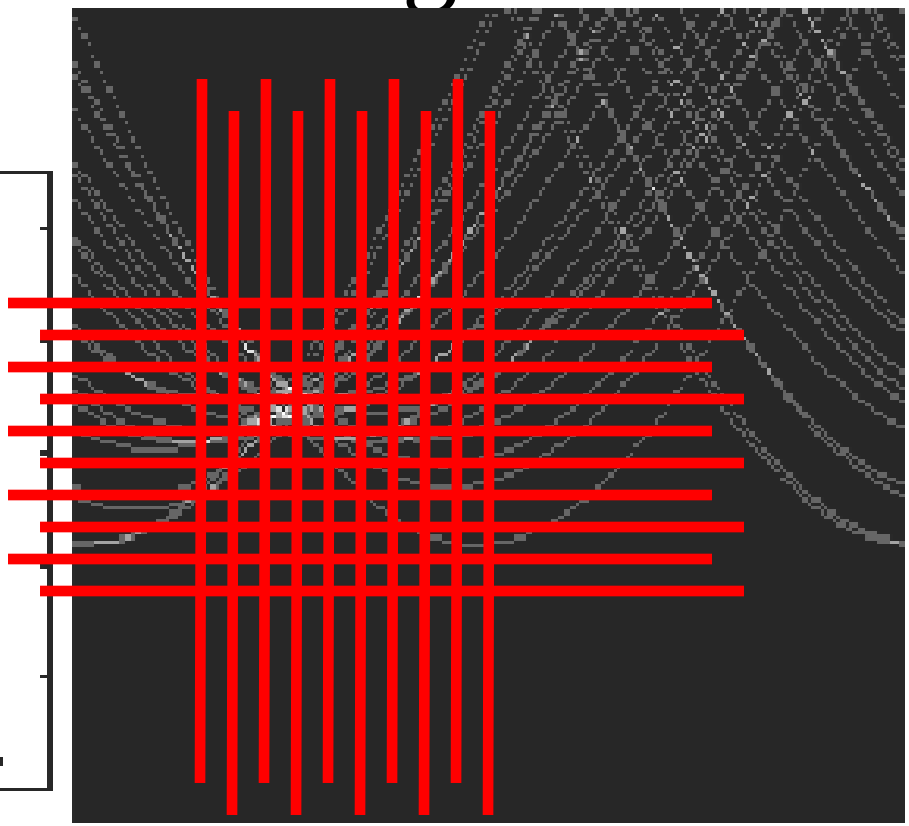
Sunt afișate cele mai lungi segmente

Slide adaptat după S. Lazebnik

Impactul zgomotului asupra transformatei Hough



spațiul imaginii
coordonatele punctelor edgels

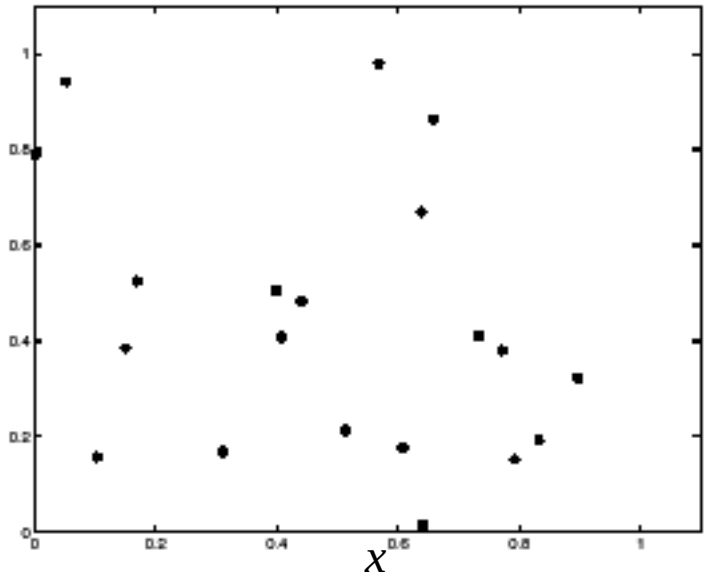


Voturi

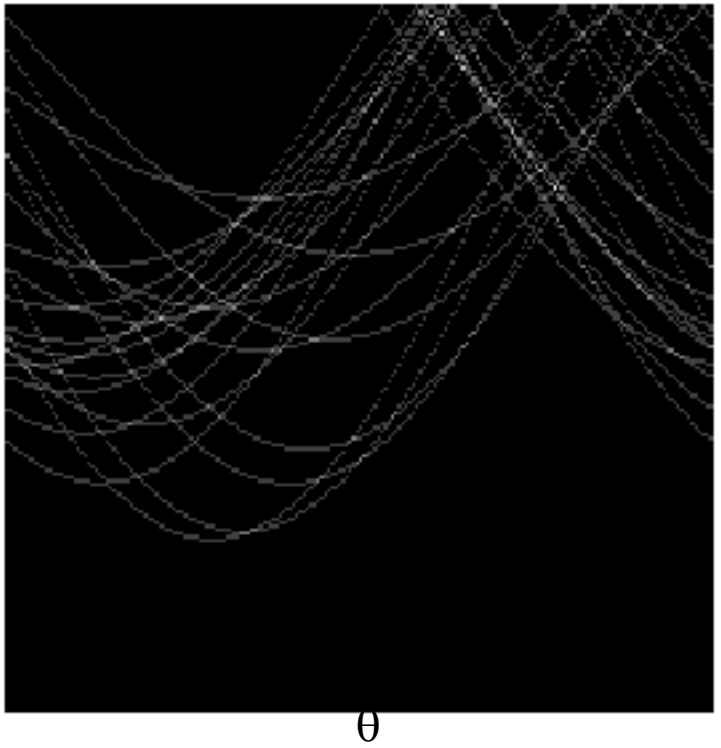
culoare deschisă = # mare de voturi
negru = zero voturi

Slide adaptat după S. Lazebnik

Impactul zgomotului asupra transformatei Hough



spațiul imaginii
coordonatele punctelor edgels

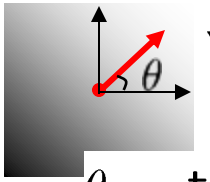


Voturi

Totul pare a fi zgomot sau puncte edgels aleatoare. Se observă niște peak-uri în spațiul parametrilor.

Slide adaptat după S. Lazebnik

Extensii



$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}\right]$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\partial f}{\partial y} / \frac{\partial f}{\partial x}\right)$$

Extensia 1: folosește gradientul imaginii

1. inițializează H[d, θ]=0 (la fel)
2. pentru fiecare punct edgel din imagine I[x,y]

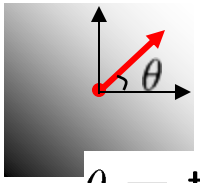
   θ = gradientul imaginii la (x,y)

   $d = x\cos\theta + y\sin\theta$

   H[d, θ] += 1
3. găsește valorile (d^*, θ^*) pentru care H[d^*, θ^*] este maxim (la fel)
4. linia detectată în imagine este dată de: $d^* = x\cos\theta^* + y\sin\theta^*$

Slide adaptat după S. Lazebnik

Extensii



$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}\right]$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\partial f}{\partial y} / \frac{\partial f}{\partial x}\right)$$

Extensia 1: folosește gradientul imaginii

1. inițializează H[d, θ]=0 (la fel)
2. pentru fiecare punct edgel din imagine I[x,y]

   θ = gradientul imaginii la (x,y)

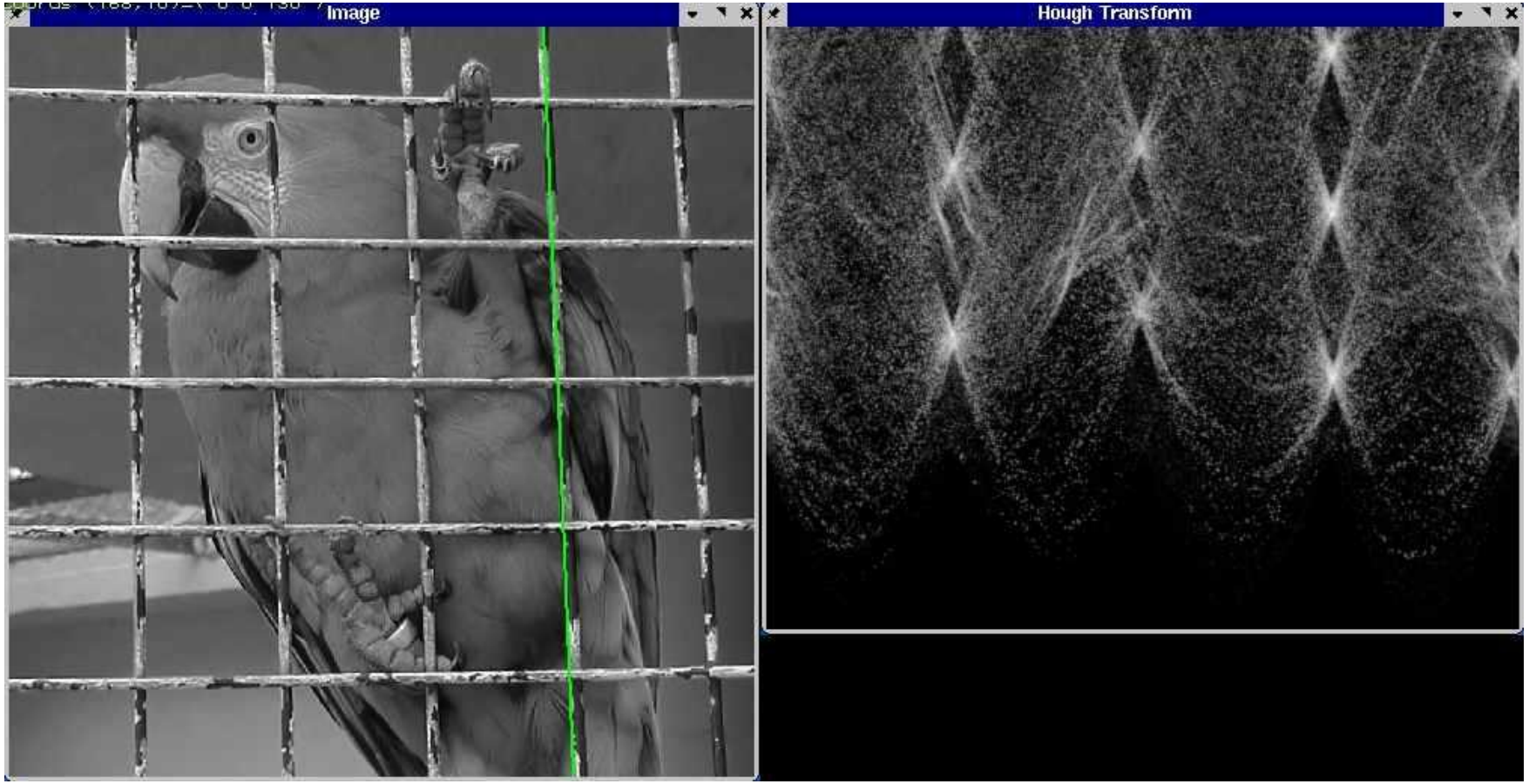
   $d = x\cos\theta + y\sin\theta$

   H[d, θ] += 1
3. găsește valorile (d^*, θ^*) pentru care H[d^*, θ^*] este maxim (la fel)
4. linia detectată în imagine este dată de: $d^* = x\cos\theta^* + y\sin\theta^*$

Extensia 2: H[d, θ] += magnitudine gradient (x,y)

Slide adaptat după S. Lazebnik

Transformata Hough - exemplu



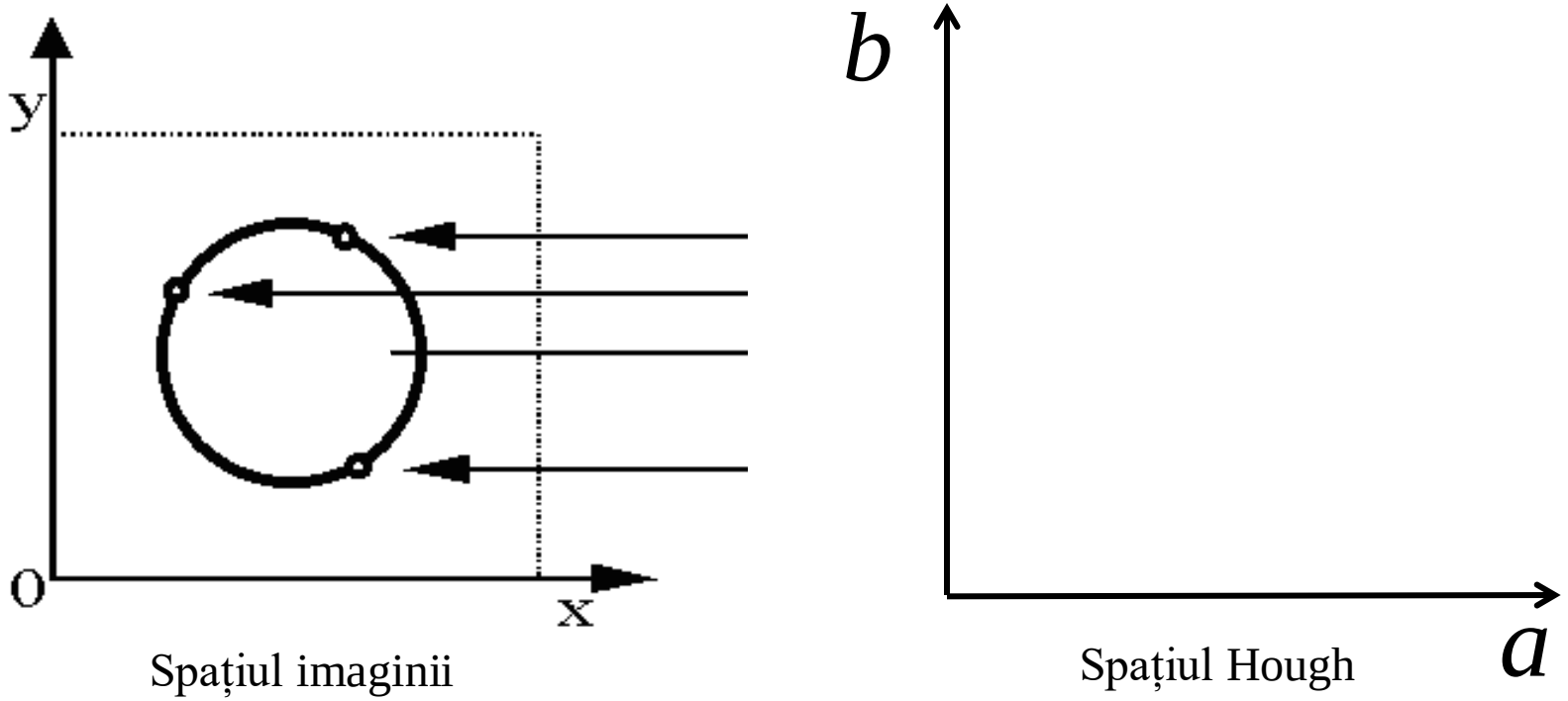
Transformata Hough pentru cercuri

- Cerc: centru (a,b) și raza r

Ecuația unui cerc?

$$(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 = r^2$$

- Pentru raza r fixată



Spațiul imaginii

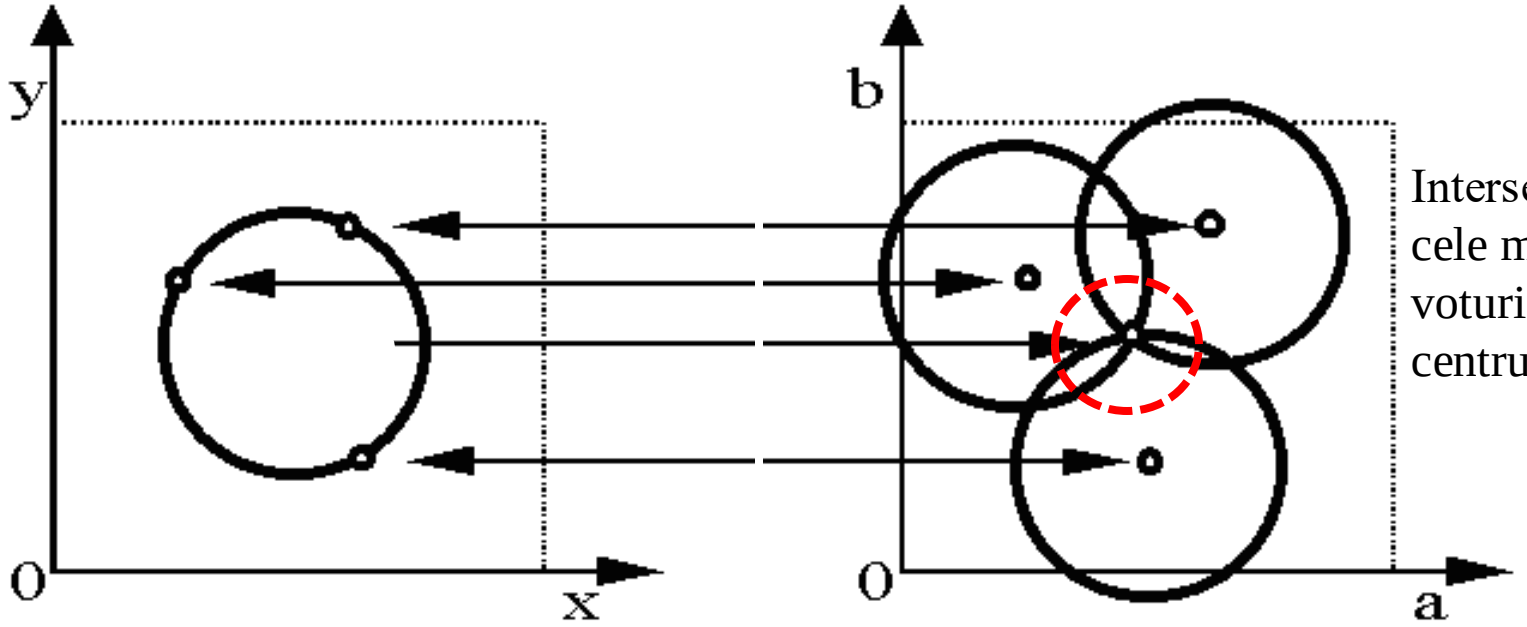
Spațiul Hough

Transformata Hough pentru cercuri

- Cerc: centru (a,b) și raza r

$$(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 = r^2$$

- Pentru raza r fixată



Spațiul imaginii

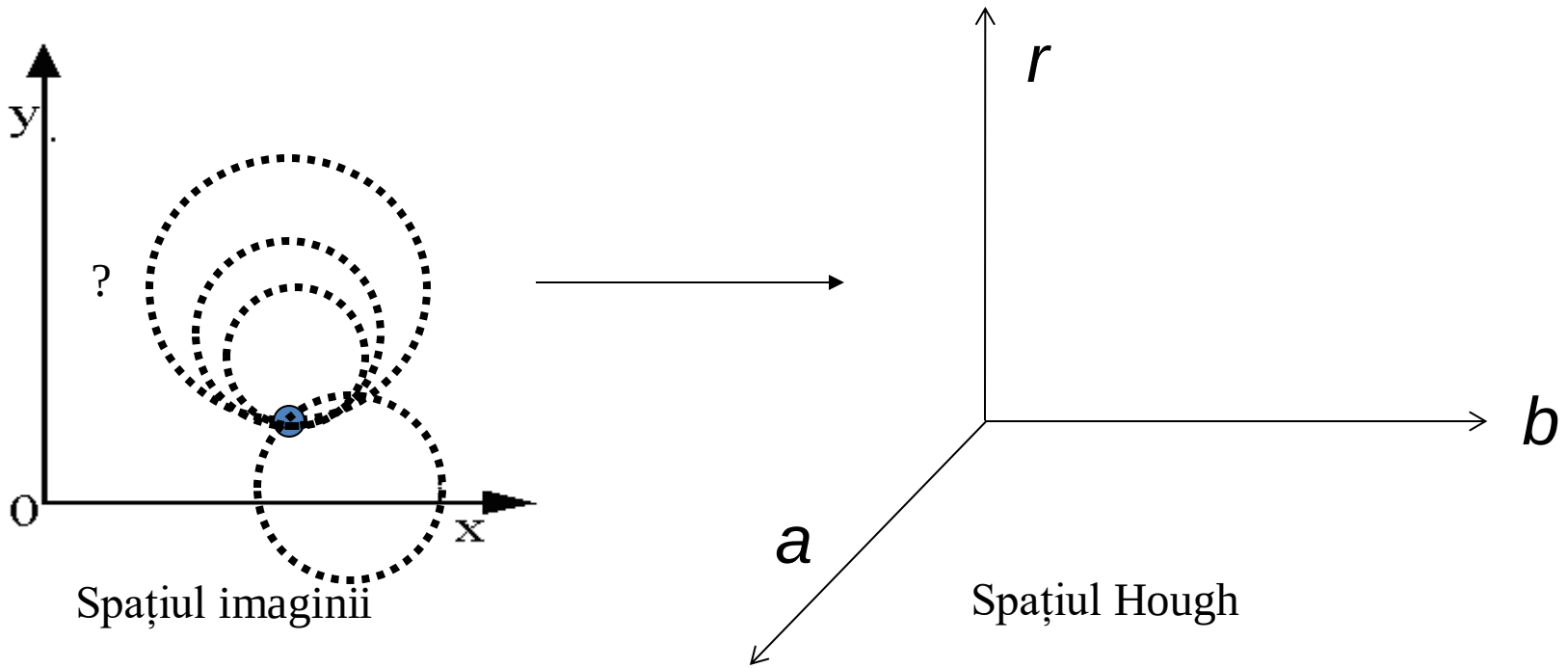
Spațiul Hough

Transformata Hough pentru cercuri

- Cerc: centru (a,b) și raza r

$$(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 = r^2$$

- Pentru o rază necunoscută r

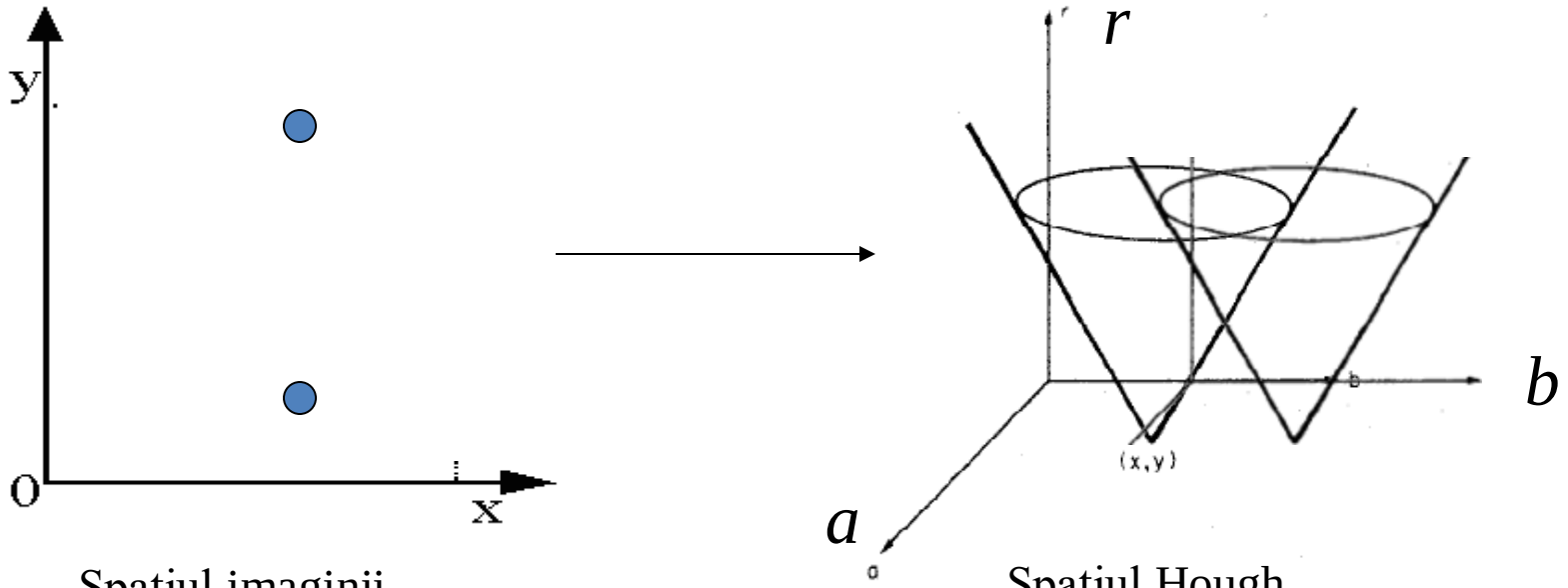


Transformata Hough pentru cercuri

- Cerc: centru (a,b) și raza r

$$(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 = r^2$$

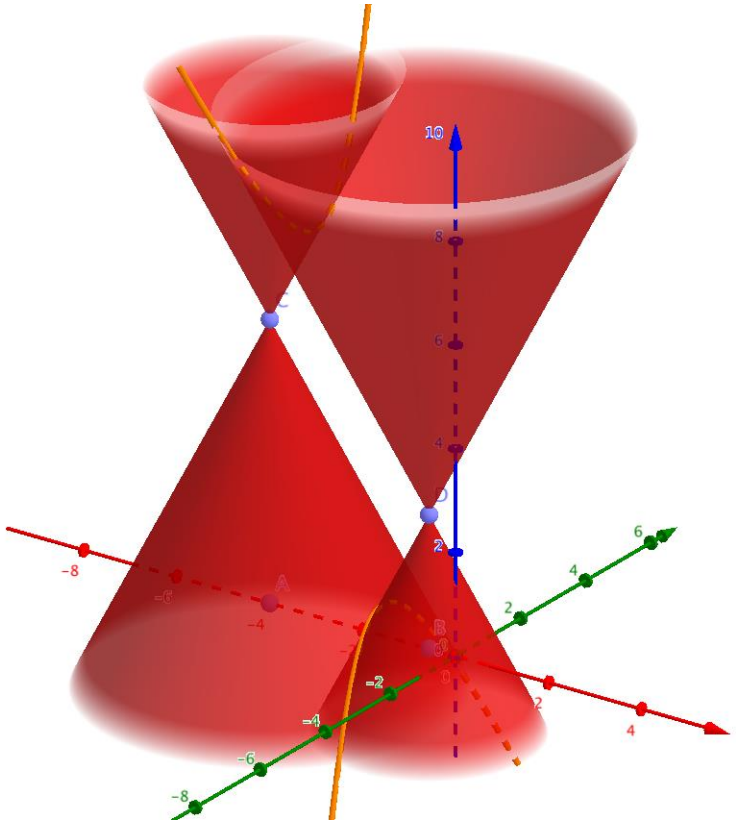
- Pentru o rază necunoscută r

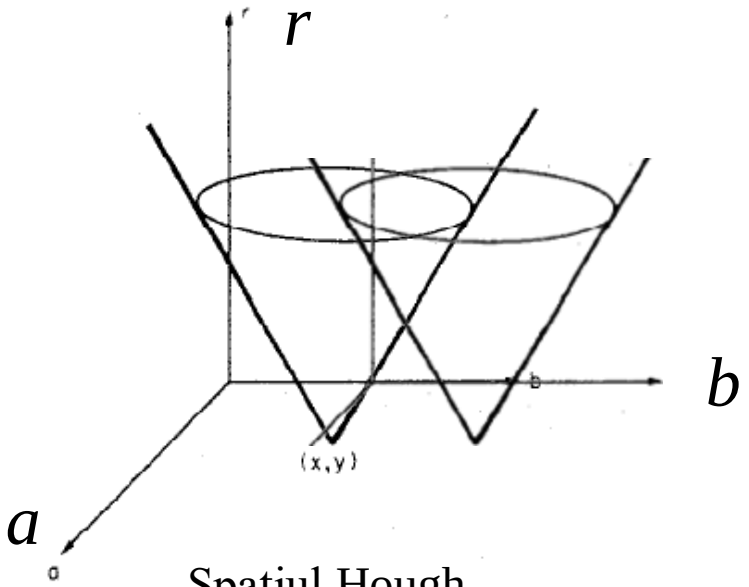


Spațiul imaginii

Spațiul Hough

Intersecția a două conuri





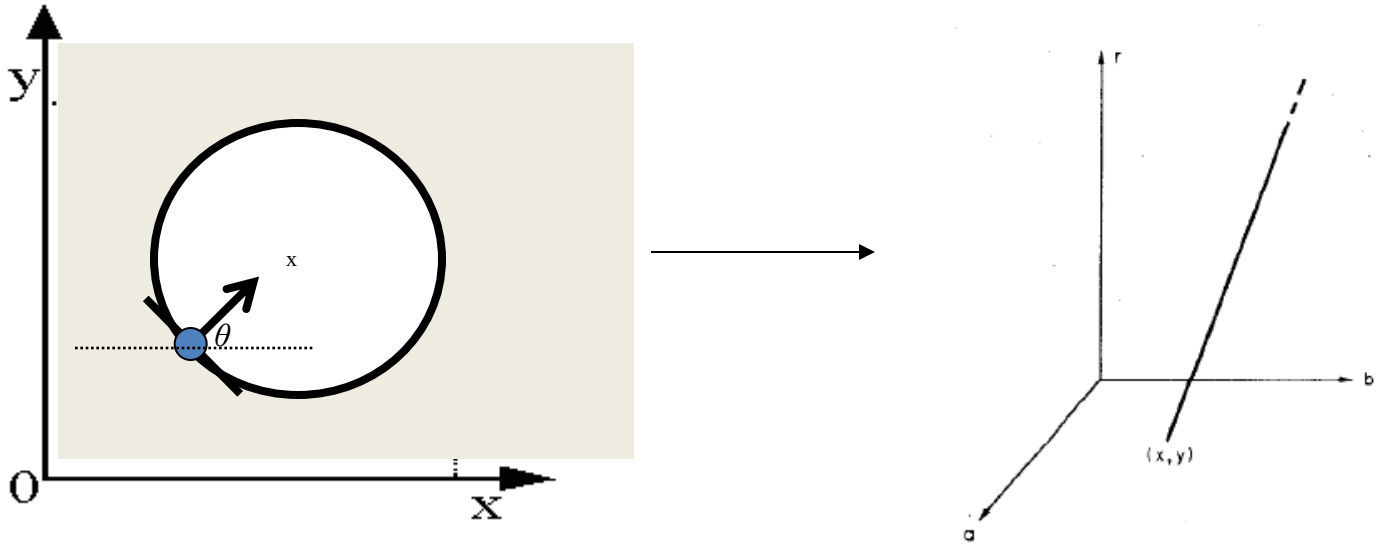
Spațiul Hough

Transformata Hough pentru cercuri

- Cerc: centru (a,b) și raza r

$$(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 = r^2$$

- Pentru o rază necunoscută r, cu direcția **cunoscută a gradientului**

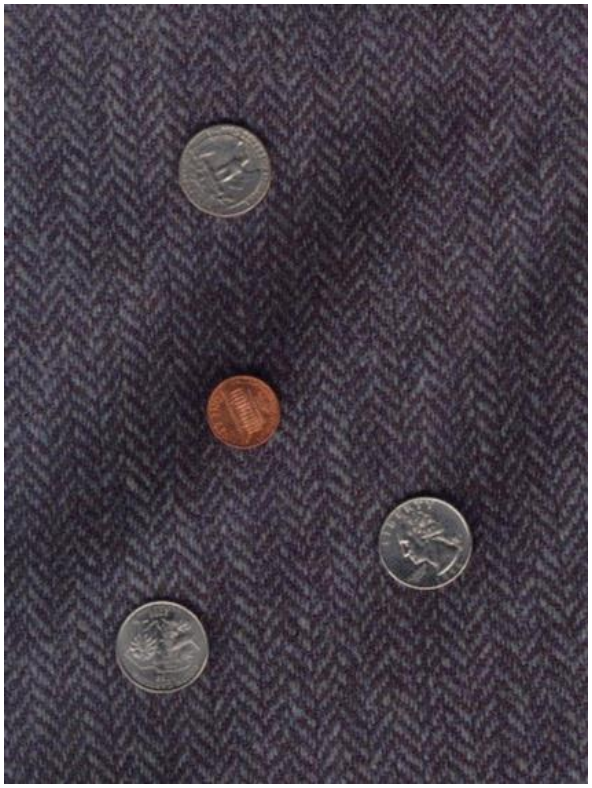


Spațiul imaginii

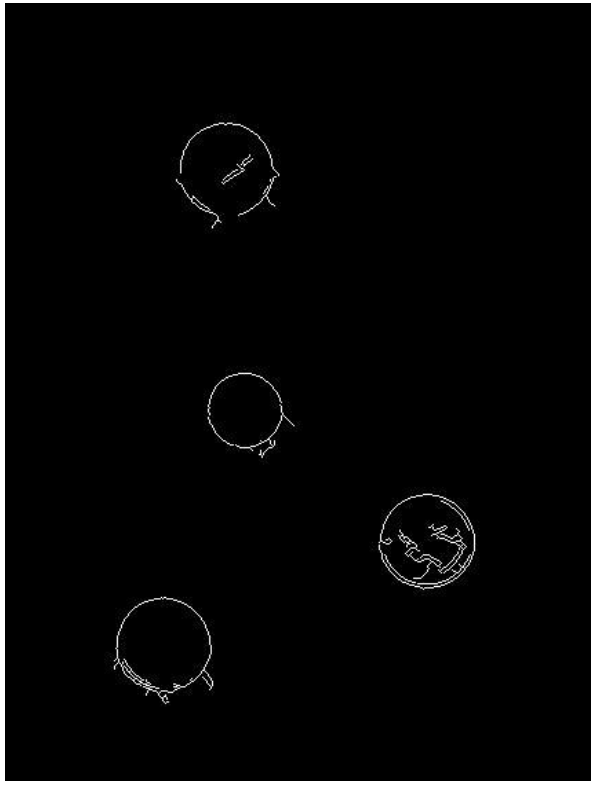
Spațiul Hough

Exemplu: detectarea cercurilor cu transformata Hough

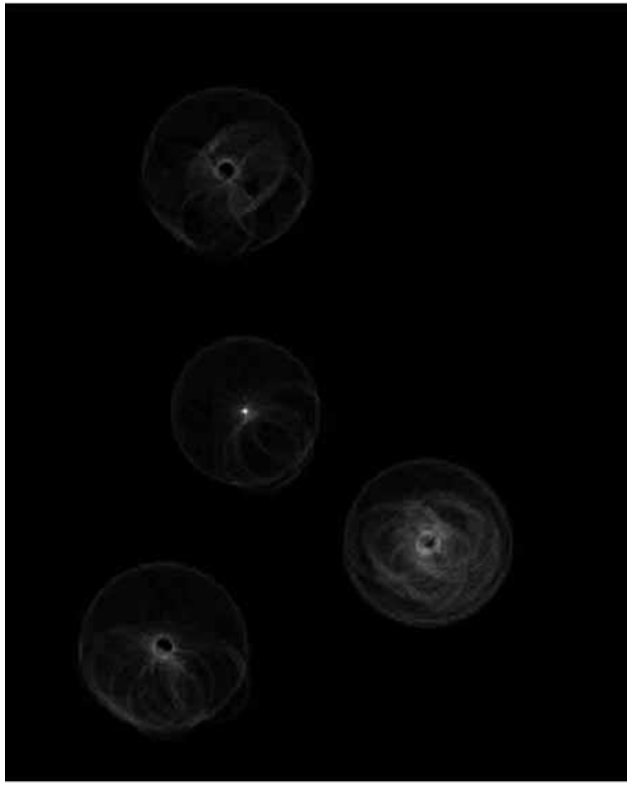
Originală



Muchii



Voturi moneda 1



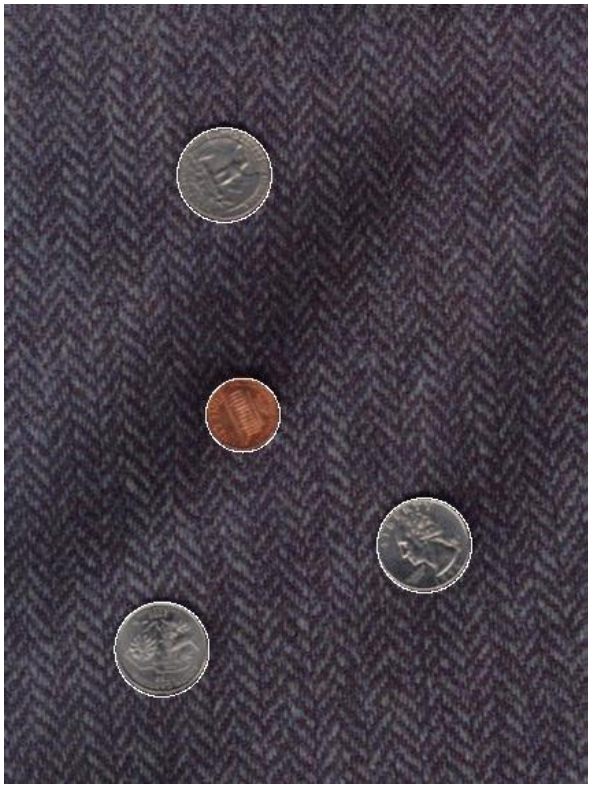
Două transformate Hough folosite, una pentru fiecare rază a monedelor.

Slide credit: Kristen Grauman

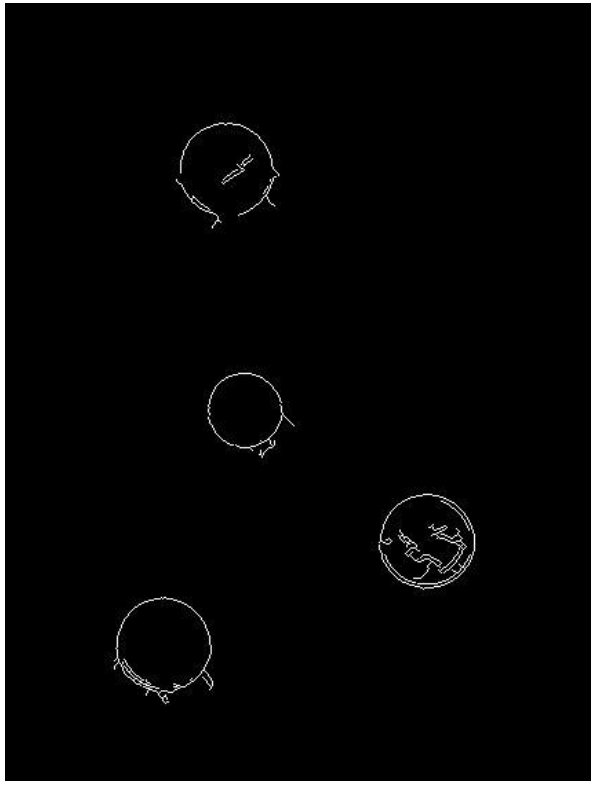
Exemplu: detectarea cercurilor cu transformata Hough

Detecții combinate

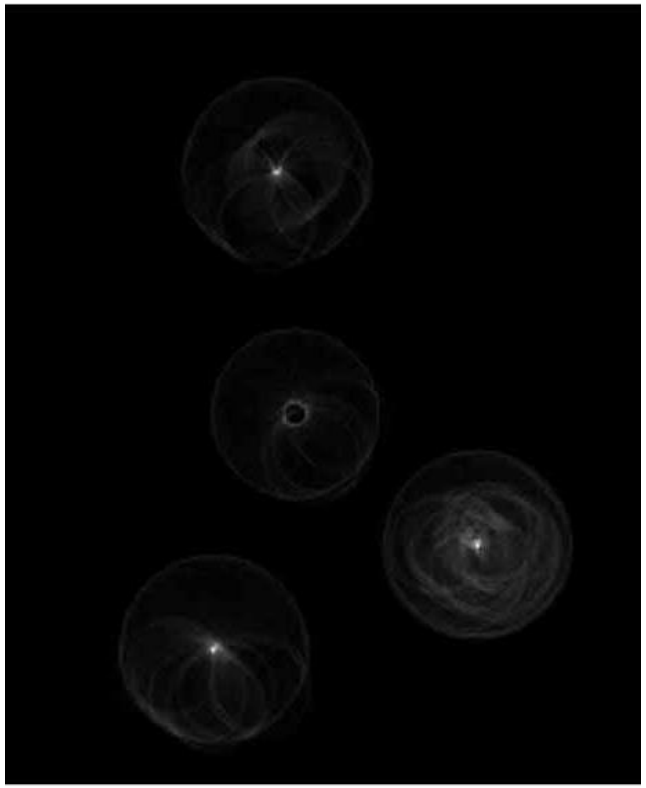
Originală



Muchii



Voturi moneda 2



Slide credit: Kristen Grauman

Transformata Hough generalizată

Pattern Recognition Vol. 13, No. 2, pp. 111–122, 1981.
Printed in Great Britain.

0031-3203/81/020111-12 $02.00/0
Pergamon Press Ltd.

GENERALIZING THE HOUGH TRANSFORM TO DETECT ARBITRARY SHAPES*

D. H. BALLARD
Computer Science Department, University of Rochester, Rochester, NY 14627, U.S.A.

(*Received* 10 *October* 1979; *in revised form* 9 *September* 1980; *received for publication* 23 *September* 1980)

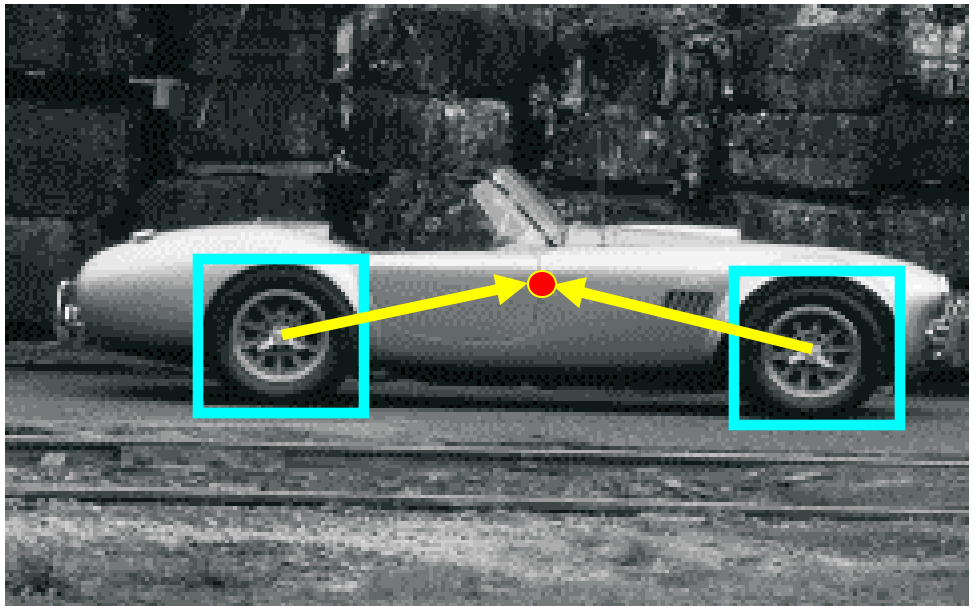
Abstract—The Hough transform is a method for detecting curves by exploiting the duality between points on a curve and parameters of that curve. The initial work showed how to detect both analytic curves[1,2] and non-analytic curves,[3] but these methods were restricted to binary edge images. This work was generalized to the detection of some analytic curves in grey level images, specifically lines,[4] circles[5] and parabolas.[6] The line detection case is the best known of these and has been ingeniously exploited in several applications.[7,8,9]

We show how the boundaries of an *arbitrary* non-analytic shape can be used to construct a mapping between image space and Hough transform space. Such a mapping can be exploited to detect instances of that particular shape in an image. Furthermore, variations in the shape such as rotations, scale changes or figure–ground reversals correspond to straightforward transformations of this mapping. However, the most remarkable property is that such mappings can be composed to build mappings for complex shapes from the mappings of simpler component shapes. This makes the generalized Hough transform a kind of universal transform which can be used to find arbitrarily complex shapes.

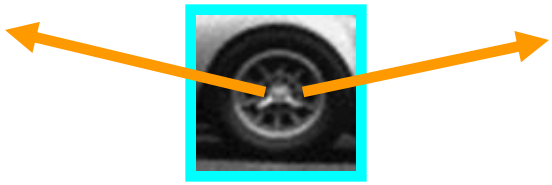
Image processing Hough transform Shape recognition Pattern recognition
Parallel algorithms

Transformata Hough generalizată

- folosește “cuvinte vizuale” care votează centrul obiectului



imagine de antrenare



“cuvânt vizual” cu vectorul de deplasare

B. Leibe, A. Leonardis, and B. Schiele, Combined Object Categorization and Segmentation with an Implicit Shape Model, ECCV Workshop on Statistical Learning in Computer Vision 2004

Transformata Hough generalizată

- folosește cuvinte vizuale care votează centrul obiectului

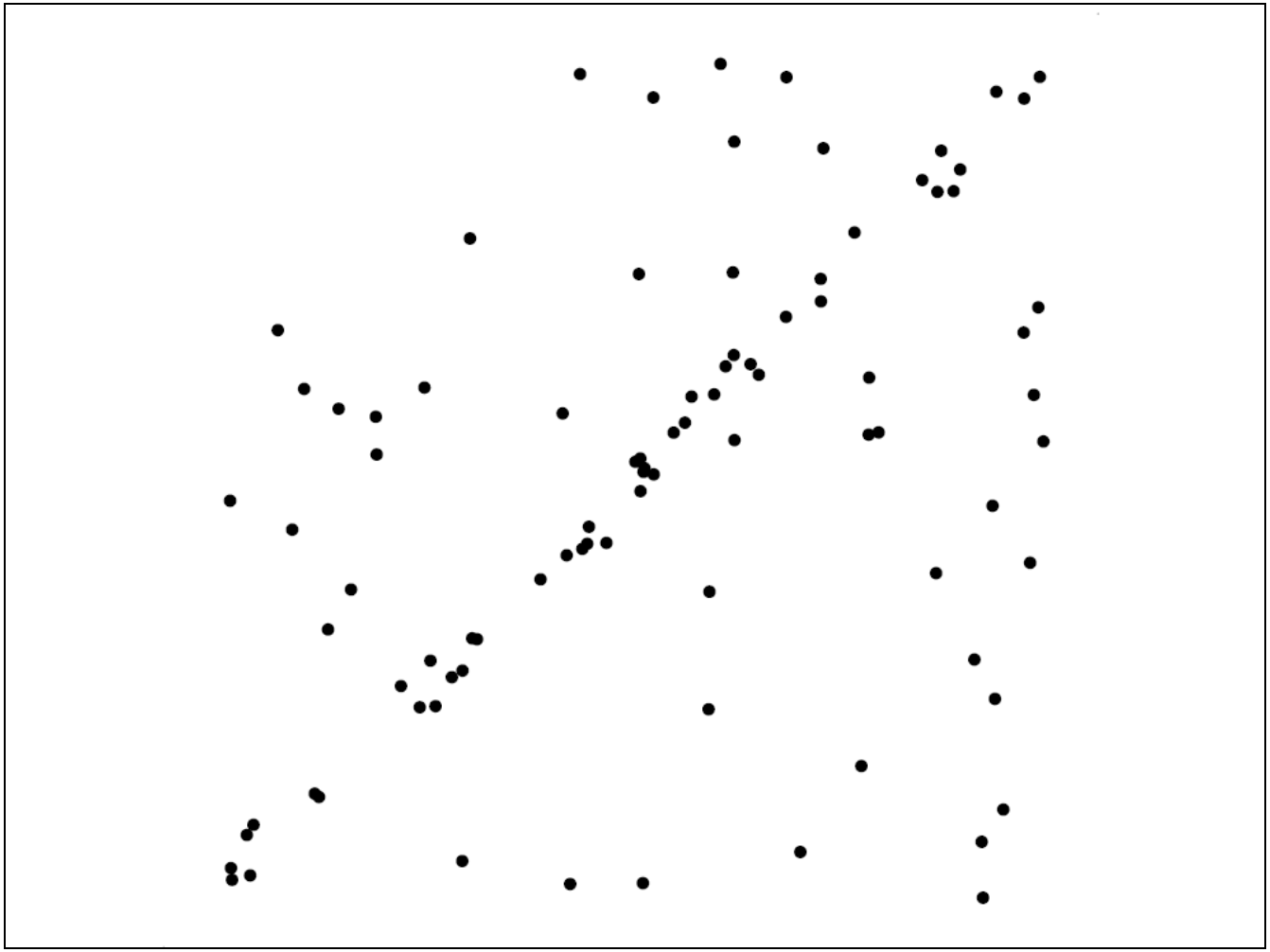
Imagine de testare

B. Leibe, A. Leonardis, and B. Schiele, Combined Object Categorization and Segmentation with an Implicit Shape Model, ECCV Workshop on Statistical Learning in Computer Vision 2004

Aplicație: detectarea liniilor cu algoritmul RANSAC

RANSAC pentru detectarea liniilor

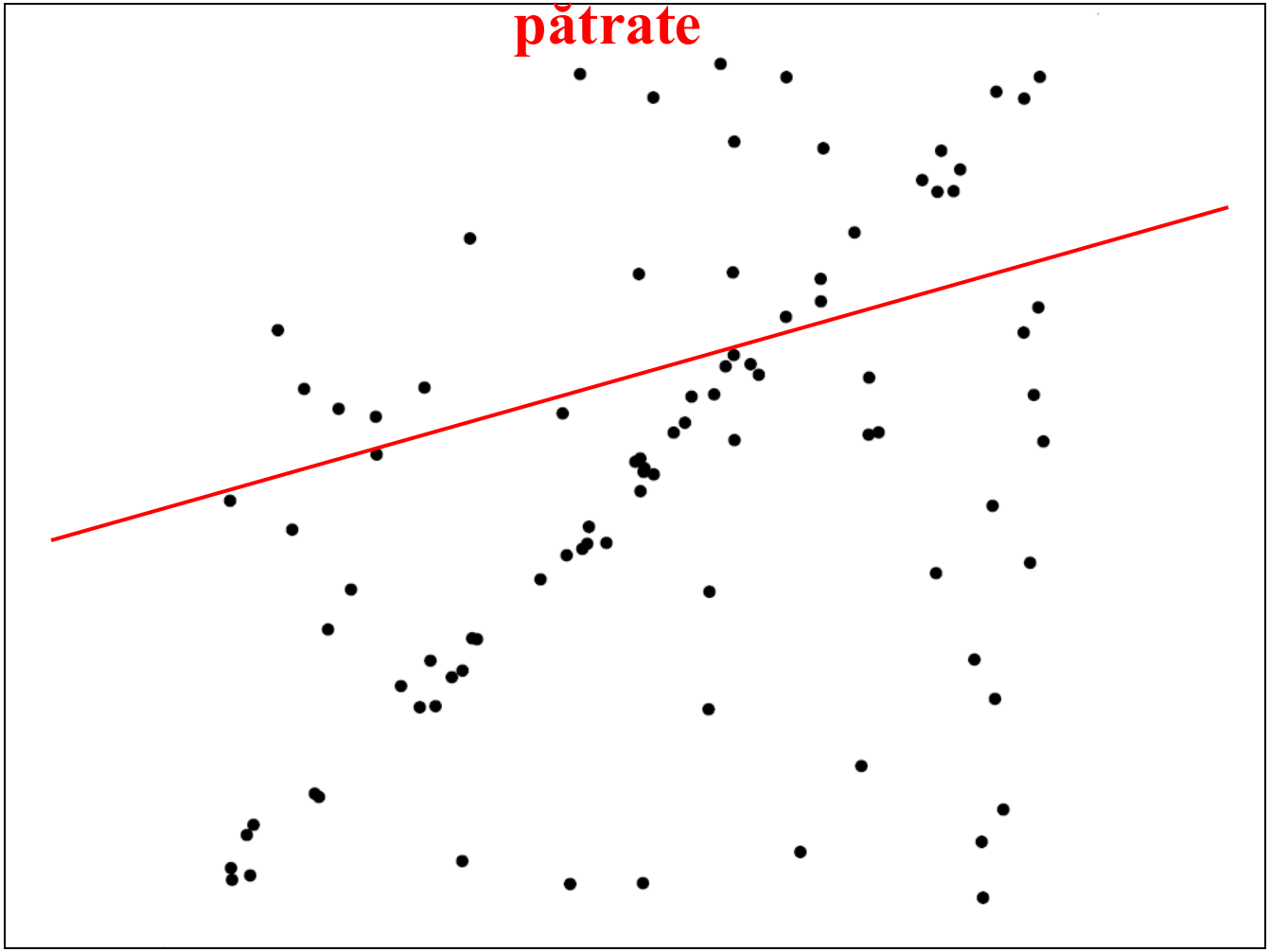
Unde se află linia?



Slide adaptat după S. Lazebnik

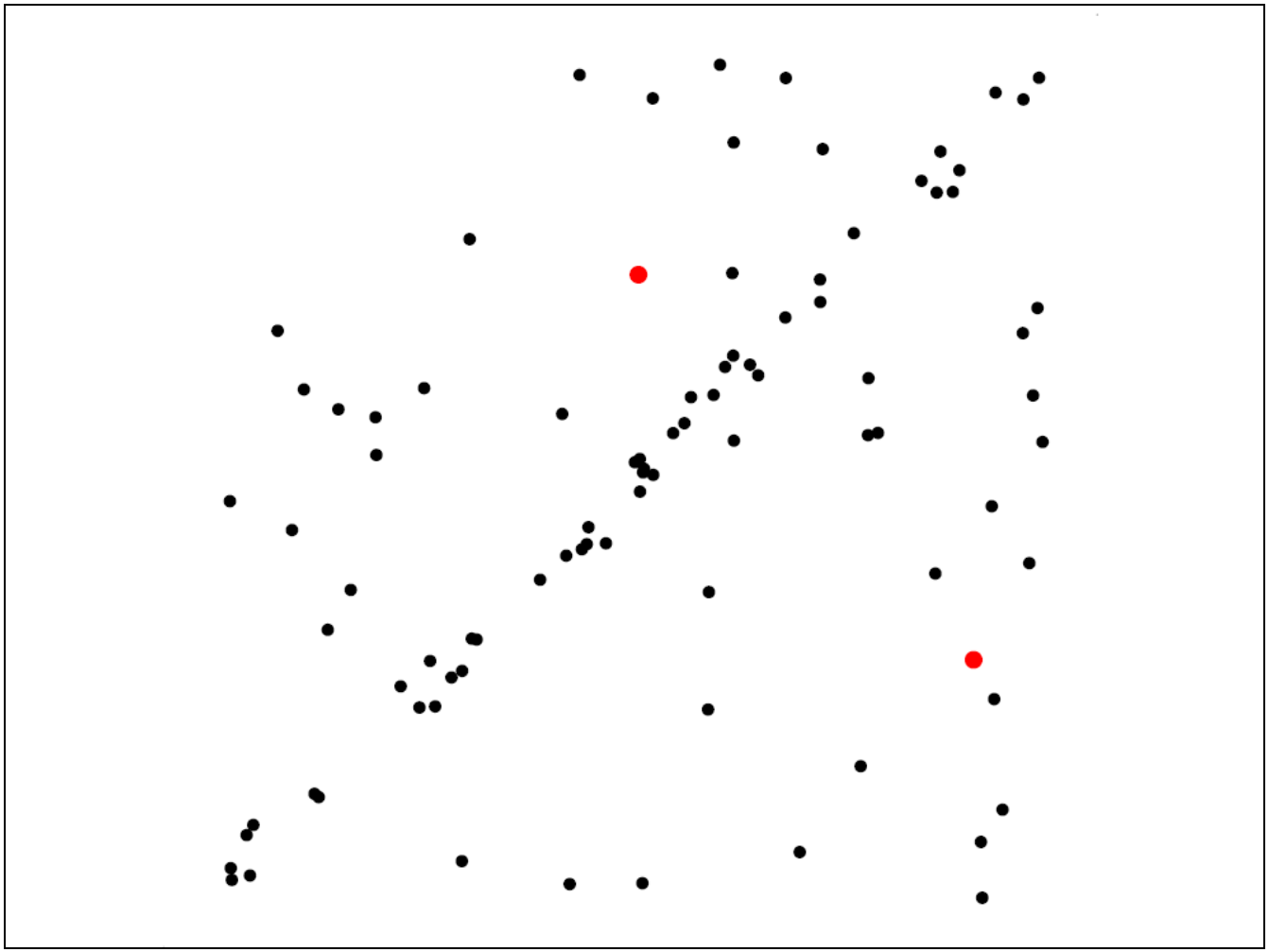
RANSAC pentru detectarea liniilor

Soluția metodei celor mai mici pătrate



Slide adaptat după S. Lazebnik

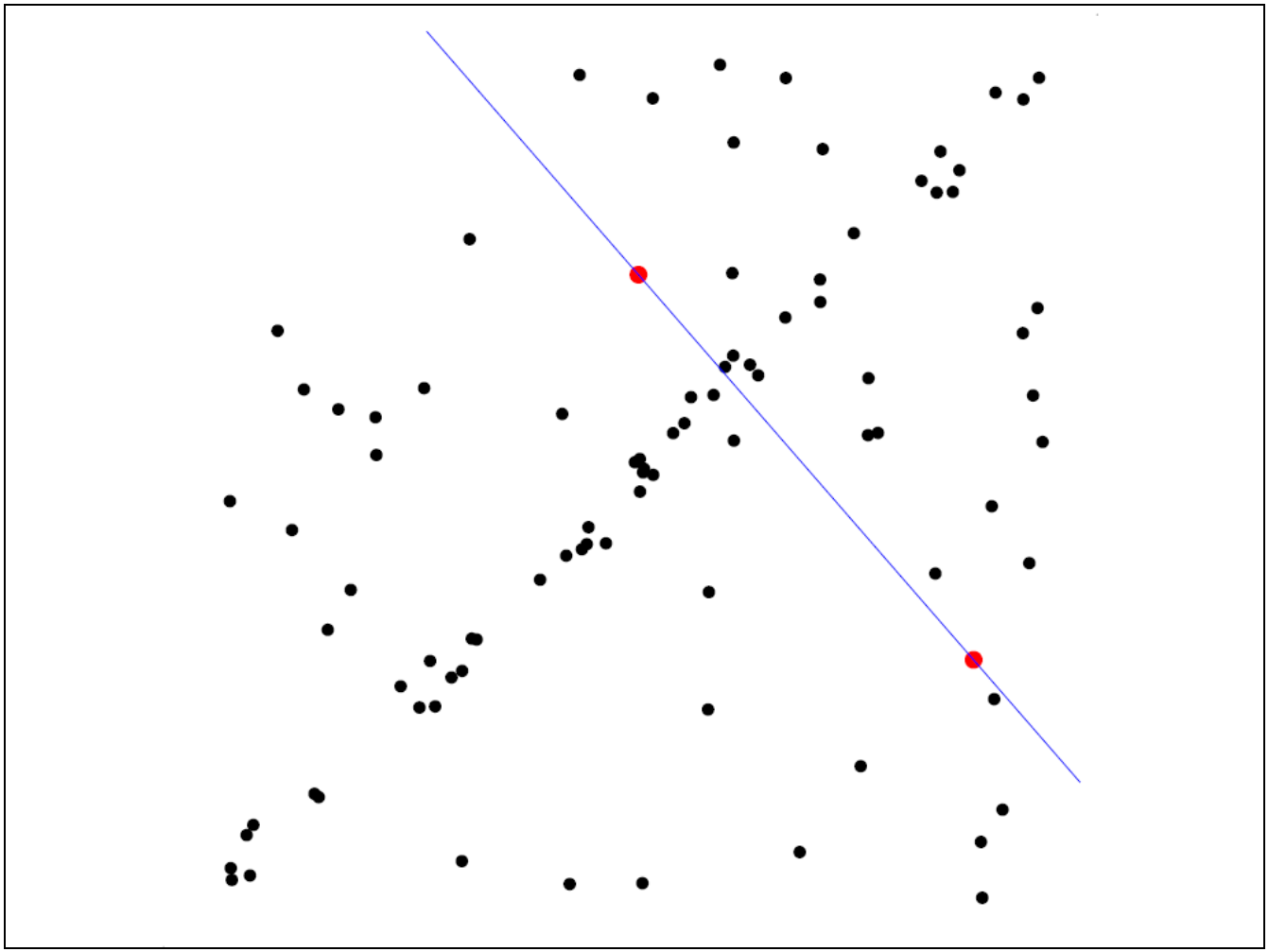
RANSAC pentru detectarea liniilor



1. Selectăm aleator 2 puncte dintre toate

Slide adaptat după S. Lazebnik

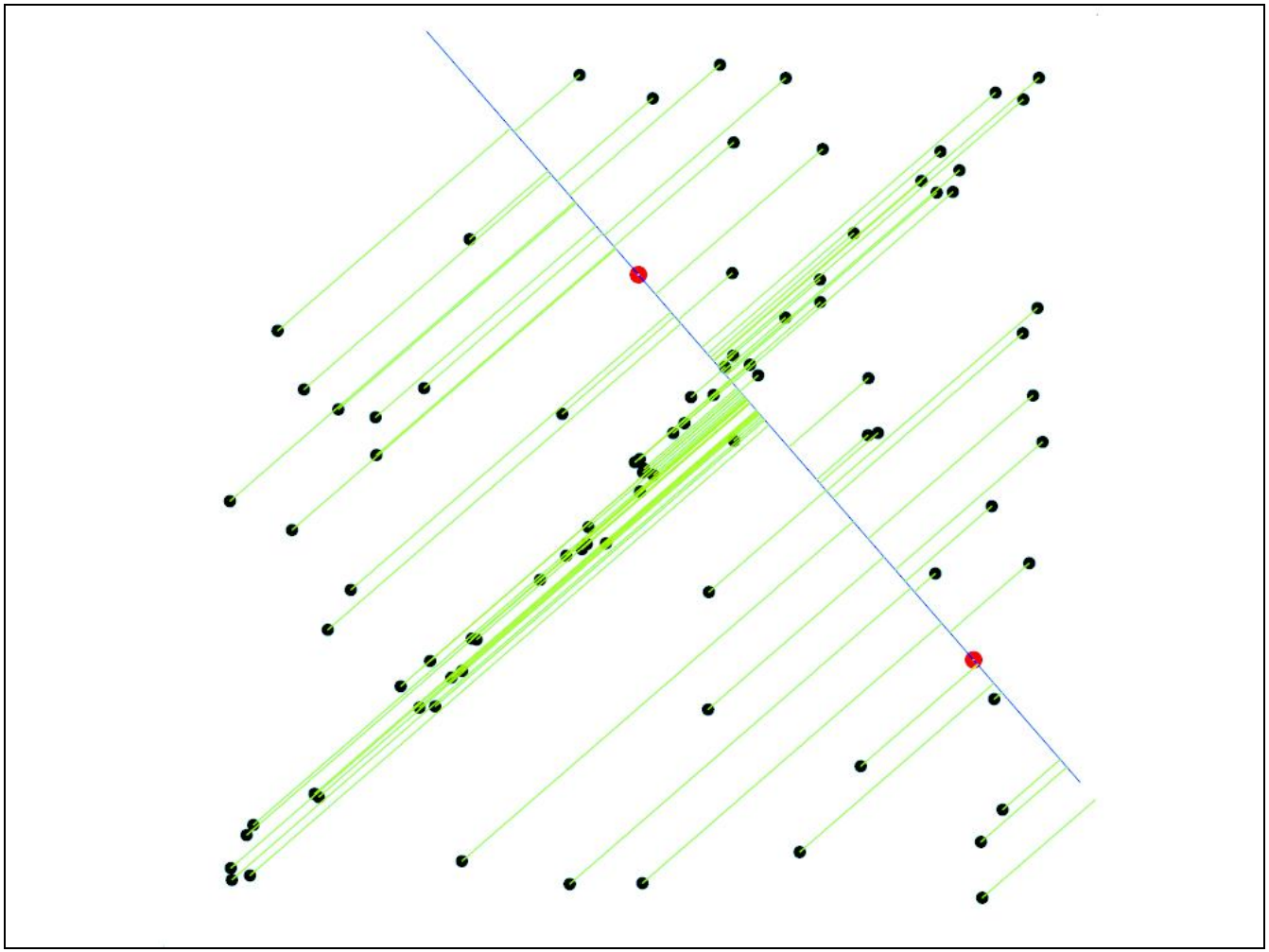
RANSAC pentru detectarea liniilor



1. Selectăm aleator 2 puncte dintre toate
2. Construim dreapta

Slide adaptat după S. Lazebnik

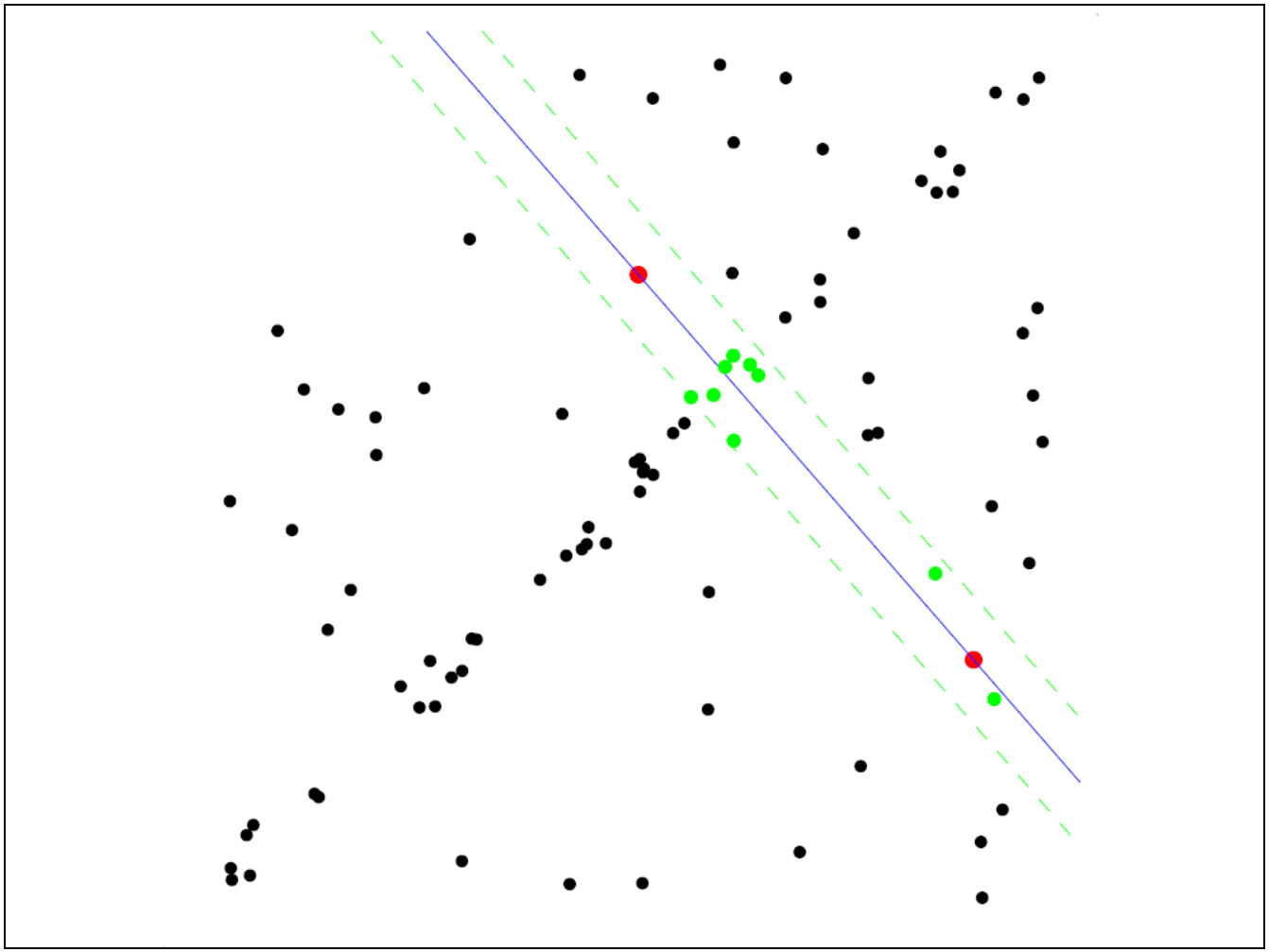
RANSAC pentru detectarea liniilor



1. Selectăm aleator 2 puncte dintre toate
2. Construim dreapta
3. Calculăm funcția de eroare

Slide adaptat după S. Lazebnik

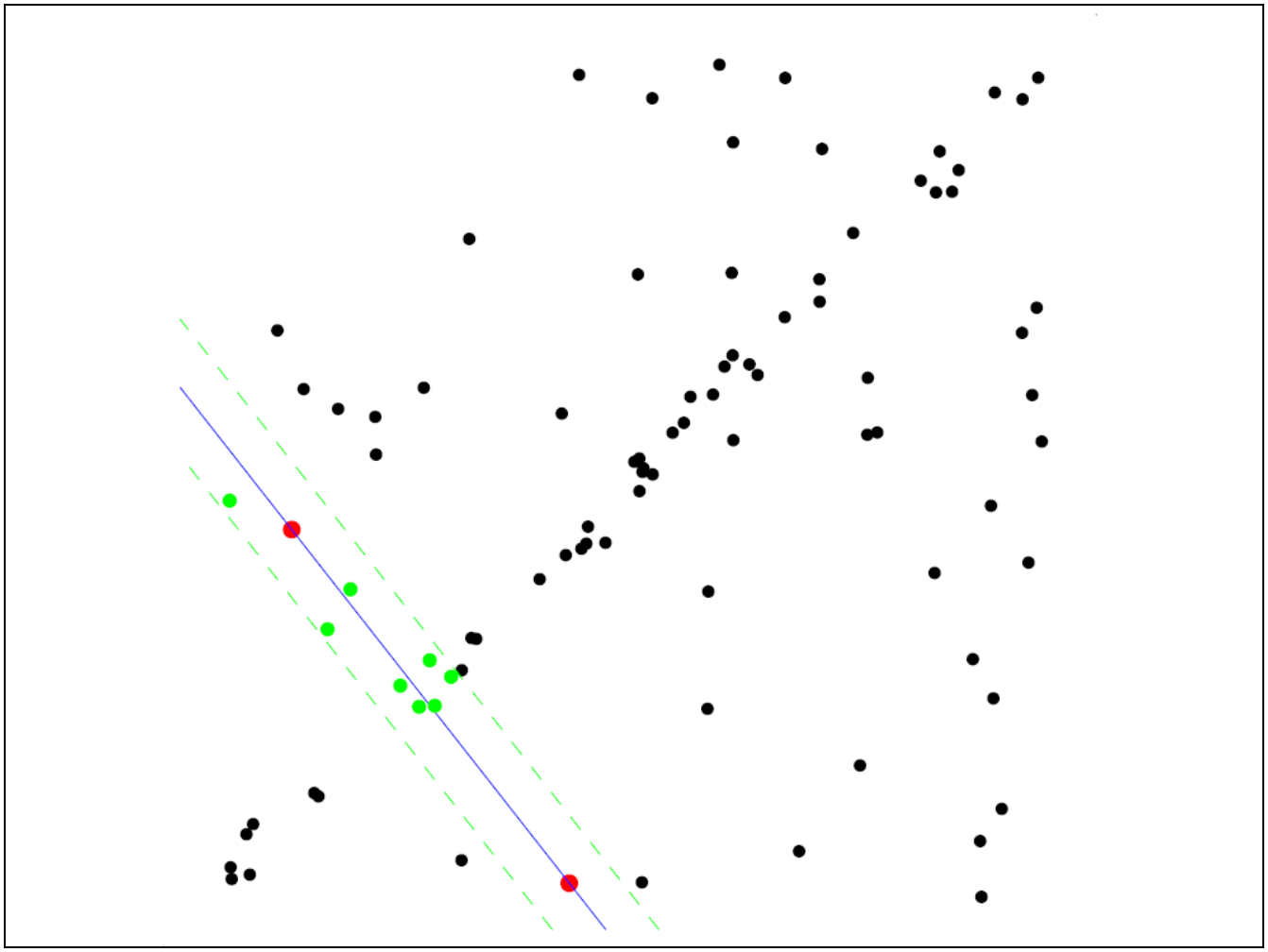
RANSAC pentru detectarea liniilor



1. Selectăm aleator 2 puncte dintre toate
2. Construim dreapta
3. Calculăm funcția de eroare
4. Numărăm punctele inlier consistente

Slide adaptat după S. Lazebnik

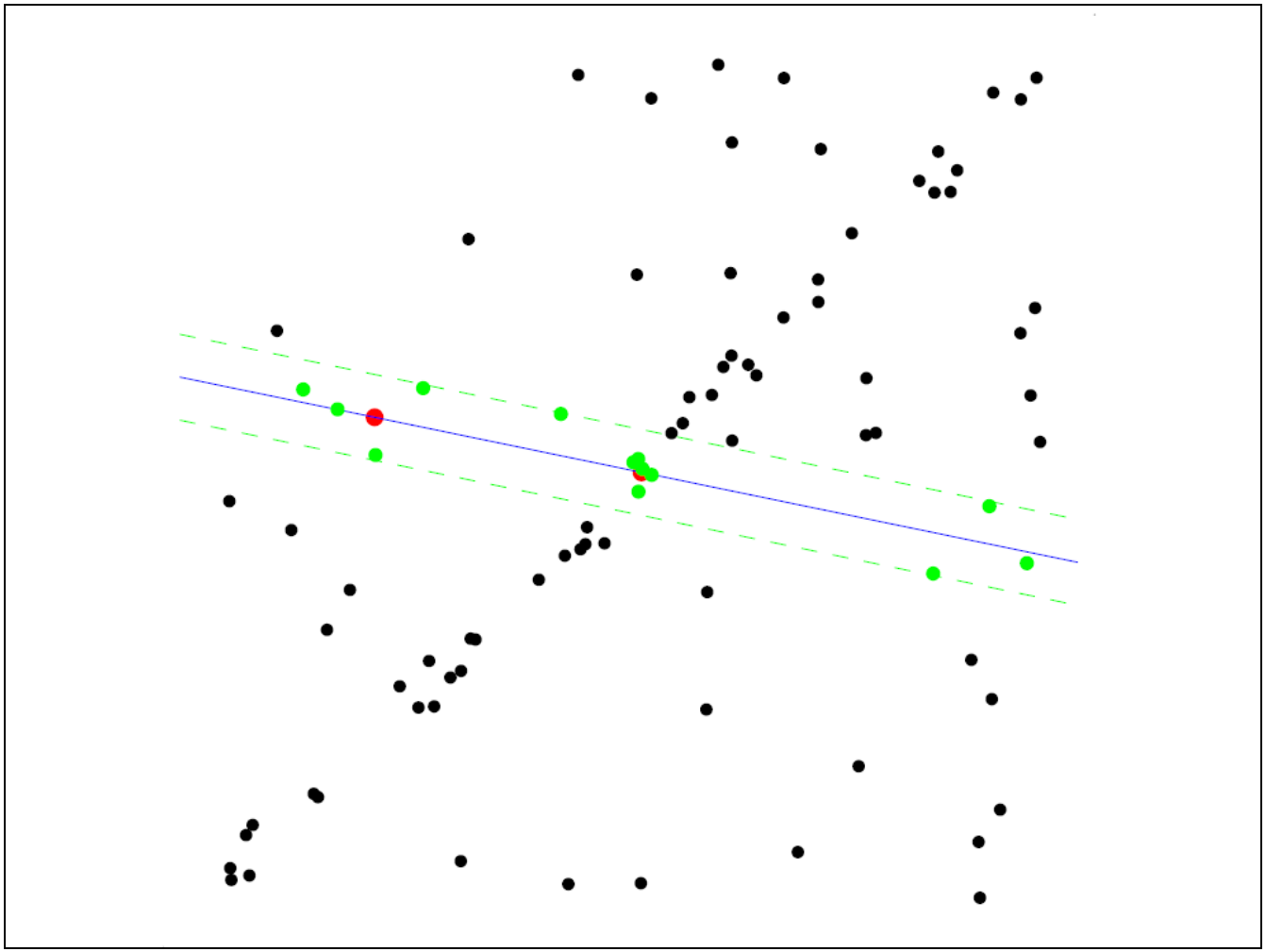
RANSAC pentru detectarea liniilor



1. Selectăm aleator 2 puncte dintre toate
2. Construim dreapta
3. Calculăm funcția de eroare
4. Numărăm punctele inlier consistente
5. Repetă 1-4 pentru un număr de ori dat

Slide adaptat după S. Lazebnik

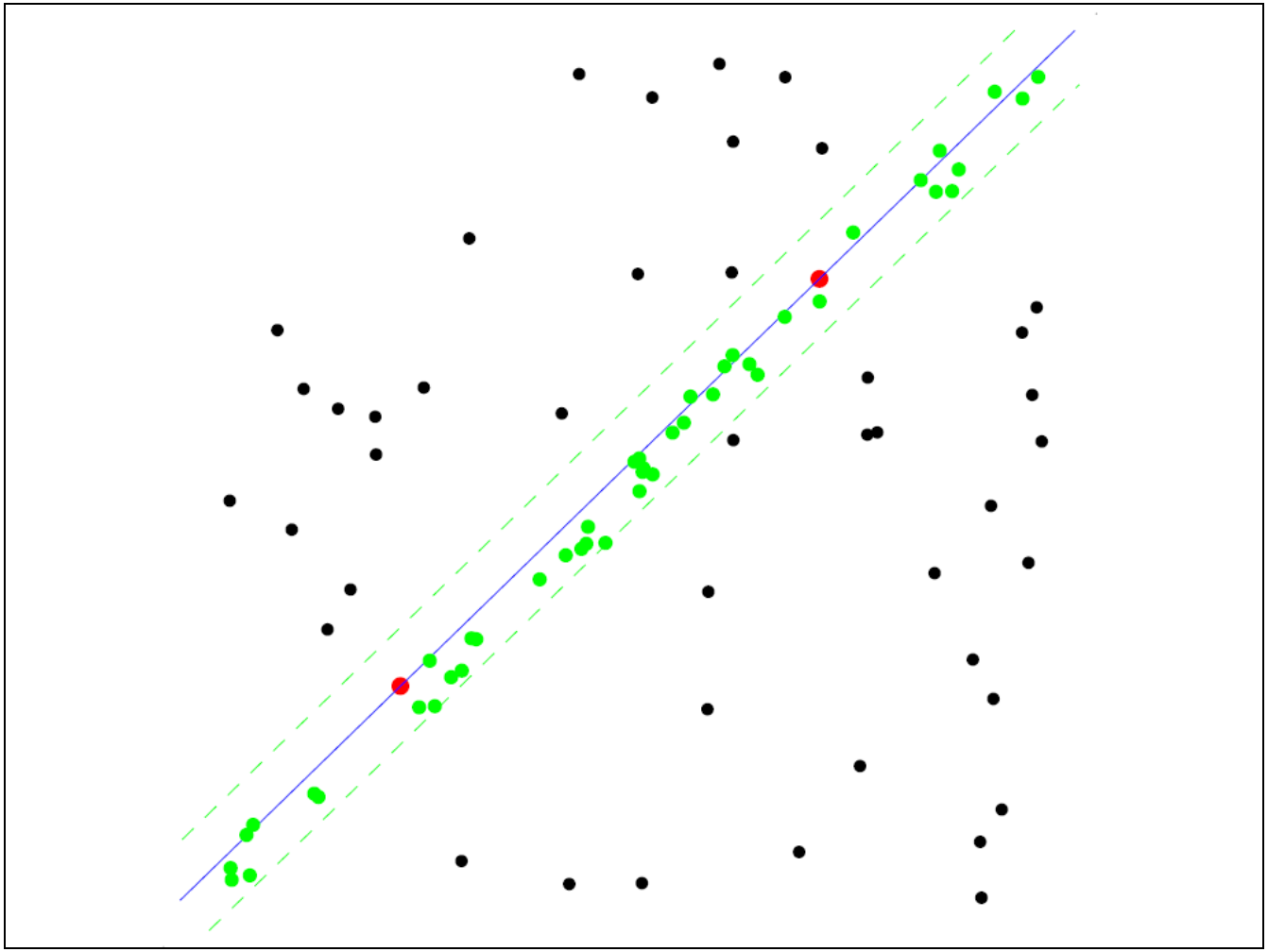
RANSAC pentru detectarea liniilor



1. Selectăm aleator 2 puncte dintre toate
2. Construim dreapta
3. Calculăm funcția de eroare
4. Numărăm punctele inlier consistente
5. Repetă 1-4 pentru un număr de ori dat

Slide adaptat după S. Lazebnik

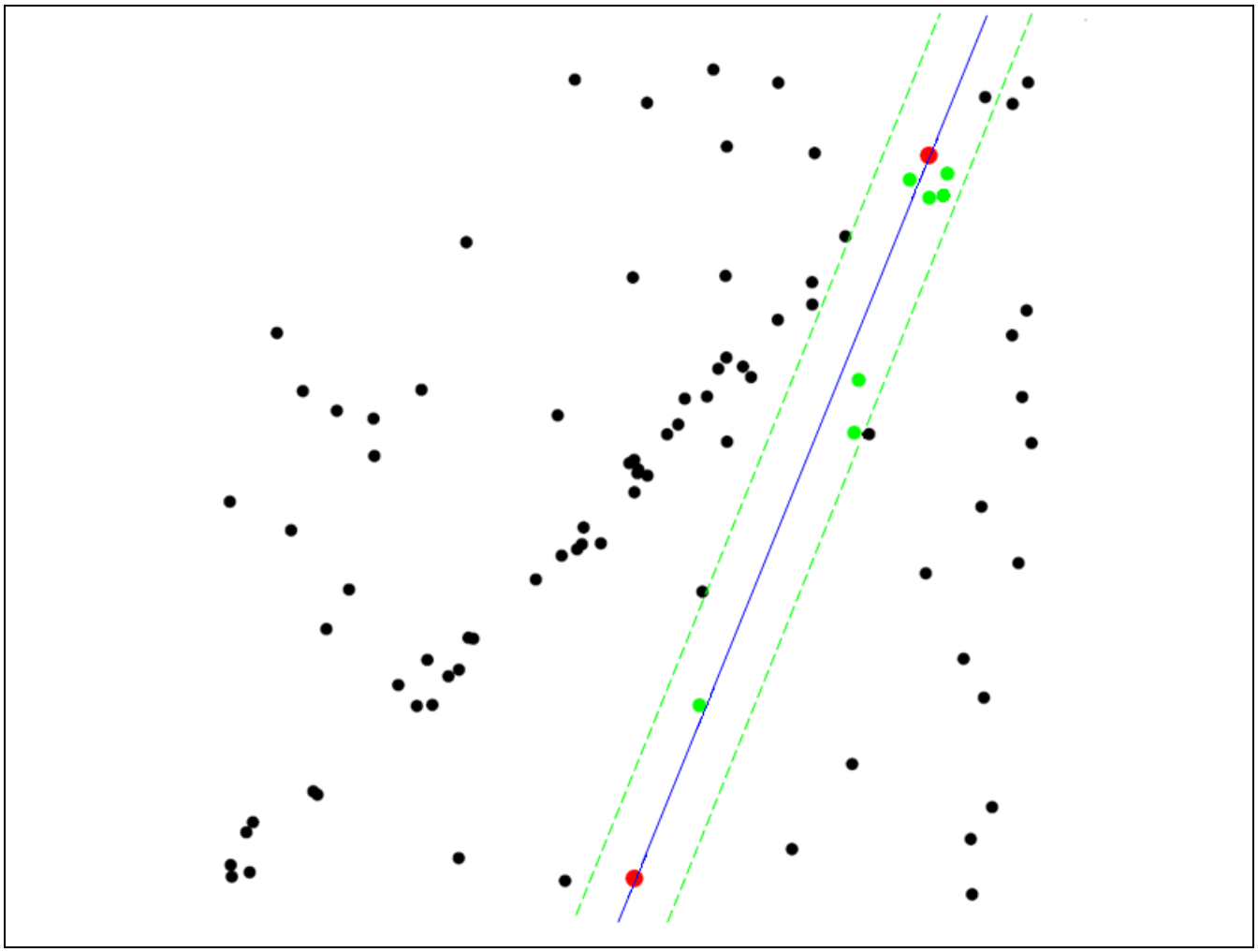
RANSAC pentru detectarea liniilor



1. Selectăm aleator 2 puncte dintre toate
2. Construim dreapta
3. Calculăm funcția de eroare
4. Numărăm punctele inlier consistente
5. Repetă 1-4 pentru un număr de ori dat

Slide adaptat după S. Lazebnik

RANSAC pentru detectarea liniilor



1. Selectăm aleator 2 puncte dintre toate
2. Construim dreapta
3. Calculăm funcția de eroare
4. Numărăm punctele inlier consistente
5. Repetă 1-4 pentru un număr de ori dat

Slide adaptat după S. Lazebnik

RANSAC pentru detectarea liniilor

- RANdom SAmple Consensus

- **idee principală**: vrem să evităm impactul punctelor outlier, ne concentrăm să găsim punctele “inlier”, și le folosim doar pe acestea la găsirea parametrilor modelului

- **intuiție**: dacă un punct outlier este inclus în dreaptă, numărul de puncte inlier va fi foarte mic (ipoteza nu este susținută de date)

RANSAC pentru detectarea liniilor

Repetă de ***N*** ori:

1. Selectează ***2*** puncte la întâmplare

2. Găsește ecuației dreptei care trece prin aceste două puncte

3. Găsește punctele inlier pentru această ipoteză din cele rămase: punctele a căror distanță față de dreaptă este < ***t*** (threshold)

4. Dacă există mai mult de ***d*** puncte inlier, acceptă ipoteza. Rafinează ipoteza pe baza tuturor punctelor inlier.

(Păstrează ipoteza cu cel mai mare număr de puncte inlier)

Algoritmul RANSAC: avantaje și dezavantaje

Avantaje

- simplu și general
- aplicabil în multe probleme (detectarea liniilor, construirea de panorame: găsirea de corespondențe – calculul homografiei - 8 parametri)
- funcționează destul de bine în practică

Dezavantaje

- numărul de parametri ai unui model poate fi foarte mare
- nu merge bine când numărul de puncte inlier este foarte mic (raportul inlier/outlier este mic)
- numărul minim de puncte ce definește un model nu furnizează întotdeaună ipoteze bune

Algoritmul RANSAC: ce N alegem?

- de câte ori **N** trebuie să repetăm RANSAC pentru a fi siguri (cu o probabilitate mare) că am găsit cea mai bună ipoteză?

- presupunem că procentul de puncte provenite din dreaptă din numărul total de puncte este **r (= #puncte inlier/nr puncte total)**

- o ipoteză este definită de **k** puncte (**k=2** pentru dreaptă)

- probabilitatea ca o selecție aleatoare de **k** puncte să fie corectă $\mathbf{r^k}$
- probabilitatea ca o selecție aleatoare de **k** puncte să fie greșită $\mathbf{1 - r^k}$
- probabilitatea ca toate selecțiile să fie greșite: $\mathbf{(1 - r^k)^N}$
- probabilitatea ca cel puțin o selecție să fie corectă: $\mathbf{1 - (1 - r^k)^N}$

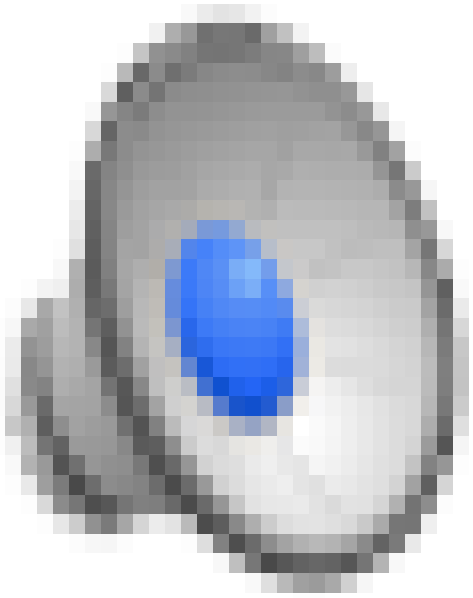
- alege **N** astfel încât $p = 1 - \mathbf{(1 - r^k)^N}$ este foarte mare (1-0.01=0.99)

RANSAC: Calculul lui N (p=0.99)

k	Proporția de outlieri (1-r)						
	5%	10%	20%	25%	30%	40%	50%
2	2	3	5	6	7	11	17
3	3	4	7	9	11	19	35
4	3	5	9	13	17	34	72
5	4	6	12	17	26	57	146
6	4	7	16	24	37	97	293
7	4	8	20	33	54	163	588
8	5	9	26	44	78	272	1177

Slide adaptat după D. Lowe

Aplicații – detectarea liniilor



https://www.youtube.com/watch?v=SFqAAseL_1g

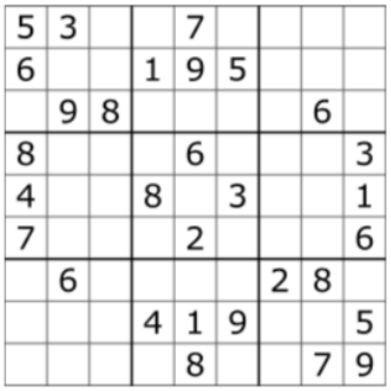
Aplicații - Extragerea informațiilor vizuale din careuri Sudoku

Sudoku is currently one of the most famous puzzles in the world. The most popular version consists on a 9×9 grid made up of 3×3 subgrids, but the general case, an $n^2 \times n^2$ grid with $n \times n$ subgrids is considered. Some cells contain numbers, which can be considered as input data. The goal is to fill in the empty cells, one number in each, so that each column, row, and subgrid contains the numbers 1 through 9 exactly once (numbers 1 to n^2 in the general case). If the input data are correct, the sudoku has one and only one solution.

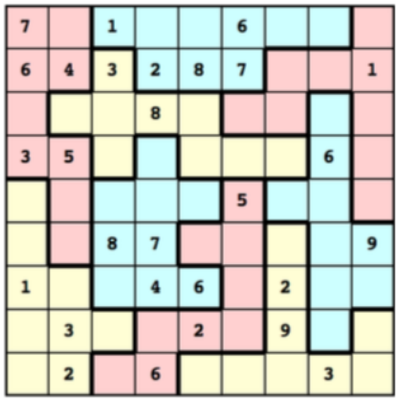
5	3			7				
6			1	9	5			
	9	8					6	
8				6				3
4			8		3			1
7				2				6
	6					2	8	
			4	1	9			5
				8			7	9

5	3	4	6	7	8	9	1	2
6	7	2	1	9	5	3	4	8
1	9	8	3	4	2	5	6	7
8	5	9	7	6	1	4	2	3
4	2	6	8	5	3	7	9	1
7	1	3	9	2	4	8	5	6
9	6	1	5	3	7	2	8	4
2	8	7	4	1	9	6	3	5
3	4	5	2	8	6	1	7	9

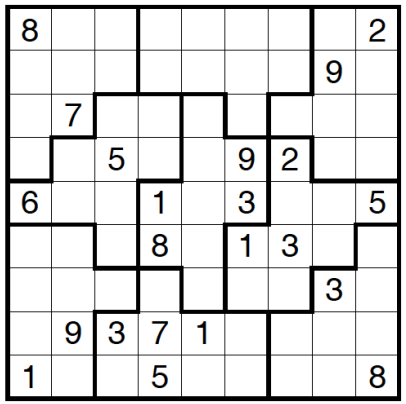
Multe variante de careuri Sudoku



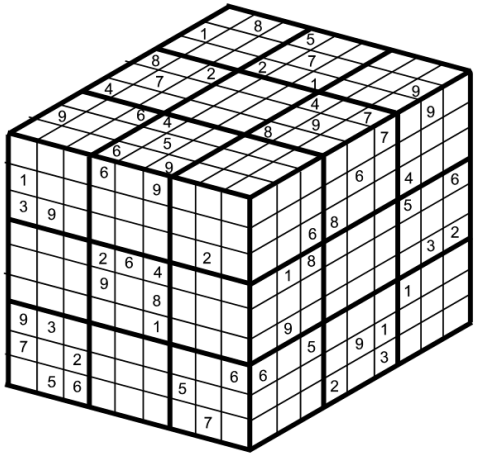
classic



jigsaw

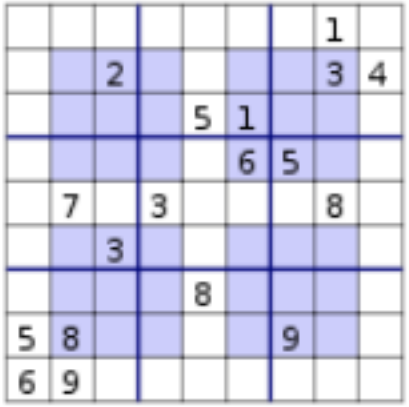


jigsaw

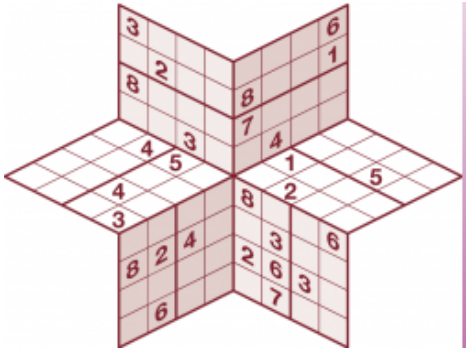


cube

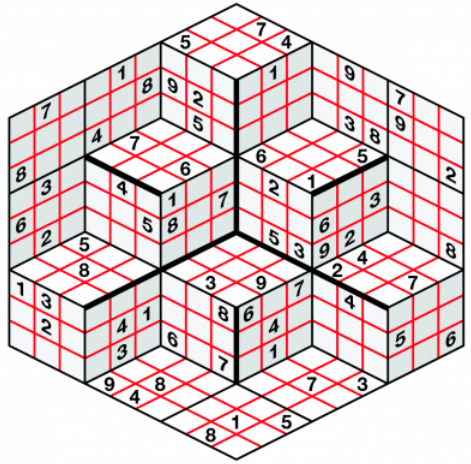
wordoku



hypersudoku



3D star



3D

- many more…

Classic Sudoku

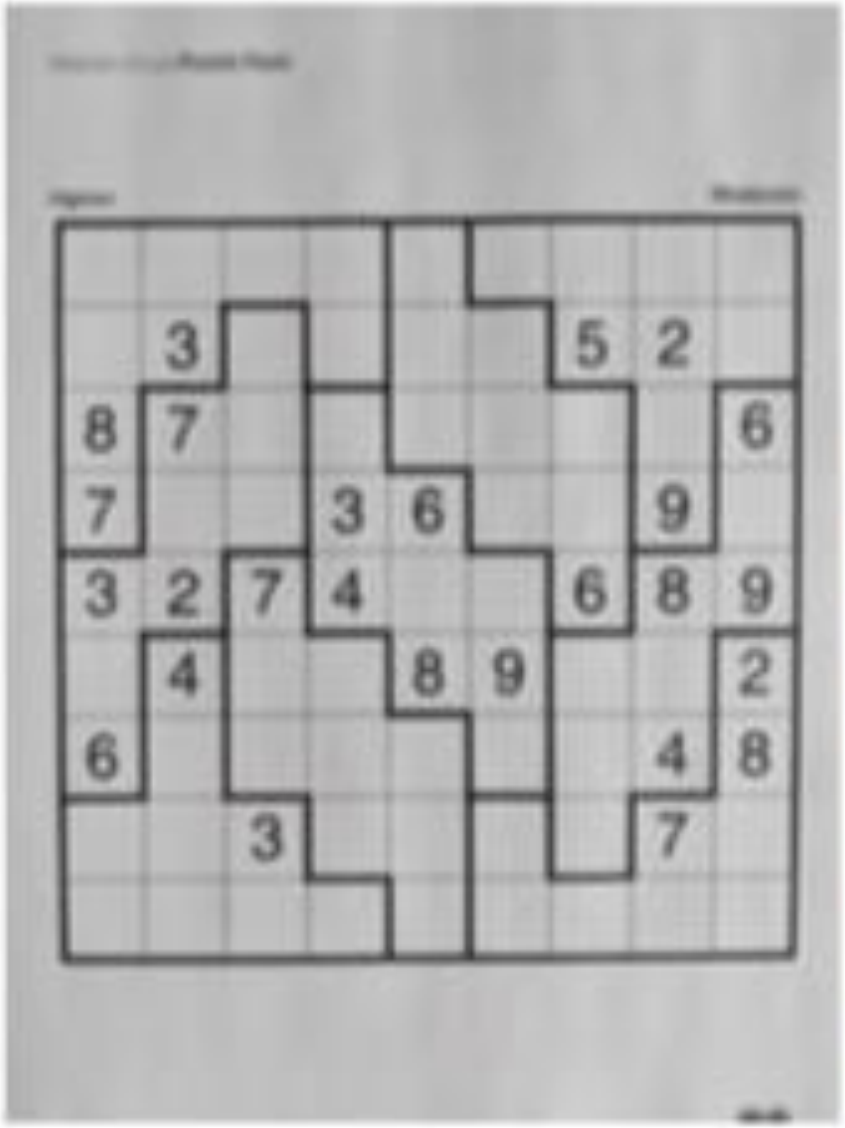
		8	1		5	2		
1		4					9	6
				4		5	8	
8		6		5			4	
9				6				7
	4			8		6		3
	9	3		1				
7	8					4		2
		2	8		4	9		

OOXXOXXOO
XOXOOOOXX
OOOOXOXXO
XOXOXOOXO
XOOOXOOOX
OXOOXOXOX
OXXOXOOOO
XXOOOOXOX
OOXXOXXOO

Jigsaw Sudoku

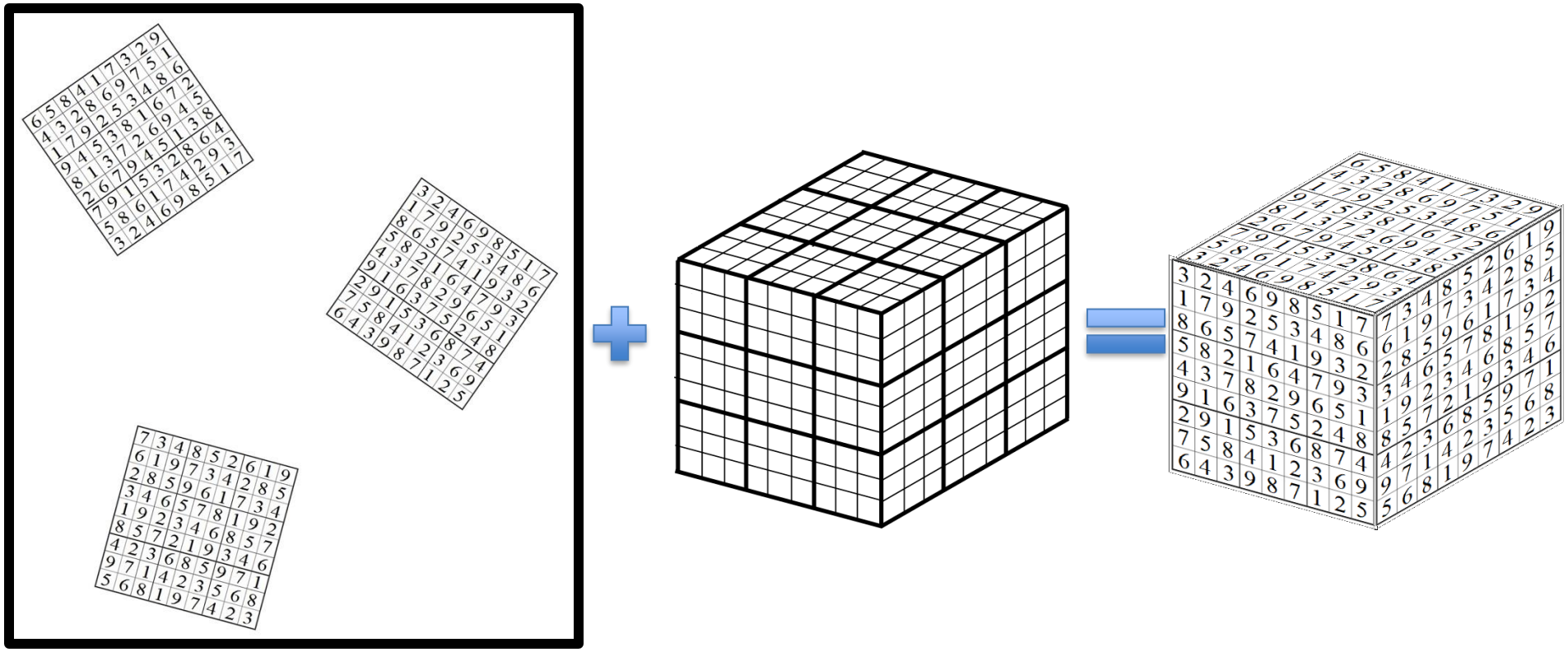
```
1o1x1o1o1x1o1o2o2o
3o3o1o4x4x1o4x4o2o
3o3x3o3x4o4o4x2x2x
5o5o3x3o3o6o4o4o2o
5x5o5x6o6x6x2o2x2o
5o5o6x6o6o7o7o7o8o
9o5o6o7o7o7o7o8o8o
9x5o6x7o9o9o7o8x8x
9x9o9o9o9o8o8o8o8o
```

Jigsaw Sudoku

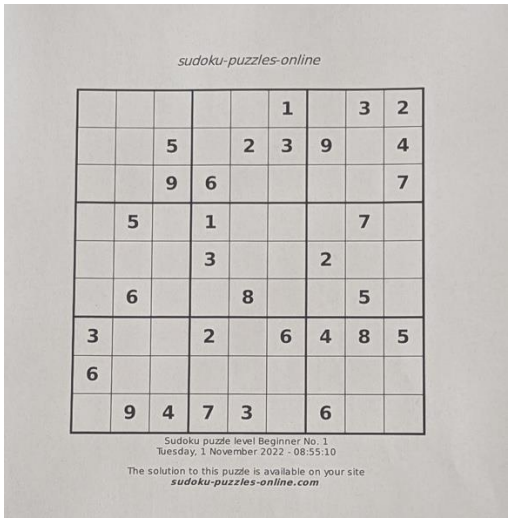



```
1o1o1o1o2o3o3o3o3o
1o1x4o1o2o2o3x3x3o
1x4x4o5o2o2o2o3o6x
1x4o4o5x5x2o2o3x6o
4x4x7x5xmo5o2x6x6x
4o8x7o7o5x5x6o6o9x
4x8o7o7o7o5o6o6x9x
8o8o8x7o7o9o6o9x9o
8o8o8o8o7o9o9o9o9o
```

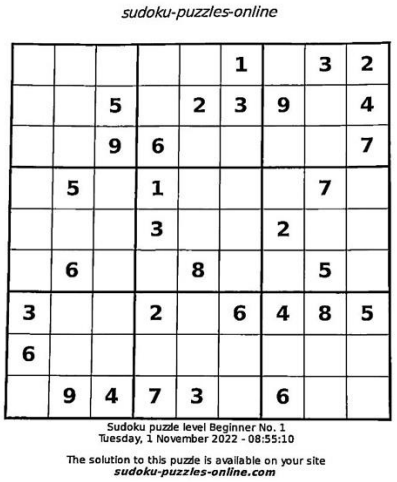
Sudoku Cube



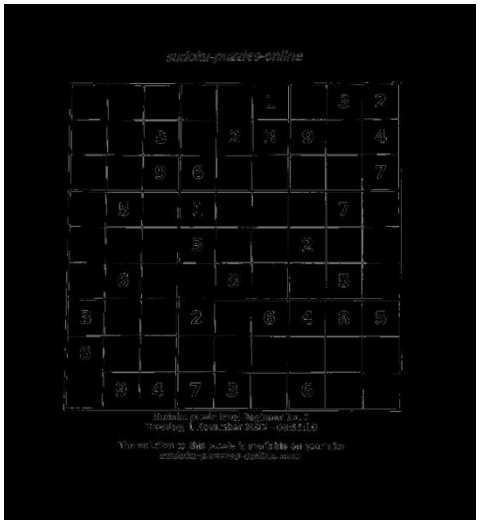
Aplicații: laborator săptămâna 6



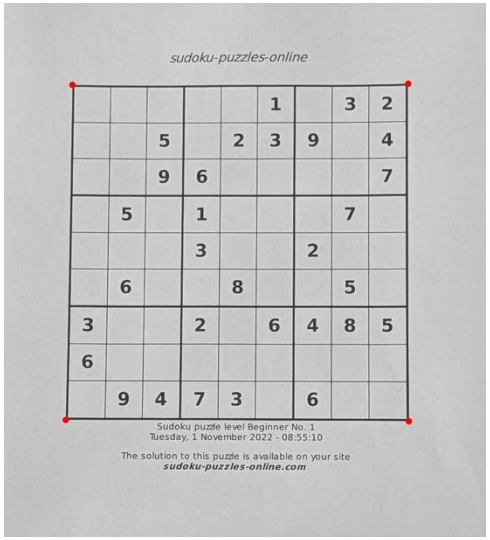
Imagine inițială



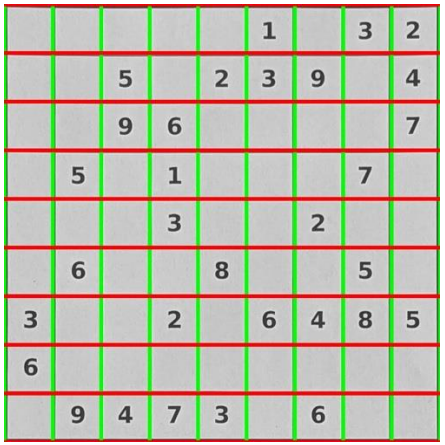
Gaussian blur + eroziune (operator morfologic)



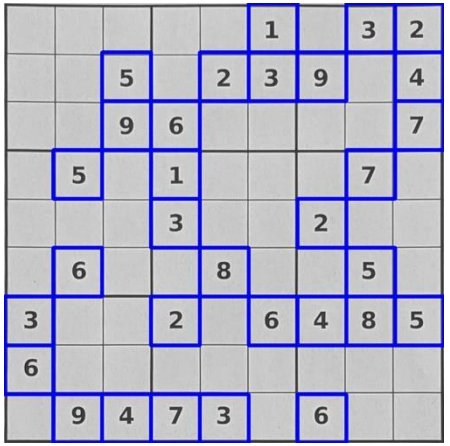
Canny edge detector



Cel mai mare contur închis

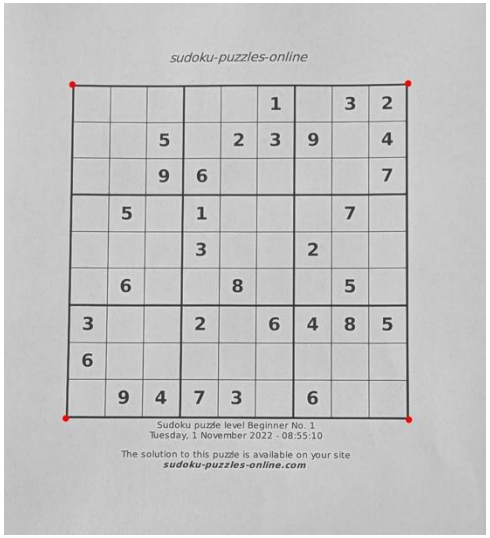


Perspectivă + detectare de linii

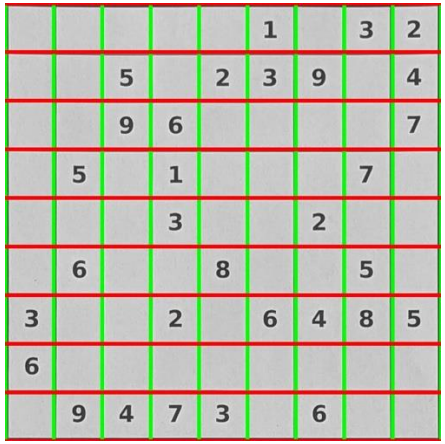


Clasificare celule

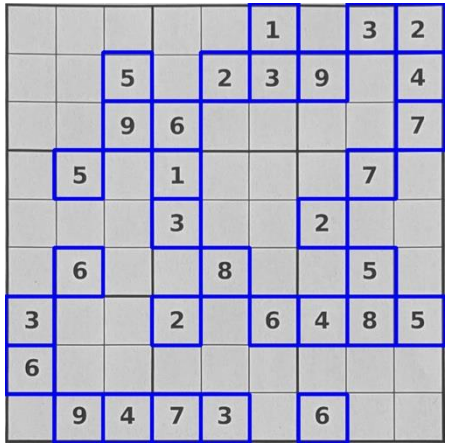
Aplicații: laborator săptămâna 6



Cel mai mare contur închis



Perspectivă + detectare de linii



Clasificare celule filled vs empty

```
[['o' 'o' 'o' 'o' 'o' '1' 'o' '3' '2']
 ['o' 'o' '5' 'o' '2' '3' '9' 'o' '4']
 ['o' 'o' '9' '6' 'o' 'o' 'o' 'o' '7']
 ['o' '5' 'o' '1' 'o' 'o' 'o' '7' 'o']
 ['o' 'o' 'o' '3' 'o' 'o' '2' 'o' 'o']
 ['o' '6' 'o' 'o' '8' 'o' 'o' '5' 'o']
 ['3' 'o' 'o' '2' 'o' '6' '4' '8' '5']
 ['6' 'o' 'o' 'o' 'o' 'o' 'o' 'o' 'o']
 ['o' '9' '4' '7' '3' 'o' '6' 'o' 'o']]
```

Recunoaștere cifre în celule

Aplicații: lucrare de licență

Lucrare de licență

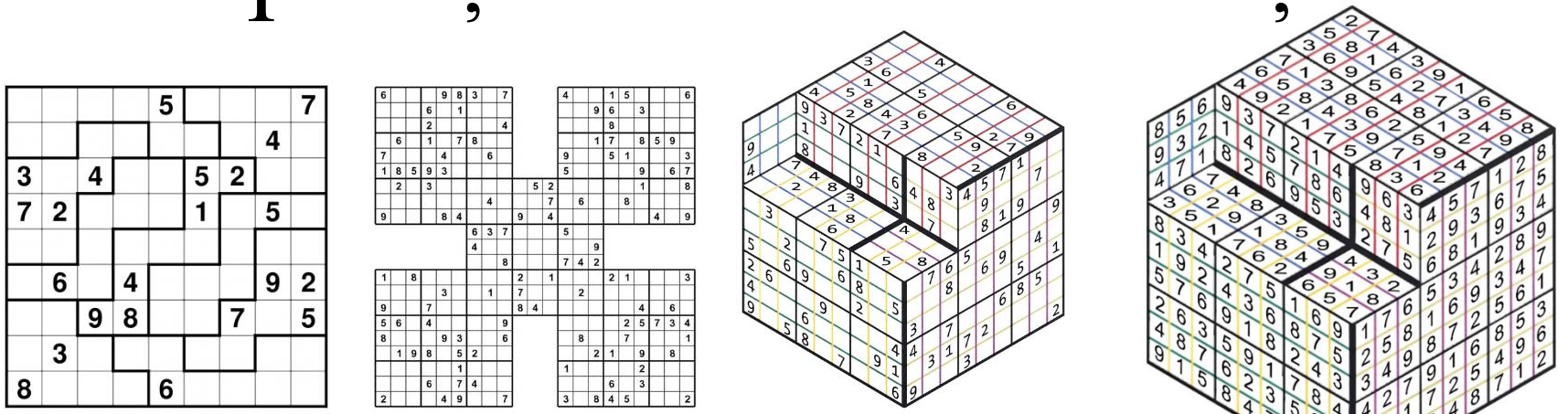
SOLUȚIE PENTRU SUDOKU 3D, BAZATĂ PE COMPUTER VISION

Absolvent
Rusu Andrei-Cristian

Coordonator științific
Conf. Dr. Alexe Bogdan

Cuprins

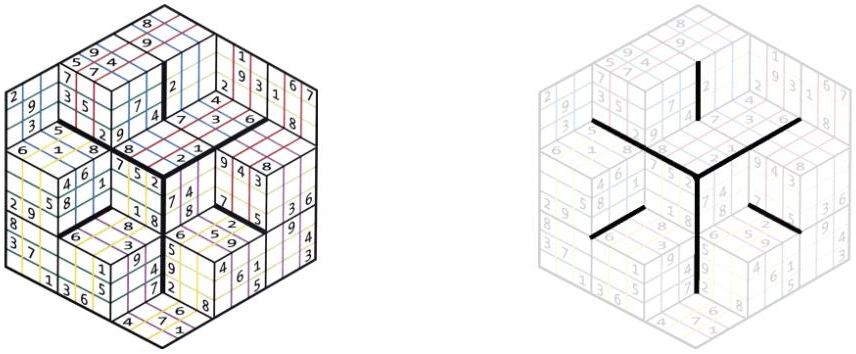
Aplicații: lucrare de licență



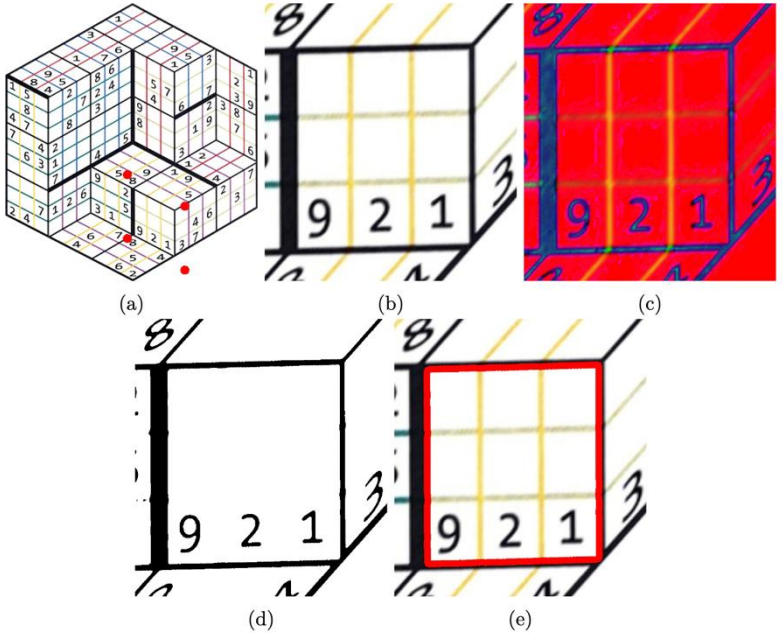
(a) (b) (c)

Figura 1.3: a) Sudoku Jigsaw; b) Sudoku Samurai; c) Sudoku 3D

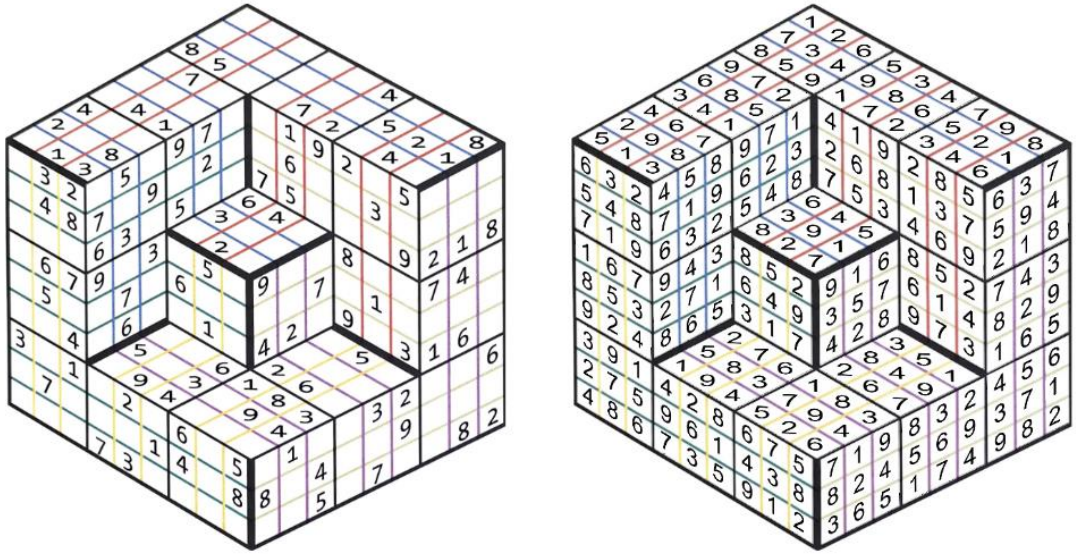
Figura 1.4: Soluția pentru configurația din **Figura** *1.3c*



(a) (b)

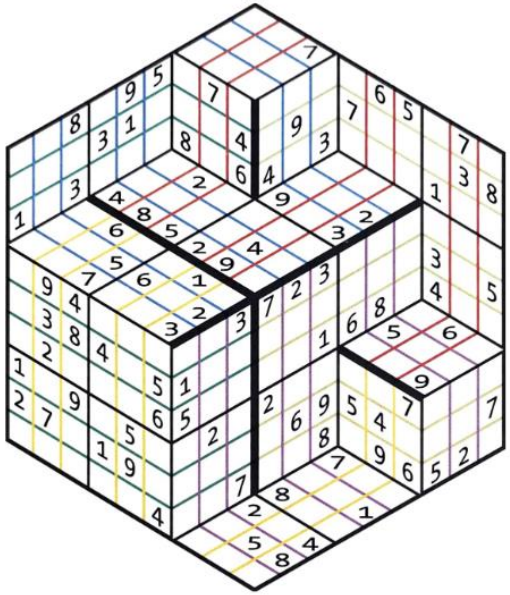


(a) (b) (c) (d) (e)

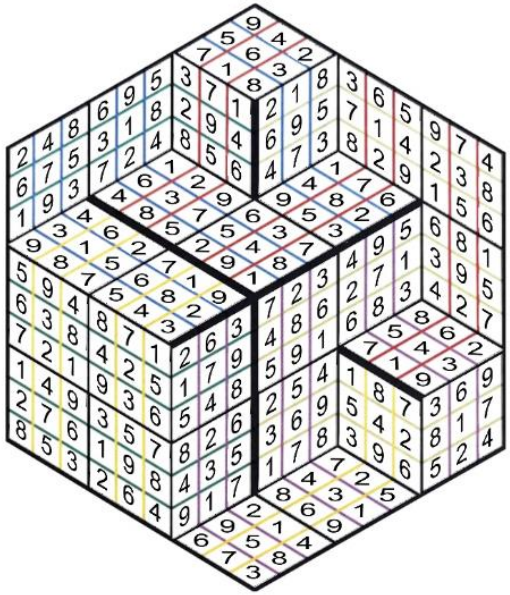


(a)

(b)



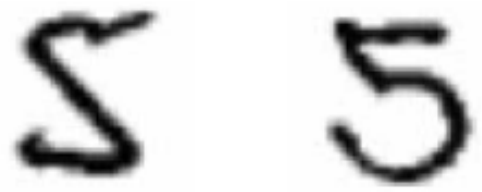
(c)



(d)

Figura 5.8: Configurațiile pentru care soluția a fost generată cel mai rapid, respectiv cel mai lent: a) imaginea 13; b) soluția, generată în 0.85s; c) imaginea 316; d) soluția, generată în 7.98s.

Compararea contururilor

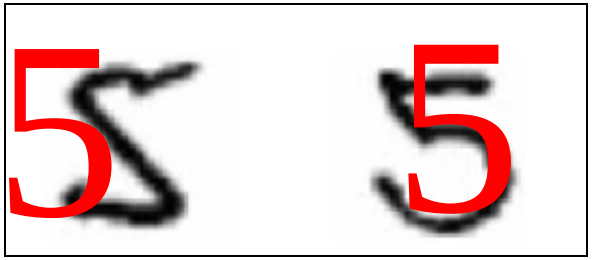


Exemple de două imagini cu cifre scrise de mână.
Comparând pixel cu pixel, cele două imagini sunt foarte diferite.
Totuşi, în termeni de formă, cele două imagini sunt similare.

Slide adaptat după S. Belongie

Distanța Chamfer

- Distanța medie dintre punctele unui ***template T*** şi o mulțime de puncte (e.g. ***puncte cu intensitate = 0***, puncte cu anumite caracteristici) dintr-o imagine I.



$$d_{chamfer}(T, I) = \frac{1}{|T|} \sum_{t \in T} d_I(t)$$

template

$I =$ mulțime de puncte dintr-o imagine

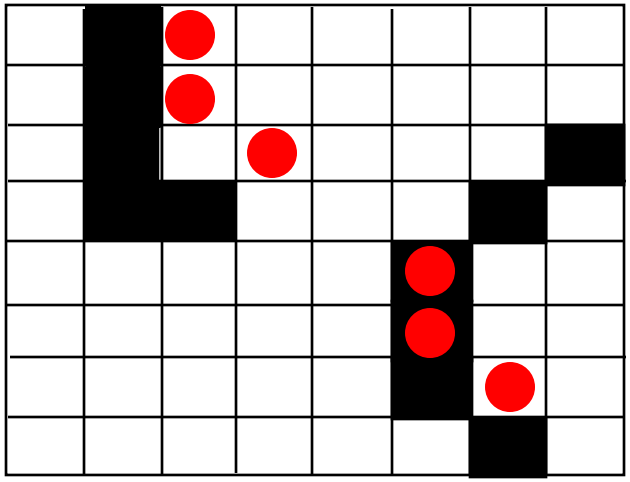
$T =$ mulțime de puncte ale unui ***template***

$d_I(t) =$ distanța minimă dintre ***punctul t*** şi un punct din I (Manhattan, Euclidiană)

Slide adaptat după K. Grauman

Distanța Chamfer

Puncte din I (2D)

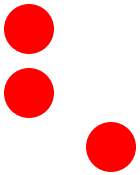


Distanța Manhattan:

$$\frac{1}{3}(1+1+2) = 1.33$$

$$\frac{1}{3}(0+0+1) = 0.33$$

T



$$d_{chamfer}(T, I) = \frac{1}{|T|} \sum_{t \in T} d_I(t)$$

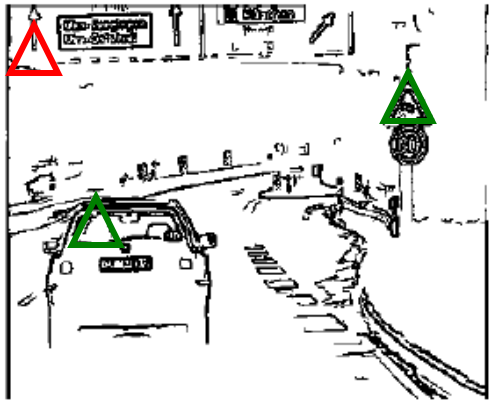
Slide adaptat după K. Grauman

Distanța Chamfer

- distanța medie până la cel mai apropiat punct din ***I***

$$d_{chamfer}(T, I) = \frac{1}{|T|} \sum_{t \in T} d_I(t)$$

Cum diferă distanța Chamfer de filtrarea cu o mască de forma lui T?



Imagine cu muchii

Răspunsul variază mult mai puțin abrupt decât în cazul filtrării! (dacă mă mut la stânga/dreapta cu un pixel am valori apropiate)

Implementare naivă – complexitate?

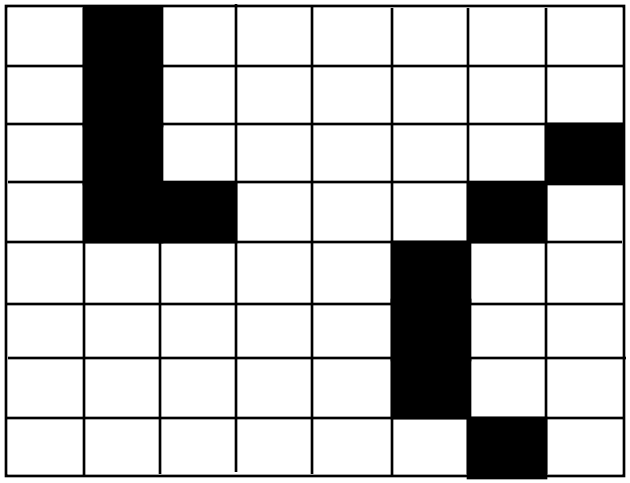
$|T| * |I|^2$ operații

Minimele locale ale funcției care calculează distanța Chamfer pentru fiecare fereastră

Slide adaptat după K. Grauman

Transformata Distanță (distance transform)

Puncte din I (2D)



Transformata Distanță

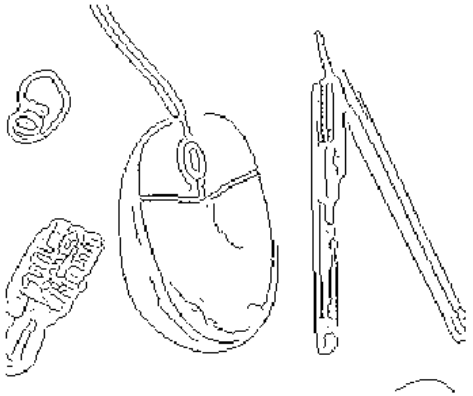
1	0	1	2	3	4	3	2
1	0	1	2	3	3	2	1
1	0	1	2	3	2	1	0
1	0	0	1	2	1	0	1
2	1	1	2	1	0	1	2
3	2	2	2	1	0	1	2
4	3	3	2	1	0	1	2
5	4	4	3	2	1	0	1

Transformata Distanță (TD) este o funcție care pentru fiecare pixel *p* asignează un număr pozitiv *TD(p)* corespunzând distanței de la *p* la cel mai apropiat punct din mulțimea *I*

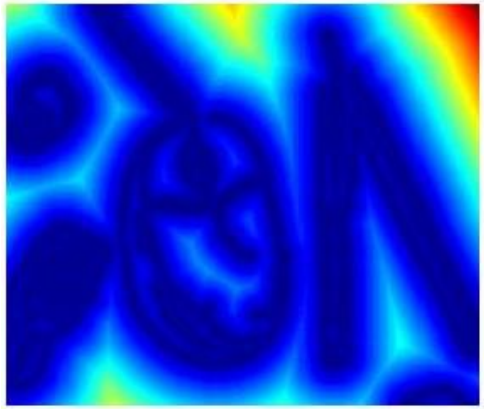
Slide adaptat după Y. Boykov

Transformata Distanță

imagine inițială



muchii



transformata distanță

Calculăm o singură dată TD(), apoi citim din acest tabel distanța la cel mai apropiat punct de pe muchie.

Valoarea la (x,y) indică cât de departe (x,y) este de cel mai apropiat punct de pe muchie
albastru – valori mici,
roșu – valori mari

OpenCV: cv.distanceTransform

Slide adaptat după K. Grauman