

LAPI – Laboratorul de
Analiza și Prelucrarea
Imaginilor



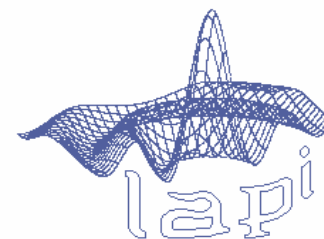
Universitatea
POLITEHNICA din
București



Facultatea de Electronică,
Telecomunicații și
Tehnologia Informației

Interfață Vizuală Om-Mașină

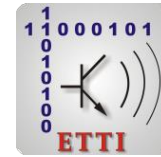
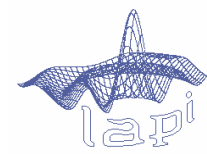
Analiza și recunoașterea gesturilor



LAPCM

Dr.ing. Ionuț Mironică

<http://ionut.mironica.ro>



Cuprins curs

- Modelarea gesturilor
 - Psihologia gesturilor
 - Taxonomia gesturilor
- Modelarea gesturilor mâinii
 - Algoritmi de detecție
 - Algoritmi pentru urmărirea traiectoriei
 - Clasificarea gesturilor

I. Modelarea gesturilor

Definiție: “Mișcare a mâinii, a capului etc. care exprimă o idee, un sentiment, o intenție, înlocuind uneori vorbele sau dând mai multă expresivitate vorbirii” – (sursă: DEX).

Scop: într-un mediu controlat de sisteme de calcul, se dorește folosirea gesturilor pentru a realiza sarcini (“tasks”), îmbinând atât folosirea naturală a gesturilor de manipulare cât și comunicarea informației între om și mașină.

Model:

- inițial gestul este un *concept* mental, posibil legat de vorbire;
- este exprimat cu ajutorul *mișcării corpului*;
- imaginile gestului sunt percepute de observator și sunt interpretate.

I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor

[C. Darwin 1872]

- Gesturile și emoțiile sunt bazate biologic și se adaptează în funcție de evoluție;
- Toți oamenii exprimă emoțiile primare în același mod (acestea sunt universale);
- Expresiile faciale oferă informații despre emoțiile trăite de către oameni.

[I. Pavlov 1930]

Gesturile sunt de două tipuri:

- *gesturi necondiționate* (generate de către reflexe necondiționate),
- *gesturi condiționate*.

I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor

[Paul Ekman '72]

- A demonstrat experimental teoria lui Darwin conform căreia reflexele necondiționate sunt universale;

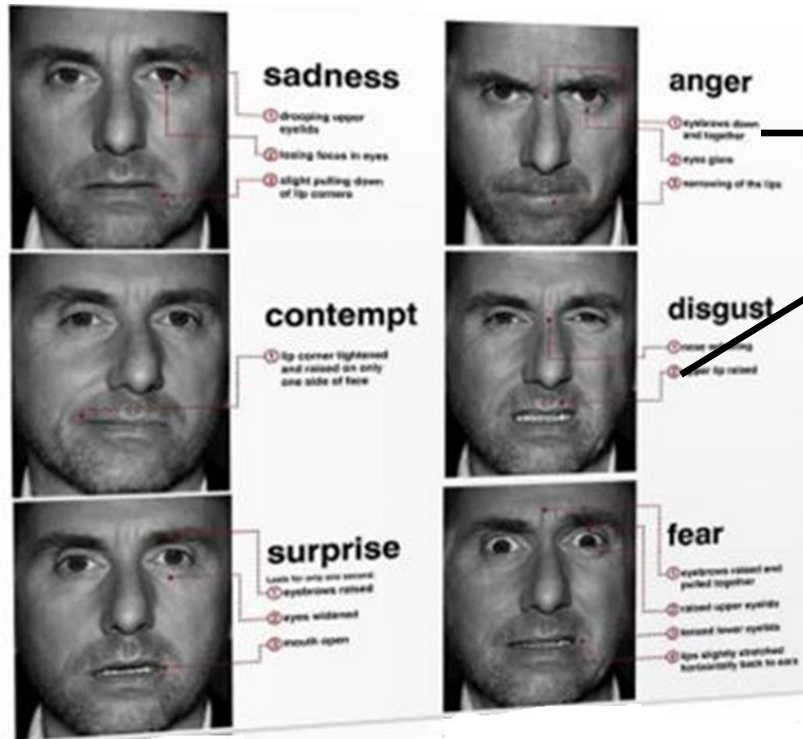
- fiecare emoție universală este semnalată de către expresii universale, care au semnături psihologice discrete în sistemul central nervos;
- Testele au fost efectuate pe civilizații est asiatice, europene și indoneziene;
- Emoțiile ajută indivizii să răspundă la stimulii emoționali prin pregătirea corpului să se angajeze într-o activitate (ex: fear-flee; anger-fight)

I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor

[Paul Ekman '72]

- A demonstrat experimental teoria lui Darwin conform caruia reflexele necondiționate sunt universale;



Microexpresii (detectie de Minciuni și emoții)

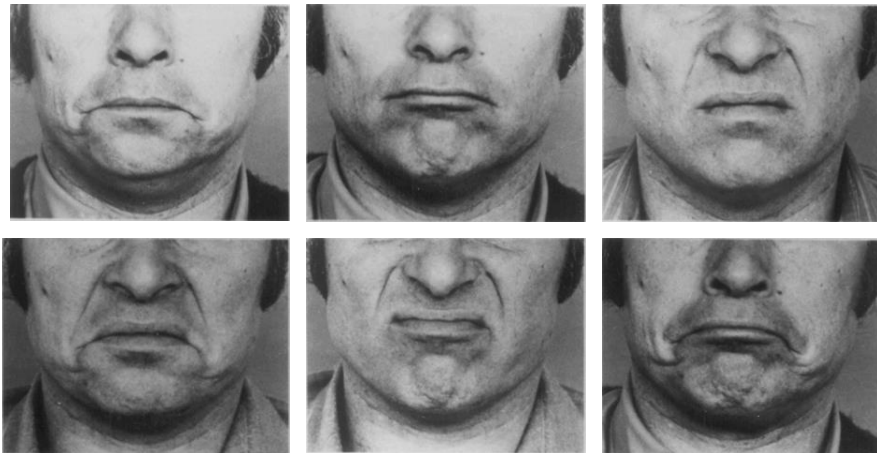
I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor

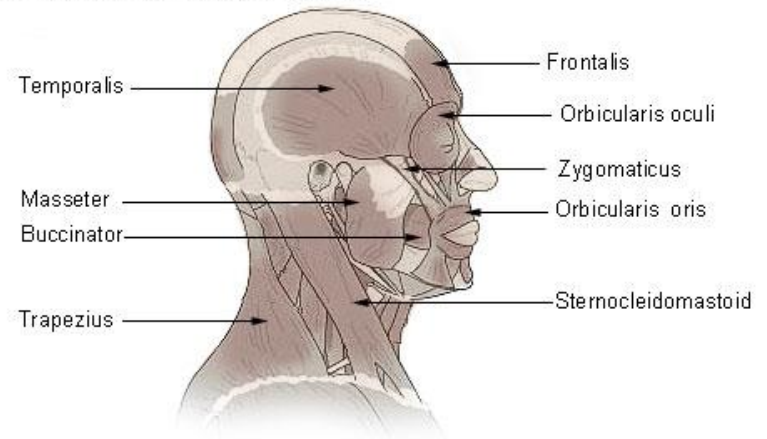
[Ekman & Friesen '78]

Facial Action Coding System (FACS) – clasifică toate expresiile faciale și umane:

- 48 de descriptori (reprezintă contracții sau relaxări ale unor mușchi sau grupe de mușchi);
- <http://www.cs.cmu.edu/afs/cs/project/face/www/facs.htm>



Muscles of the Head and Neck

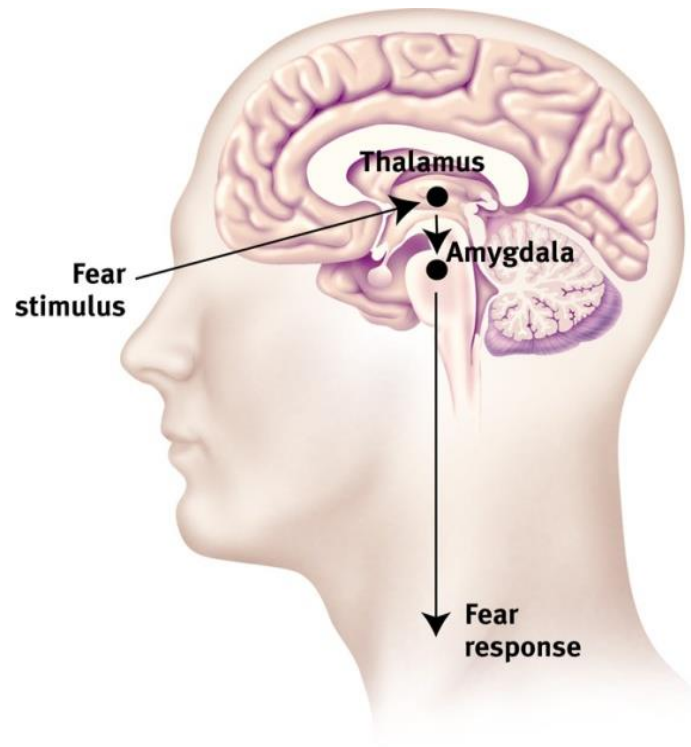


I. Modelarea gesturilor

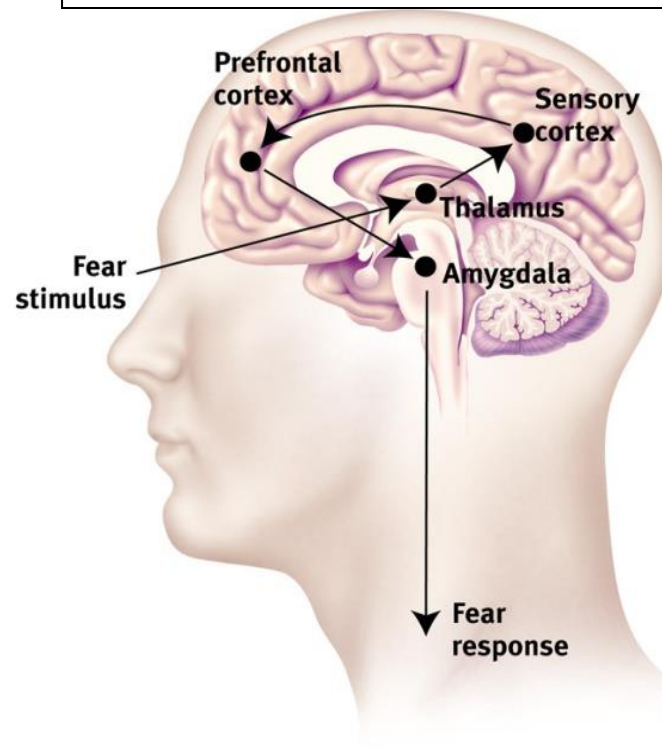
Psihologia gesturilor

[Berridge & Winkeilman 2003]

Emoțiile pot fi controlate atât prin amigdala cerebrală cât și prin cortexul prefrontal;



(a) The speedy low road



(b) The thinking high road

I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor



I. Modelarea gesturilor

Taxonomia gesturilor (clasificare)

[A. Kendon '86]

- *gesturi autonome* (independente de vorbire),
- *gesticulare* (gesturi asociate vorbirii);

- gestul urmează un tipar specific în spațiu; se identifică trei etape distincte: *pregătirea*, *realizarea* și *retragerea*.

[E.T. Levy '92]

- *gesturi "iconice"* (ilustrarea a ceea ce este spus, ex. cât de mare este un obiect),
- *"metaforice"* (explicarea unui concept sau a unei idei),
- *"bătăi"* (gesturi ritmice eventual repetitive, ex. o bătaie a mâinii indică un punct important în conversație);

I. Modelarea gesturilor

Taxonomia gesturilor (clasificare)

[F.K.H. Quek '95]

mai apropiat de contextul interfeței om-mașină;
set de reguli de identificare a gestului
(separarea de alte mișcări);

1. gesturile sunt conținute în mișcări ce încep inițial lent, din poziția de repaus, continuă cu o mișcare accelerată (“the strike”) și se încheie revenindu-se în poziția inițială de repaus;
2. informația propriu-zisă a gestului este conținută în faza de accelerare, când mâna are configurații particulare;
3. mișcările lente între diverse poziții de repaus ale mâinii nu reprezintă gesturi;

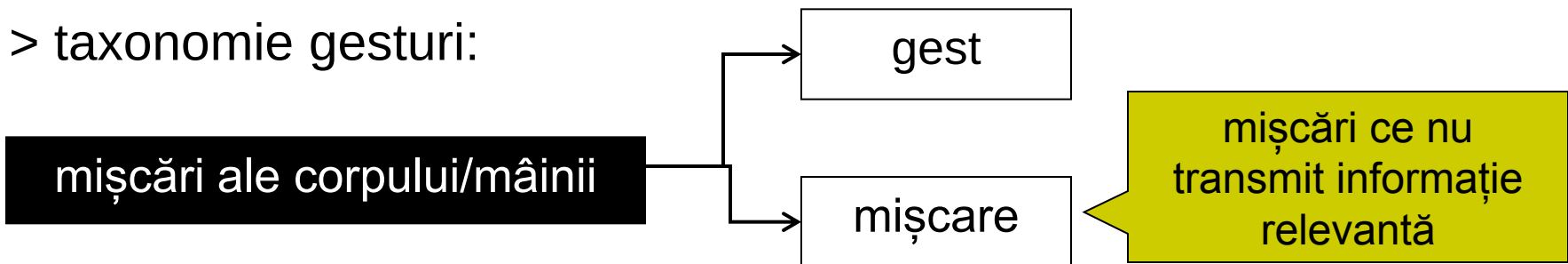
I. Modelarea gesturilor

Taxonomia gesturilor (clasificare)

[F.K.H. Quek '95] set de reguli de identificare a gestului (continuare)

- 4. gesturile sunt limitate spațial, acestea realizându-se într-un anumit volum;
- 5. gesturile statice (ipostaze) necesită o perioadă finită de timp pentru a fi recunoscute;
- 6. mișcările repetitive ale mâinii pot avea semnificație gestuală;

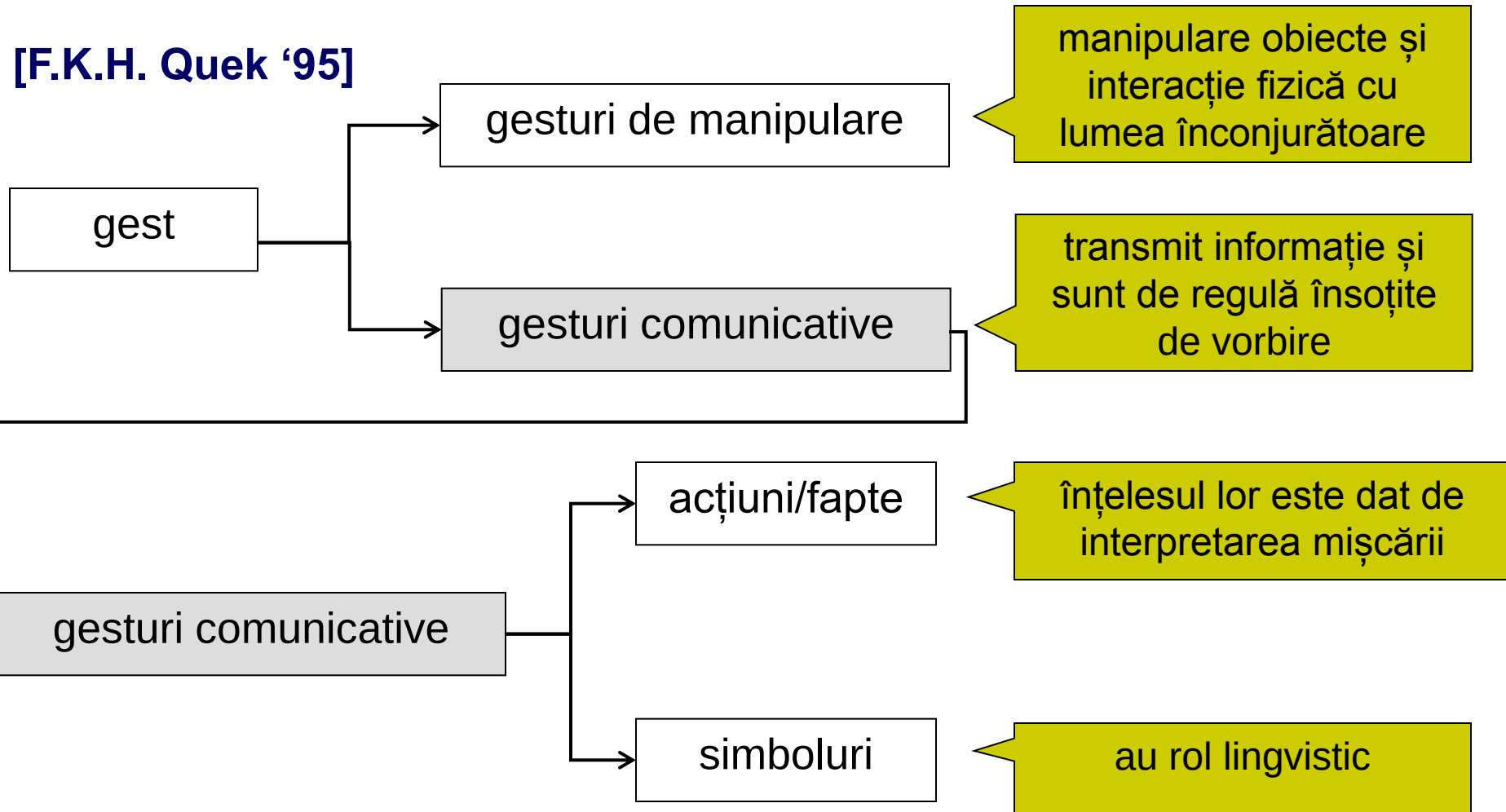
> taxonomie gesturi:



I. Modelarea gesturilor

Taxonomia gesturilor (clasificare)

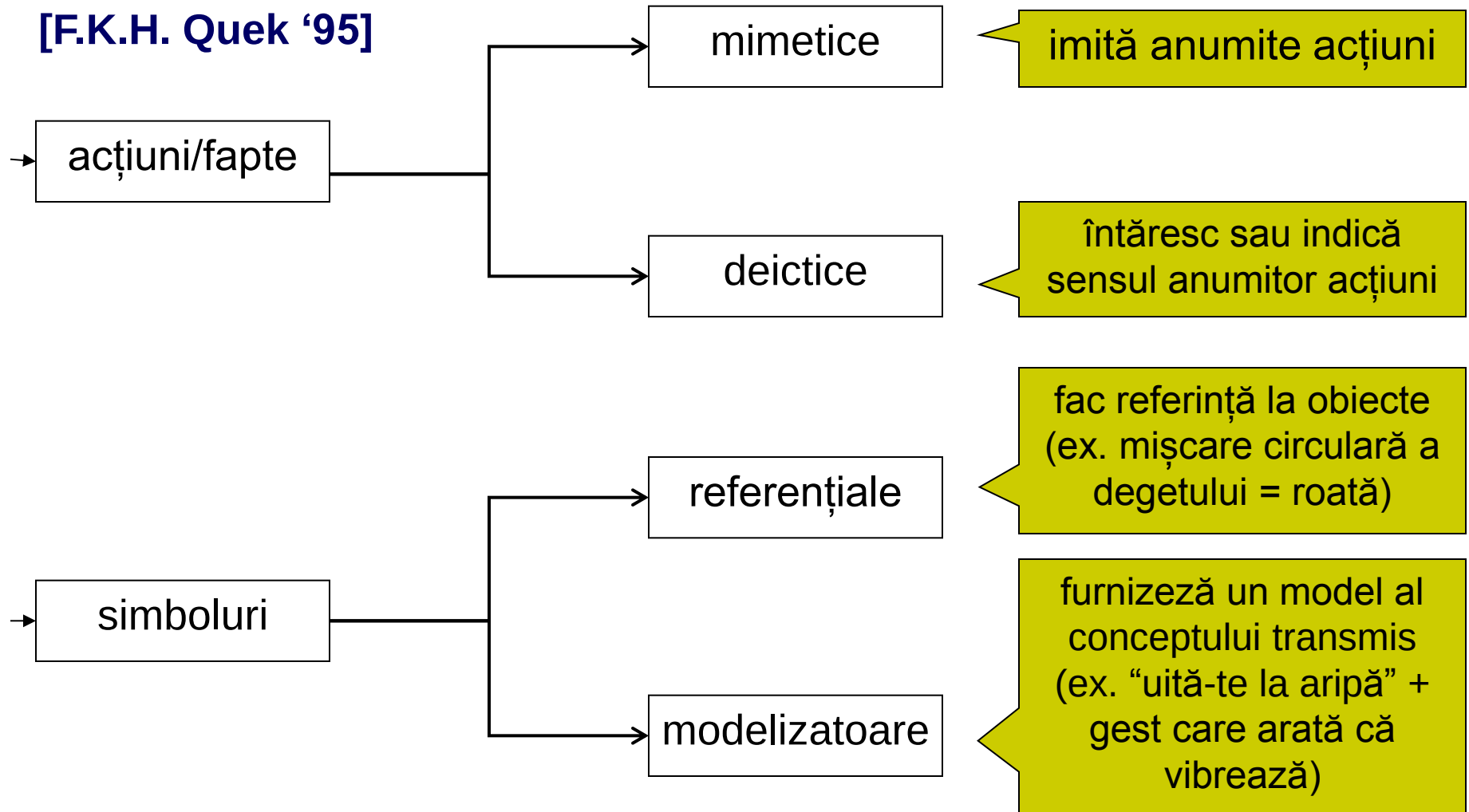
[F.K.H. Quek '95]



I. Modelarea gesturilor

Taxonomia gesturilor (clasificare)

[F.K.H. Quek '95]



I. Modelarea gesturilor

Rolul funcțional al gesturilor

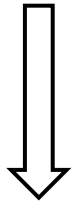
- **semiotic** de a comunica informații, ex. gestul “la revedere”, gesturile operaționale folosite în ghidarea avioanelor de la sol;
- **ergotic**: asociat noțiunii de muncă și corespunde capacității oamenilor de a manipula lumea reală, de a modela, de a schimba starea mediului înconjurător, ex. a da formă unei bucăți de lut, a muta obiecte;
- **epistemic**: permite oamenilor să învețe din interacția cu mediul înconjurător prin simțul tactil, ex. atingând cu mâna un obiect putem aprecia structura acestuia, forma acestuia, eventual materialul din care este realizat.

I. Modelarea gesturilor

Componentele unui sistem de recunoaștere

Detecția formelor

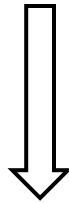
- ✓ Culoare
- ✓ Formă
- ✓ Mișcare
- ✓ Modele anatomice



Detectează prezența mâinii și extrage trăsături specifice

Urmărirea traiectoriei

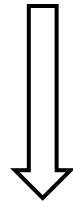
- ✓ Puncte de interes
- ✓ Potrivire de șablon
- ✓ Mean Shift / Camshift



Asociază mișcarea mâinii între două imagini diferite

Clasificarea gesturilor

- ✓ Algoritmi de Machine learning



Detecția semanticii gestului

II. Detecția formelor

- **Detecția mâinii după culoarea pielii**
- **Detecția și clasificarea formelor**
- **Detecția obiectelor prin utilizarea informației de mișcare**
- **Modelarea mâinii prin utilizarea de modele anatomice**

II. Detectia formelor

Detectia mâinii după culoarea pielii

Metode pixel-based

- Clasificarea fiecarui pixel ca fiind piele sau non-piele, independent de vecinii lui;
- În această categorie intră metodele bazate pe culoare.

Metode region-based

- Iau în calcul și distribuția spațială a pixelilor de piele pentru performanțe îmbunătățite;
- Necesită informații suplimentare referitoare la textura pielii sau la orice alt atribut spațial.

[M. Ciuc]

II. Detectia formelor

Detectia mâinii după culoarea pielii

Avantaje:

- Rapide (mai ales cele pixel-based);
- Robuste la variații geometrice ale zonelor de piele (rotație, factor de scală etc);
- Robuste la ocluziuni parțiale;
- Robuste la schimbări de rezoluție;
- Simplifică algoritmi de urmărire în aplicații video;
- Sunt naturale: pielea umană are o culoare caracteristică, ușor de recunoscut de către creierul uman.

II. Detectia formelor

Detectia mâinii după culoarea pielii

Dezavantaje:

- Mai multe părți componente ale corpului cu piele se suprapun;
- Fundalul are o culoare asemănătoare cu cea a pielii.



[M.Ciuc]

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem:



[Chang Liu 2006]

II. Detectia formelor

Detectia mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem:

- Nuanțele de culoare a pielii sunt între roșu și galben
- Au folosit o metodă pixel-based de detecție a culorii pielii: au utilizat spațiile de culoare YUV și YIQ, regiunile de piele fiind delimitate în modul următor:
 - $30 \leq I \leq 100$
 - $105^\circ \leq \Theta \leq 150^\circ$
- Apoi gestul este clasificat cu un algoritm the pattern matching

Relație transformare din RGB în YIQ

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

[Chang Liu 2006]

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem:

- Televizor comandat cu ajutorul gesturilor;
- Utilizează gesturile pentru a controla televizorul fără ajutorul unei telecomenzi;
- Mâna nu trebuie să fie partea predominantă din imagine;
- Utilizează spațiul de culoare Lab.



[Freeman 94]

II. Detectția formelor

Detectția mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem:

- Un set mic de gesturi intuitive pentru a controla televizorul
- Televizorul arată feedback pentru ca utilizatorul să vadă dacă comanda a fost înțeleasă
- Probleme cu:
 - Situații cu luminozitate scăzută
 - Unghiul camerei
 - Configurarea Webcam-ului
 - Responsivitate
 - Acuratețe



[Freeman 94]

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem

Antrenare culoare a pielii:

Cu imagini pe diferite luminozități



Detecție contur mână



Detecția degetelor



Pattern matching

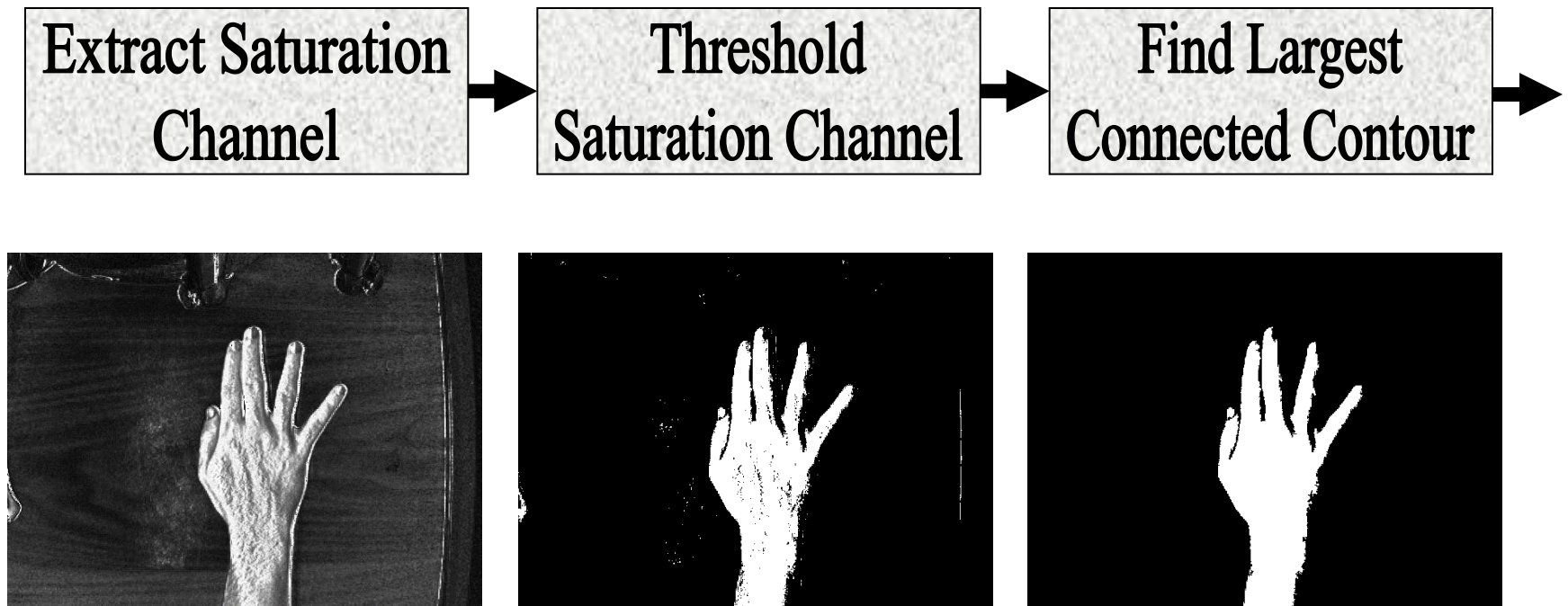


[Freeman 94]

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem

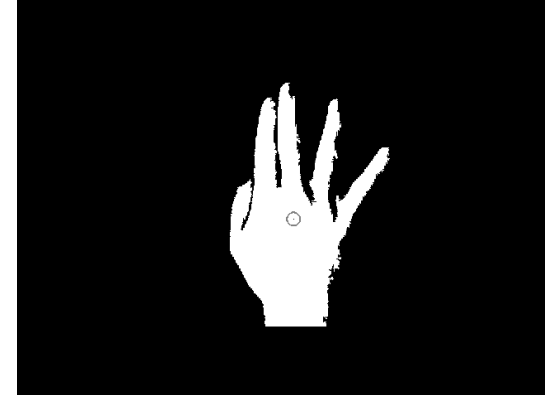
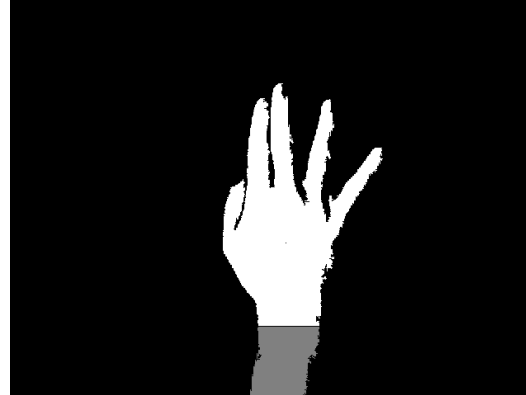
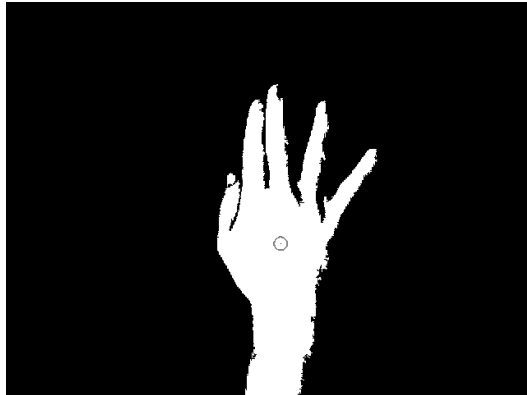


[Joshua R. New]

II. Detectia formelor

Detectia mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem

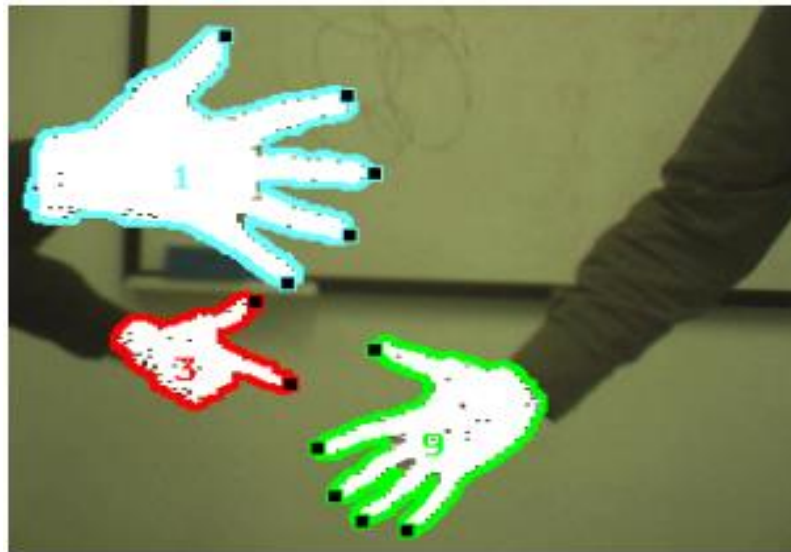


[Joshua R. New]

II. Detectia formelor

Detectia mâinii după formă

- În principiu aceste metode presupun că fundalul imaginii este uniform și se deosebește de restul obiectelor;
- Așadar este posibilă segmentarea imaginii și preluarea unei liste de forme care sunt eligibile să fie mâini;
- Din lista de forme se selectează doar cele care reprezintă o mână.



II. Detecția formelor

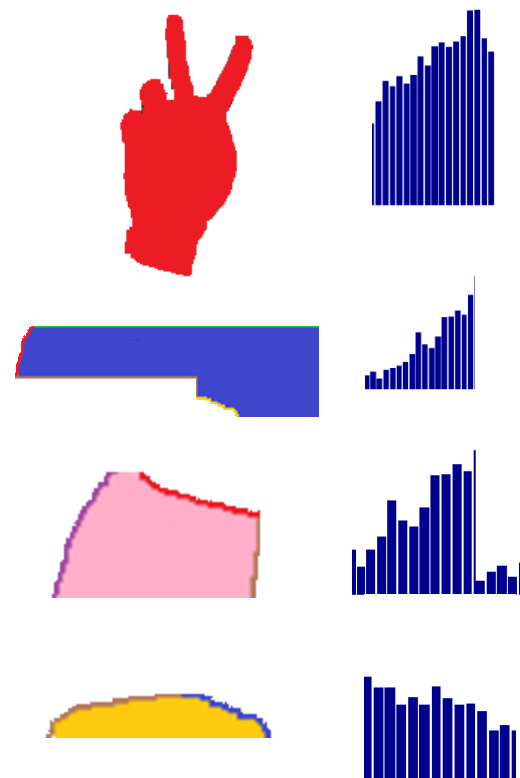
Detecția mâinii după formă



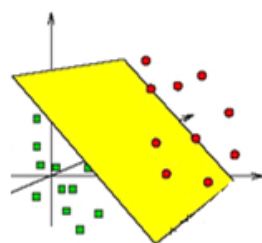
Preluarea imaginii



Segmentarea imaginii



Extragere trăsături



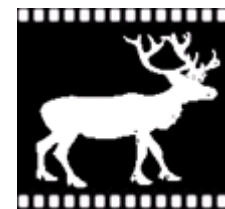
Clasificare

Decizie

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

- Forma este una dintre componentele esențiale în procesul de recunoaștere și clasificare a obiectelor;
- Aceasta reprezintă descrierea geometrică a unui obiect prin determinarea frontierelor acestuia față de obiectele din jur;
- Principalele caracteristici pe care descriptorii de formă trebuie să le conțină sunt:
 - ✓ caracterul compact (descriptorii trebuie să extragă trăsăturile relevante și definitorii),
 - ✓ invarianța la scalare, rotație, translație și la distorsiuni ale formei conturului.



II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Algoritmi bazați pe descrierea regiunilor:

- momente geometrice,
- momente Hu,
- momente Legendre,
- momente Zernike,
- momente pseudo-Zernike.



Descriptori bazați pe descrierea conturului:

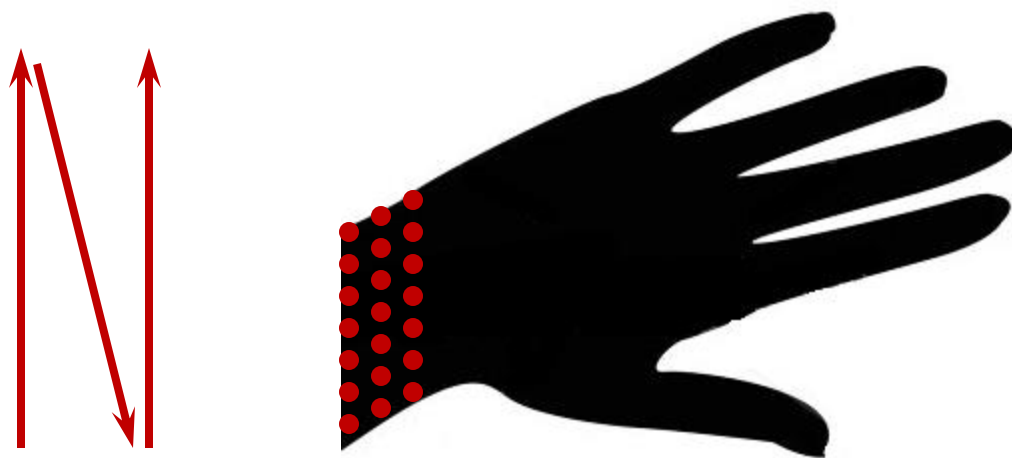
- descriptori Fourier de contur,
- aproximare poligonală.

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Algoritmi bazați pe descrierea regiunilor

- Se binarizează imaginea;
- Se iau în considerare toți pixelii din regiune;
- Regiunea se parcurge de la stânga la dreapta (pixel cu pixel);
- Fiecare pixel va avea un aport în formula finală.



II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Momente geometrice

- pentru descrierea formelor, au fost propuse momentele spațiale (geometrice). Pentru o imagine binarizată, momentul spațial de ordin (m,n) este definit de formula:

$$M(m, n) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (x_k)^m (y_j)^n I(j, k)$$

unde $I_{j,k}$ este imaginea binarizată (0 pentru obiect și 1 pentru fond), J și K reprezintă numărul de linii și de coloane ale imaginii, iar

$$x_k = K - \frac{1}{2} \quad y_j = J + \frac{1}{2} - j$$

[M. K. Hu '62]

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Momente geometrice centrate

- Momentele spațiale au performanțe foarte slabe, deoarece sunt foarte sensibile la translație.
- Din acest motiv s-au definit momentele centrate:

$$M_U(m, n) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (x_k - \bar{x}_k)^m (y_j - \bar{y}_j)^n I(j, k)$$

[M. K. Hu '62]

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Momente geometrice centrate

$$\mu_{00} = M_{00},$$

$$\mu_{11} = M_{11} - \bar{x}M_{01} = M_{11} - \bar{y}M_{10},$$

$$\mu_{20} = M_{20} - \bar{x}M_{10},$$

$$\mu_{02} = M_{02} - \bar{y}M_{01},$$

$$\mu_{21} = M_{21} - 2\bar{x}M_{11} - \bar{y}M_{20} + 2\bar{x}^2M_{01},$$

$$\mu_{12} = M_{12} - 2\bar{y}M_{11} - \bar{x}M_{02} + 2\bar{y}^2M_{10},$$

$$\mu_{30} = M_{30} - 3\bar{x}M_{20} + 2\bar{x}^2M_{10},$$

$$\mu_{03} = M_{03} - 3\bar{y}M_{02} + 2\bar{y}^2M_{01}.$$

Acestea însă nu sunt invariante la mișcările de rotație și scalare.

[M. K. Hu '62]

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Momente Hu

- Metoda este invariantă la translație, rotație și scalare.
- Descriptorul cuprinde 7 momente:

$$v_1 = u_{20} + u_{02}$$

$$v_2 = (u_{20} - u_{02})^2 + 4u_{11}^2$$

$$v_3 = (u_{30} - 3u_{12})^2 + (3u_{12} - u_{03})^2$$

$$v_4 = (u_{30} + u_{12})^2 + (u_{21} + u_{03})^2$$

[M. K. Hu '62]

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Momente Hu

$$v_5 = (u_{30} - 3u_{12})(u_{30} + u_{12})[(u_{30} + u_{12})^2 - 3(u_{21} + u_{03})^2] \\ + (3u_{21} - u_{03})(u_{21} + u_{03})[3(u_{30} + u_{12})^2 - (u_{21} + u_{03})^2]$$

$$v_6 = (u_{20} - u_{02})[(u_{30} + u_{12})^2 - (u_{21} - u_{03})^2] \\ + 4u_{11}(u_{30} + u_{12})(u_{21} + u_{03})]$$

$$v_7 = (3u_{21} - u_{03})(u_{30} + u_{12})[(u_{30} + u_{12})^2 - 3(u_{30} + u_{12})^2] \\ + (u_{30} - 3u_{12})(u_{21} + u_{03})[3(u_{30} + u_{12})^2 - (u_{21} + u_{03})^2]$$

[M. K. Hu '62]

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Momente Zernike

Momentele Zernike au fost propuse pentru prima dată de către Teaque și utilizează teoria polinoamelor ortogonale Zernike.

Un polinom tipic Zernike este exprimat de către formula:

$$V_{nm}(x, y) = V_{nm}(r \cos \theta, r \sin \theta) = R_{nm}(r) \exp(jm\theta)$$

unde R este baza radială ortogonală:

$$R_{nm}(r) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \times \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \times \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!} r^{n-2s}$$

[H.S. Kim '03]

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Momente Zernike

Momentele Zernike se calculează cu formula:

$$A_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) V_{nm}^*(\rho, \theta), x^2 + y^2 \leq 1$$

Avantaje:

- momentele Zernike sunt invariante la rotații și robuste la zgomot;
- prezintă o redundanță scăzută deoarece baza este ortogonală.

[H.S. Kim '03]

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Aproximare poligonală

- Ideea principală a algoritmului constă în reprezentarea siluetei printr-un set de segmente de dreaptă;
- Rând pe rând, prin utilizarea de algoritmi de aproximare se elimină formele redundante;
- Metoda caută punctele de contur și le elimină pe cele ale căror eroare pătratică are o valoare minimă;
- Avantaje:
 - ✓ se elimină zgomotul atașat formei;
 - ✓ se simplifică forma.

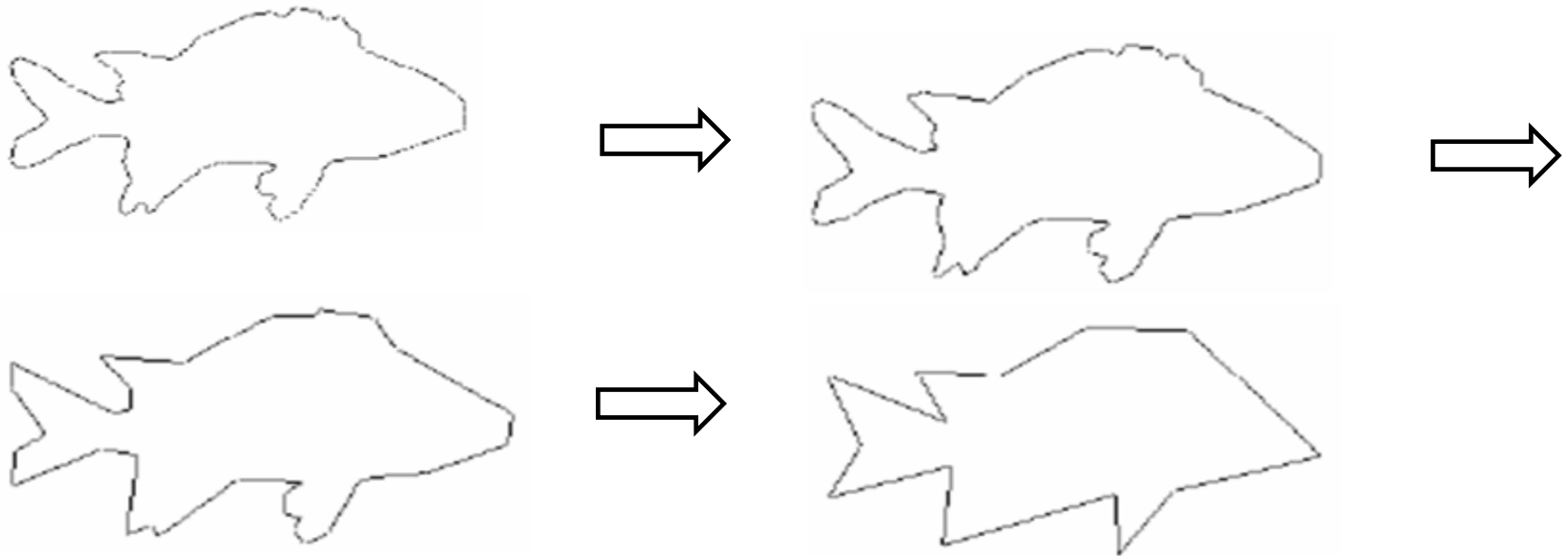
[J. Latecki '02]

II. Detectția formelor

Recunoașterea de forme

Aproximare poligonală

- Rând pe rând, prin utilizarea de algoritmi de aproximare se elimină formele redundante;

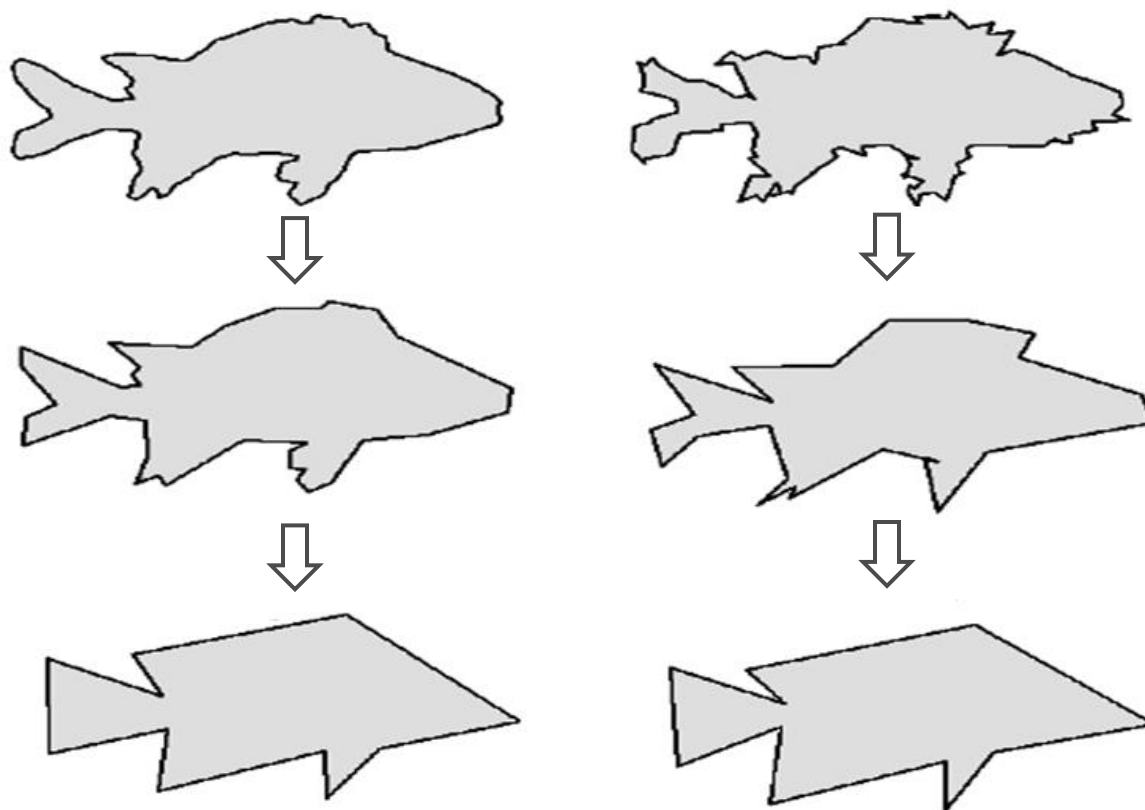


[J. Latecki '02]

II. Detectția formelor

Recunoașterea de forme

Aproximarea poligonală – compararea a două forme



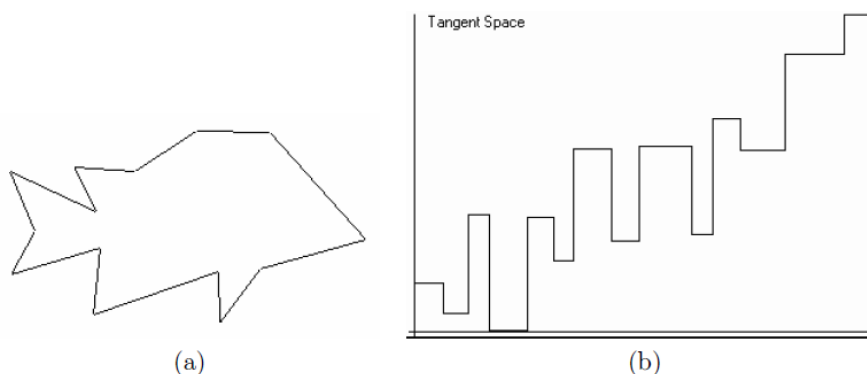
[J. Latecki '02]

II. Detectția formelor

Recunoașterea de forme

Aproximarea poligonală – compararea a două forme

- Procesul încetează atunci când valoarea parametrului k este mai mare decât un prag ales;
- Metoda evoluției curbei pleacă de la premiza că formele au diverse distorsiuni, iar acestea trebuie înlăturate printr-un proces de netezire;
- Netezirea depinde foarte mult și de alegerea pragului de șlefuire. În final, fiecare poligon este reprezentat ca o funcție tangențială (tangenta unghiului format de axa orizontală și segmentul de dreaptă):

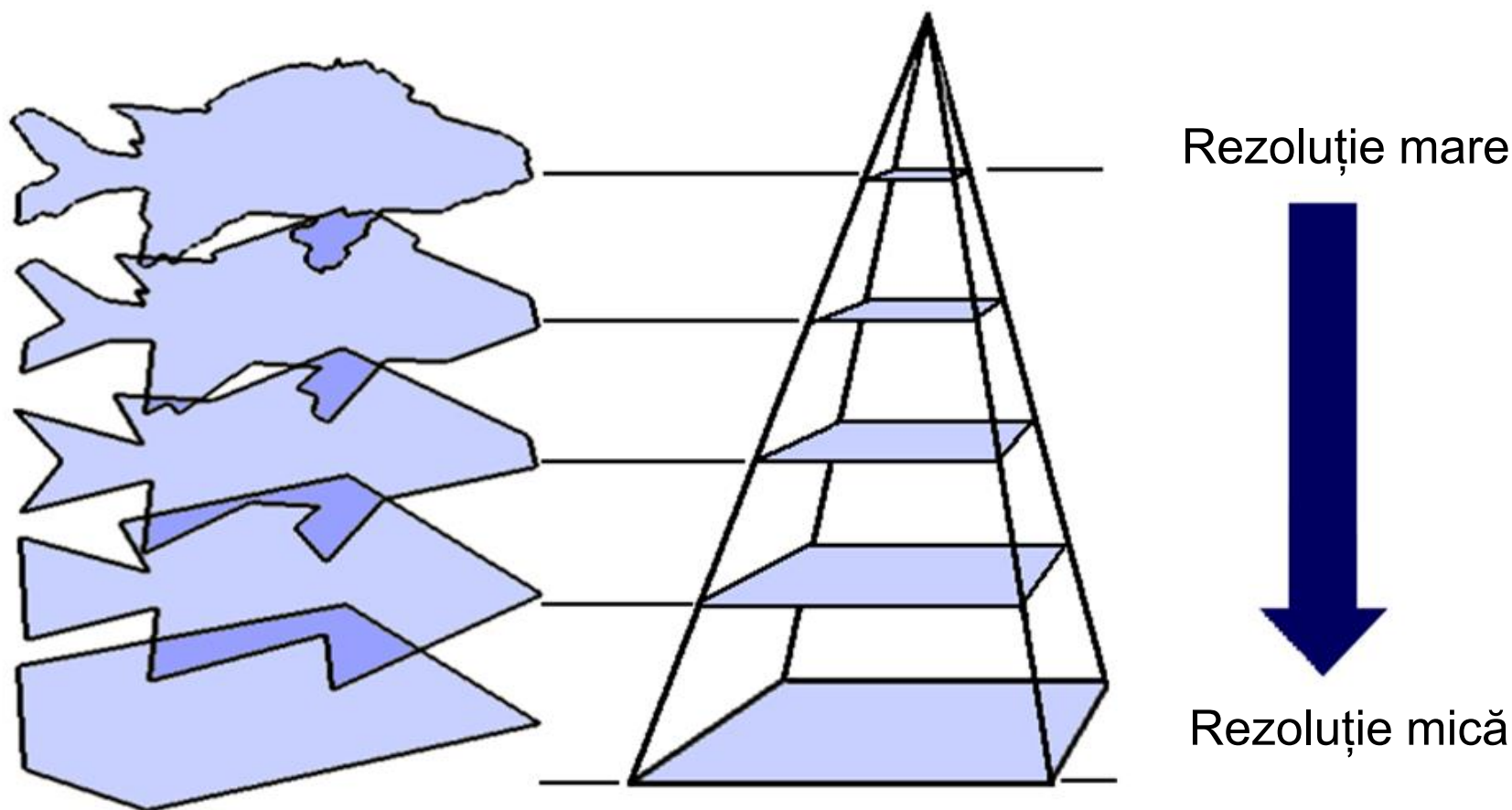


[J. Latecki '02]

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Aproximarea poligonală – piramide de rezoluție

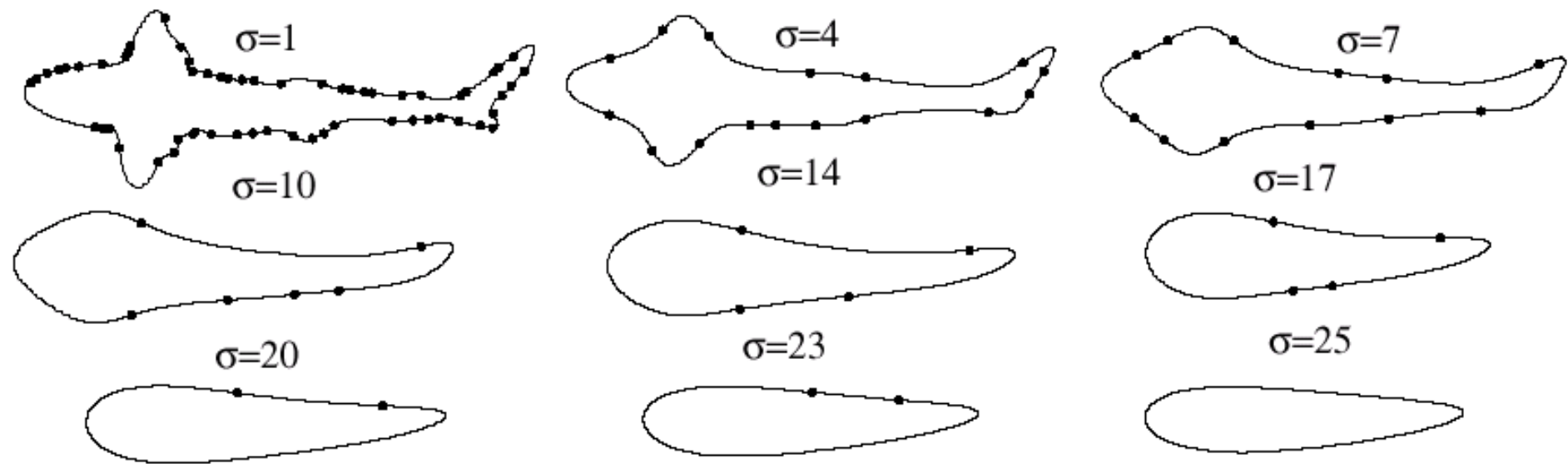


[J. Latecki '02]

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Descriptori MPEG7 - Curvature Scale Space



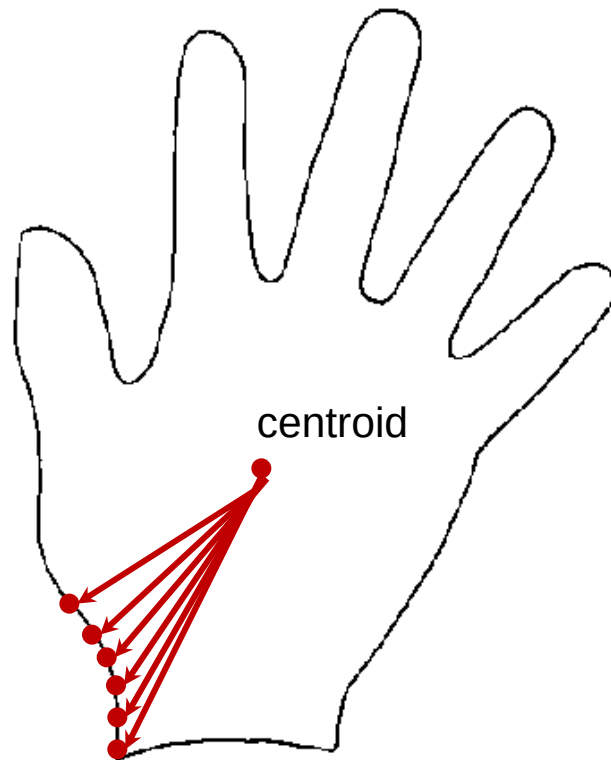
[F. Mokhtarian '99]

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Descriptori de contur

- Se selectează conturul si se parcurge în sensul acelor de ceasornic;



II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Descriptori de contur

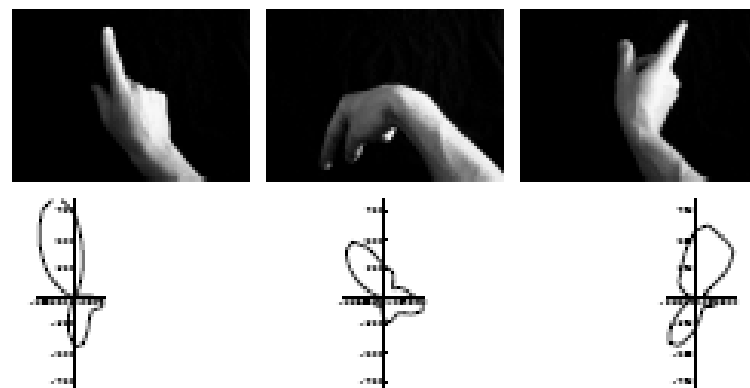
- Histograme de orientare utilizând vectorii obținuți pe conturul mâinii.
- Recunoaște 10 gesturi în realtime.

Avantaje

- Viteză

Dezavantaje

- Putere mică de discriminare



[Freeman '94]

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Descriptori Fourier de contur

- Descriptorii Fourier de contur sunt obtinuti prin aplicarea transformatei Fourier asupra punctelor aflate pe conturul obiectelor.
- Algoritmul de calcul al descriptorului contine urmasorii pasi:
 - ✓ se obtin coordonatele de contur ale obiectelor;
 - ✓ se calculeaza coordonatele centroidului acelui obiect si apoi distanta dintre acesta si contur, utilizand distanta euclidiană:

$$r(t) = ([x(t) - x_c]^2 + [y(t) - y_c]^2)^{1/2}$$

$$\text{unde } t = 0, 1, \dots, N-1, \text{ iar } x_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t) \text{ si } y_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} y(t)$$

[D. Zhang '02]

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Descriptori Fourier de contur

- se aplică transformata Fourier 1D asupra semnalului $r(t)$:

$$a_n = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} r(t) \exp\left(\frac{-2j\pi n t}{N}\right), n = 0, 1, \dots, N-1$$

- se calculează mărimea coeficienților Fourier: $\{A_0, A_1, \dots, A_n\}$
- vectorul descriptor va fi format din următoarele valori:

$$\left\{ \frac{A_1}{A_0}, \frac{A_2}{A_0}, \dots, \frac{A_n}{A_0} \right\}$$

II. Detectia formelor

Recunoasterea de forme

Descriptori Fourier de contur

Avantaje:

- Cost computațional redus;
- Performanță ridicată.

Dezavantaje:

- Generează erori atunci când conturul nu este închis;
- Sensibil la zgomot.

II. Detectia formelor

Detectia mâinii după formă

Concluzii

Utilizarea algoritmilor de detecție a mâinii după formă are o serie de **avantaje**:

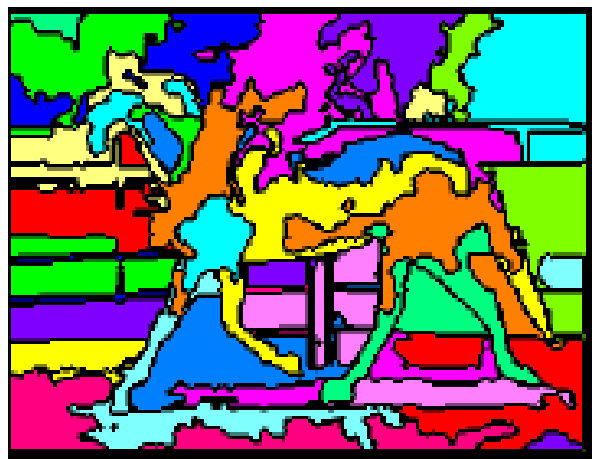
- Cost computațional redus;
- Algoritmii existenți sunt simpli și invarianți la diferite probleme:
 - diferențe de scală,
 - rotații,
 - deformări.

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după formă

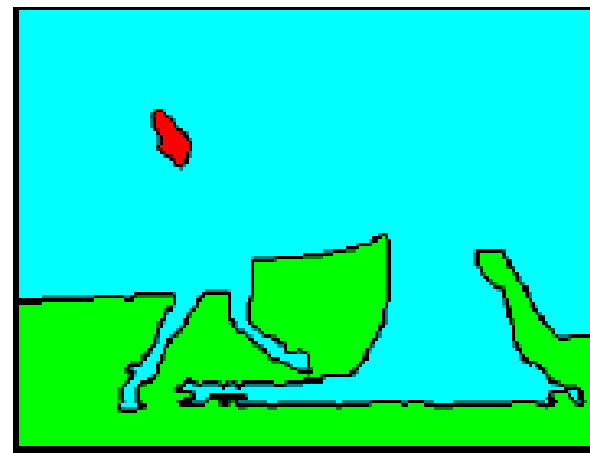
și dezavantaje:

- Performanța este dependentă de algoritmul de segmentare;



Supra-segmentare

(descompunerea imaginii în mai multe elemente decât este necesar)



Sub-segmentare

(descompunerea imaginii în mai puține elemente)

II. Detecția formelor

Modelarea 3D a mâinii

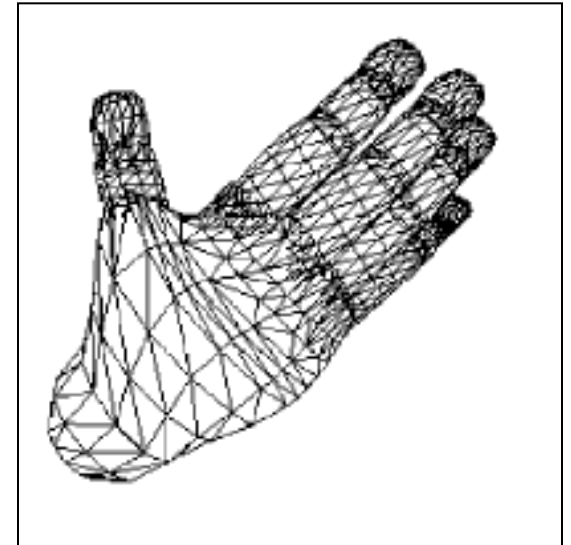
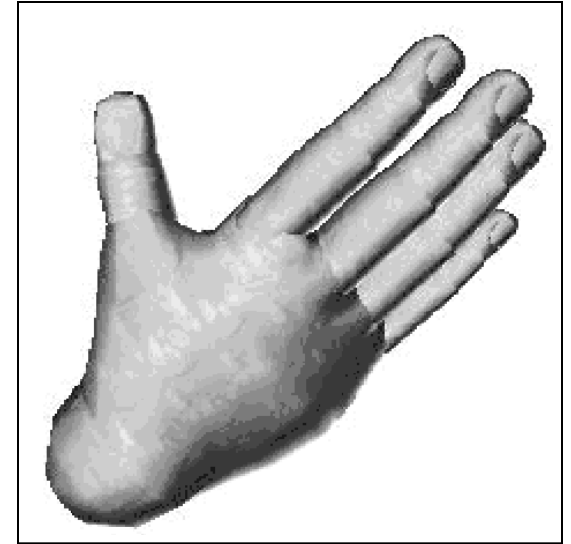
A. Modelarea 3D a mâinii și brațului

- modele volumetrice;
- modele skeletale;

[R. Koch '93] "analysis by synthesis"

se analizează poziția corpului (mână, palmă, etc.) prin sintetizarea unui model 3D; se variază parametrii modelului astfel încât acesta să corespundă celui real proiectat în imagini;

→ modelare cu suprafețe 3D (NURBS, B-spline).



sinteza mâinii

II. Detectția formelor

Modelarea 3D a mâinii

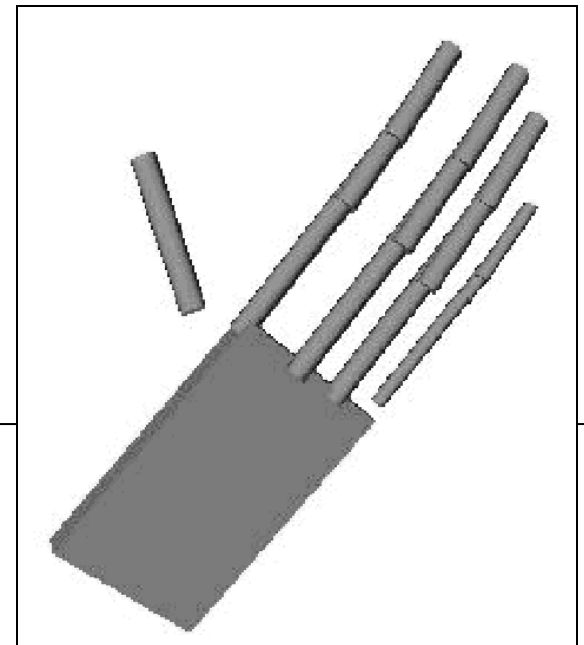
Modele volumetrice

[O. Rourke '80] folosirea de **modele 3D simplificate**

modelul real 3D al corpului este aproximat cu structuri geometrice simplificate: cilindrii, sfere, elipsoizi, hiper-suprafețe ce sunt interconectate;

→ simplu de parametrizat, ex. un cilindru este definit de 3 parametri (înălțime, rază și culoare);

→ informație relativă la modul de interconectare (grade de libertate);



model simplificat

II. Detecția formelor

Modelarea 3D a mâinii

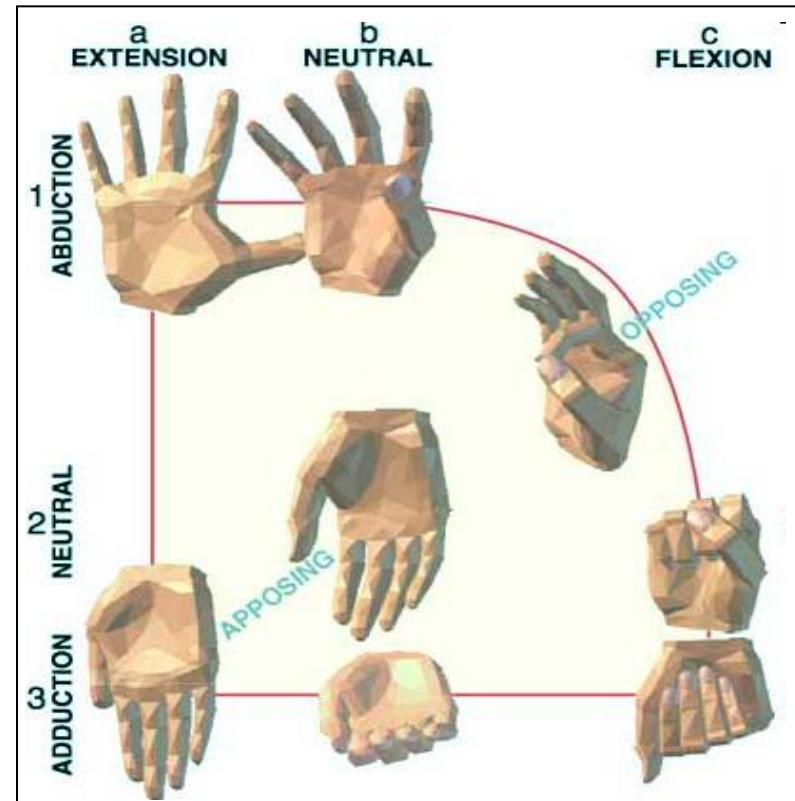
Modele scheletale

modelul real 3D al corpului este redus la segmente fiind modelat de unghiurile de joncțiune și de dimensiunea acestora (skeleton);

constrângeri statice	
Fingers	Thumb
$0 \leq \theta_{MCP,s}^y \leq 90^\circ$	
$-15^\circ \leq \theta_{MCP,s}^x \leq 15^\circ$	
constrângeri dinamice	
$\theta_{PIP}^y = \frac{3}{2} \theta_{DIP}^y$	$\theta_{IP}^y = \theta_{MCP}^y$
$\theta_{MCP}^y = \frac{1}{2} \theta_{PIP}^y$	$\theta_{TM}^y = \frac{1}{3} \theta_{MCP}^y$
$\theta_{MCP}^x =$	$\theta_{TM}^x = \frac{1}{2} \theta_{MCP}^x$
$\frac{\theta_{MCP}^y}{90} (\theta_{MCP,converge}^x - \theta_{MCP,s}^x) +$	
$\theta_{MCP,s}^x$	

model cu 26 DoF [J.J. Kuch '94]

y – flexiune/exensiune, x – aducție/abducție



II. Detectia formelor

Modelarea 3D a mâinii

Modele skeletale

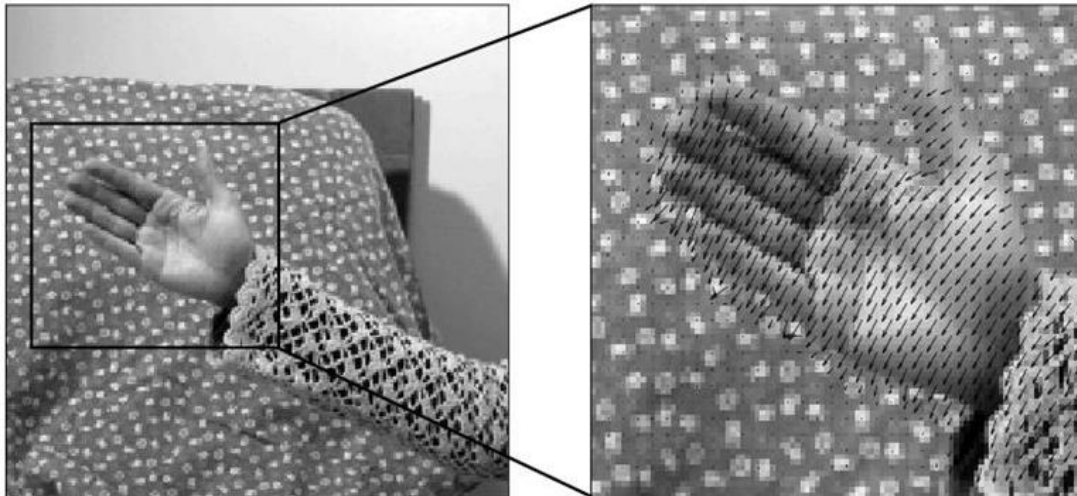
ABDÚCȚIE, *abducții*, s.f. Mișcare prin care se îndepărtează un membru sau un segment al acestuia de axul median al corpului.

FLEXIÚNE, *flexiuni*, s. f. **1.** Încovoiere, îndoire; mlădiere. ♦ Mișcare de îndoire a unui segment al corpului pe un alt segment situat deasupra sa.

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

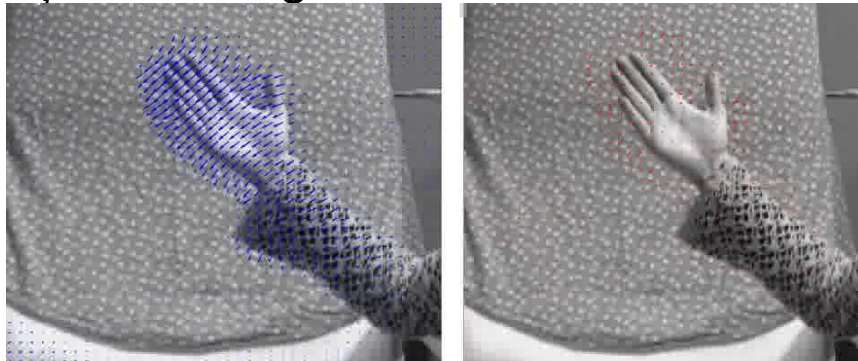
- Aceste metode presupun că mișcarea mâinii este singura mișcare majoră care se generează în scenă, așadar extragerea acesteia va determina și poziția mâinii;
- ex: În [Q. Yuan '95], se presupune că mișcarea mâinii este cea mai mare parte a mișcării din cameră, schimbările fiind mult mai frecvente decât cele generate de către haine, față și fundal.



II. Detecția formelor

Detecția mișcării

- În unele metode, informația de mișcare este combinată cu informația vizuală (culoare și formă);
- Ex: în [R. Cutler '98, J. Martin '98] se utilizează informația de mișcare pentru a distinge mâinile de alte obiecte similare cu pielea (diferența de mișcare a pixelilor dintre două imagini succesive este foarte mică pentru pixelii de fundal). Aceștia au utilizat un prag fix / adaptiv pentru detecția mâinii.
- În cazul camerelor fixe problema se reduce la o problemă de estimare a fundalului și de extragere automată a obiectelor.



II. Detectia formelor

Detectia mișcării

În mod tradițional, analiza mișcării globale este efectuată cu ajutorul tehnicilor de detecție a fluxului optic.

Pentru estimarea acestuia, de obicei se admit anumite simplificări ale problemei:

- Consistență a iluminării,
- Corerență spațială,
- Consistență temporală.

Principiul clasic de estimare a fluxului optic constă în determinarea deplasării unor pixeli sau a unui bloc de pixeli, între două imagini succesive ale secvenței, pe baza minimizării variației intensității acestora.

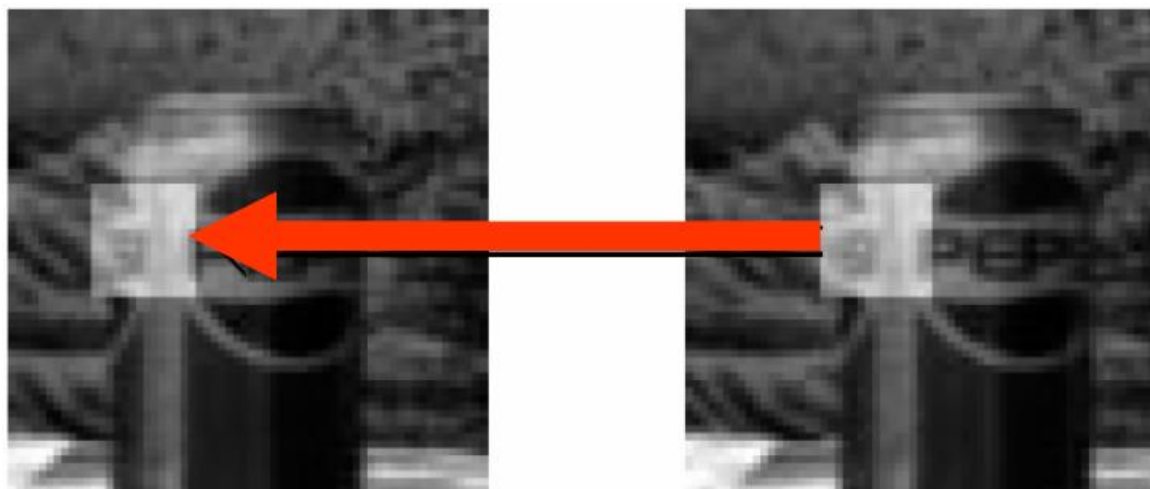
II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Presupuneri pentru simplificarea problemei

(1) Consistență a iluminării:

- se consideră faptul că intensitatea luminoasă a fiecărui pixel rămâne constantă de-a lungul traiectoriei mișcării sau se modifică într-un mod predictibil;

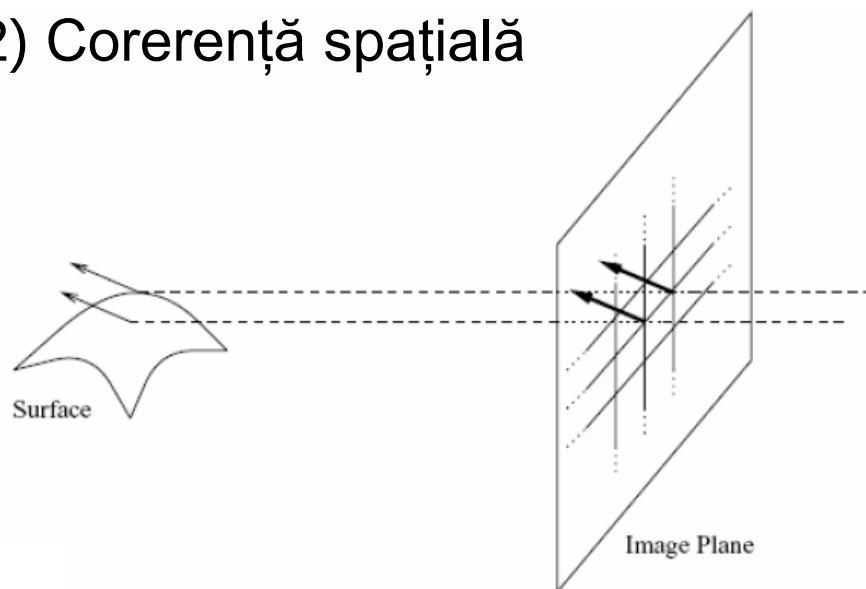


II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Presupuneri pentru simplificarea problemei

(2) Corerență spațială



- Punctele vecine din scenă care aparțin aceleiași suprafețe au în principiu aceeași mișcare.

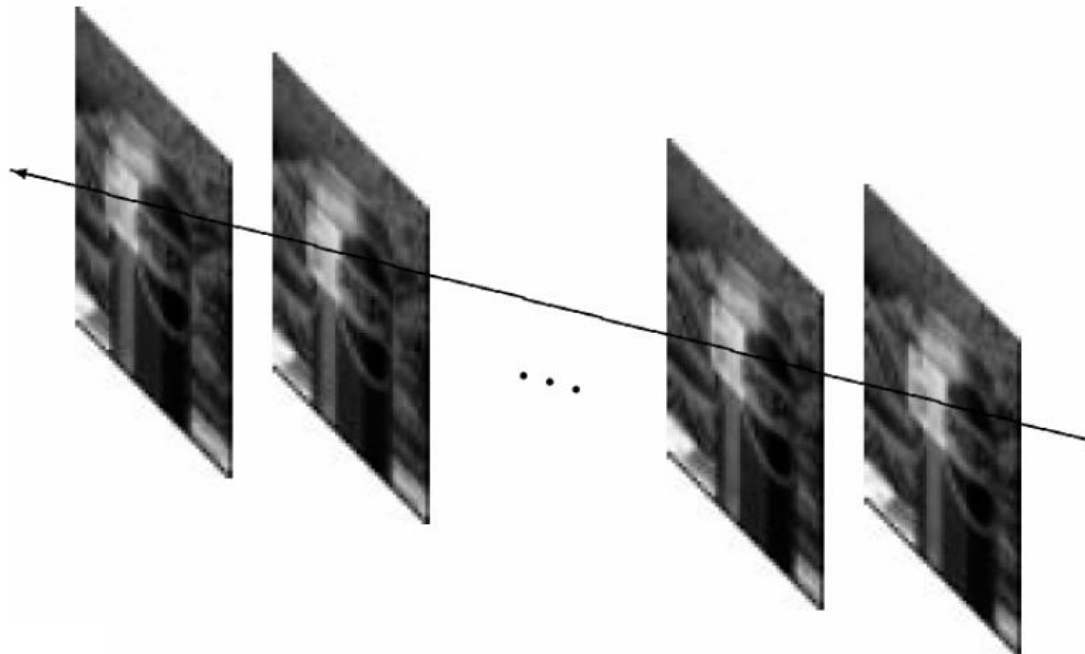
II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Presupuneri pentru simplificarea problemei

(3) Consistență temporală

- mișcarea este lină, graduală, obiectele deplasându-se încet de la un cadru la altul (25 fps).



II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Fluxul optic

Principiul clasic de estimare a fluxului optic constă în determinarea deplasării unor pixeli sau a unui bloc de pixeli, între două imagini succesive ale secvenței, pe baza minimizării variației intensității acestora.

Pentru a exprima matematic această ipoteză, se utilizează ecuația de diferență dintre imaginile deplasate („Displaced Frame Difference” - DFD), și anume între momentele la care se estimează fluxul optic t și $t+\Delta t$:

$$DFD = I(x + d_x, y + d_y, t + \Delta t) - I(x, y, t)$$

unde (x,y) reprezintă poziția pixelului sau a blocului de pixeli în imaginea analizată, (d_x, d_y) este vectorul de deplasare între momentele t și $t+\Delta t$, iar $I(x,y,t)$ reprezintă funcția de intensitate la poziția (x,y) în momentul t .

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Calculul fluxului optic

Fie $\vec{r} = (d_x, d_y)$, ecuația devine:

$$DFD(\vec{r}, \vec{d}, \Delta t) = I(\vec{r} + \vec{d}, t + \Delta t) - I(\vec{r}, t)$$

Considerăm imaginile ca fiind funcții continue și putem aplica o descompunere în serie Taylor (ordin 1),

$$I(\vec{r} + \vec{d}, t + \Delta t) = I(\vec{r}, t) + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial x} dx + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial y} dy + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial t} dt + \dots$$

Înlocuind în relația anterioară, obținem:

$$DFD(\vec{r}, \vec{d}, \Delta t) = \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial x} dx + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial y} dy + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial t} dt$$

[Lucas–Kanade '81]

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Calculul fluxului optic

$$DFD(\vec{r}, \vec{d}, \Delta t) = \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial x} dx + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial y} dy + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial t} dt$$

minimizând DFD obținem

$$\frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial x} u + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial y} v + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial t} = 0$$

ecuația fluxului optic

unde u și v definesc vectorul de deplasare din imagine

$$\frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial x} u = \left(\frac{dx}{dt}, \frac{dy}{dt} \right)$$

[Lucas–Kanade '81]

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Calculul fluxului optic

$$\frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial x} u + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial y} v + \frac{\partial I(\vec{r}, t)}{\partial t} = 0$$

ecuația fluxului optic

flux optic = imaginea în care valoarea fiecărui pixel reprezintă estimarea proiecției vitezei de translație ce corespunde unui punct de pe suprafața obiectului ce se află în mișcare relativă în câmpul vizual al camerei video.

- mișcarea este estimată doar pe direcția gradientului spațial;
- este posibil ca fluxul optic să nu poată fi estimat în toate punctele.

[Lucas–Kanade '81]

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Calculul fluxului optic

- Calculul după șablon
- Metoda Lucas-Kanade

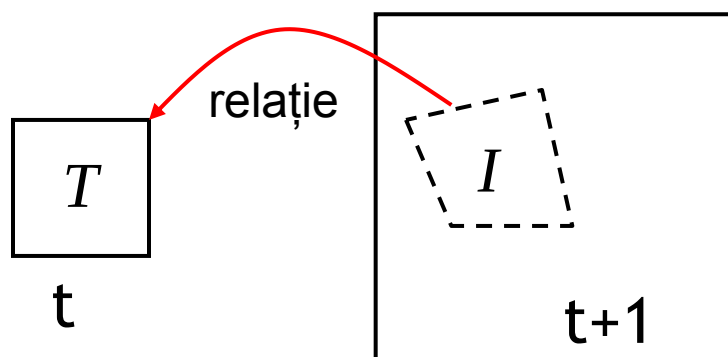
II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fluxului optic

Scop: găsirea legăturii între un template de imagine $T(x)$ și o imagine $I(x)$:

- $I(x)$ și $T(x)$ reprezintă două regiuni din cadru (de obicei de dimensiune 5×5);
- $T(x)$ face parte din cadrul de la momentul t ;
- $I(x)$ face parte din cadrul de la momentul $t+1$.



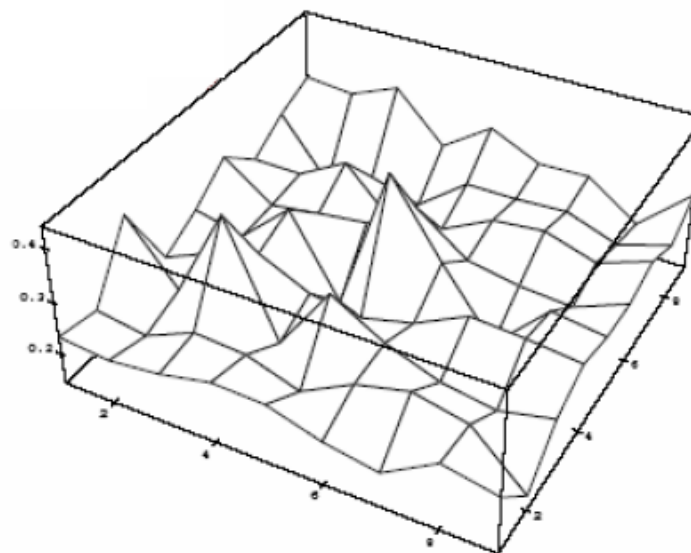
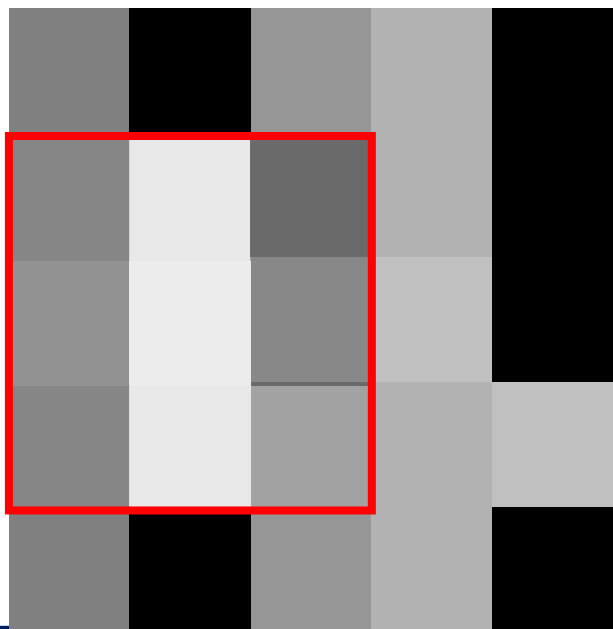
II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fluxului optic

- Pentru a găsi corespundentul fiecărei regiuni trebuie să se minimizeze valoarea absolută a erorii dintre șablonul T și regiunea corespundentă din cadrul următor:

$$E(u, v) = \sum_{x, y} (I(x + u, y + v) - T(x, y))^2$$



II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fluxului optic

Schema unui algoritm clasic

Pentru fiecare pixel (u, v)

calculează $E(u, v)$;

Alege (u, v) care minimizează $E(u, v)$;

Dezavantaj:

- Nu este eficient din punct de vedere computațional

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Reamintire: Metoda lui Newton (Metode Numerice)

Metoda lui Newton este o metodă iterativă pentru a găsi rădăcinile unei ecuații diferențiabilă (de ex: soluția ecuației $f(x)=0$) în intervalul $[a,b]$.

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Reamintire: Metoda lui Newton (Metode Numerice)

Se presupune că x_0 este soluția inițială (cu eroare ε).

Se utilizează formula lui Taylor:

$$f(x_0 + \varepsilon) = f(x_0) + f'(x_0)\varepsilon + \frac{1}{2} f''(x_0)\varepsilon^2 + \dots$$

Se face următoarea aproximare:

$$f(x_0 + \varepsilon) \approx f(x_0) + f'(x_0)\varepsilon$$

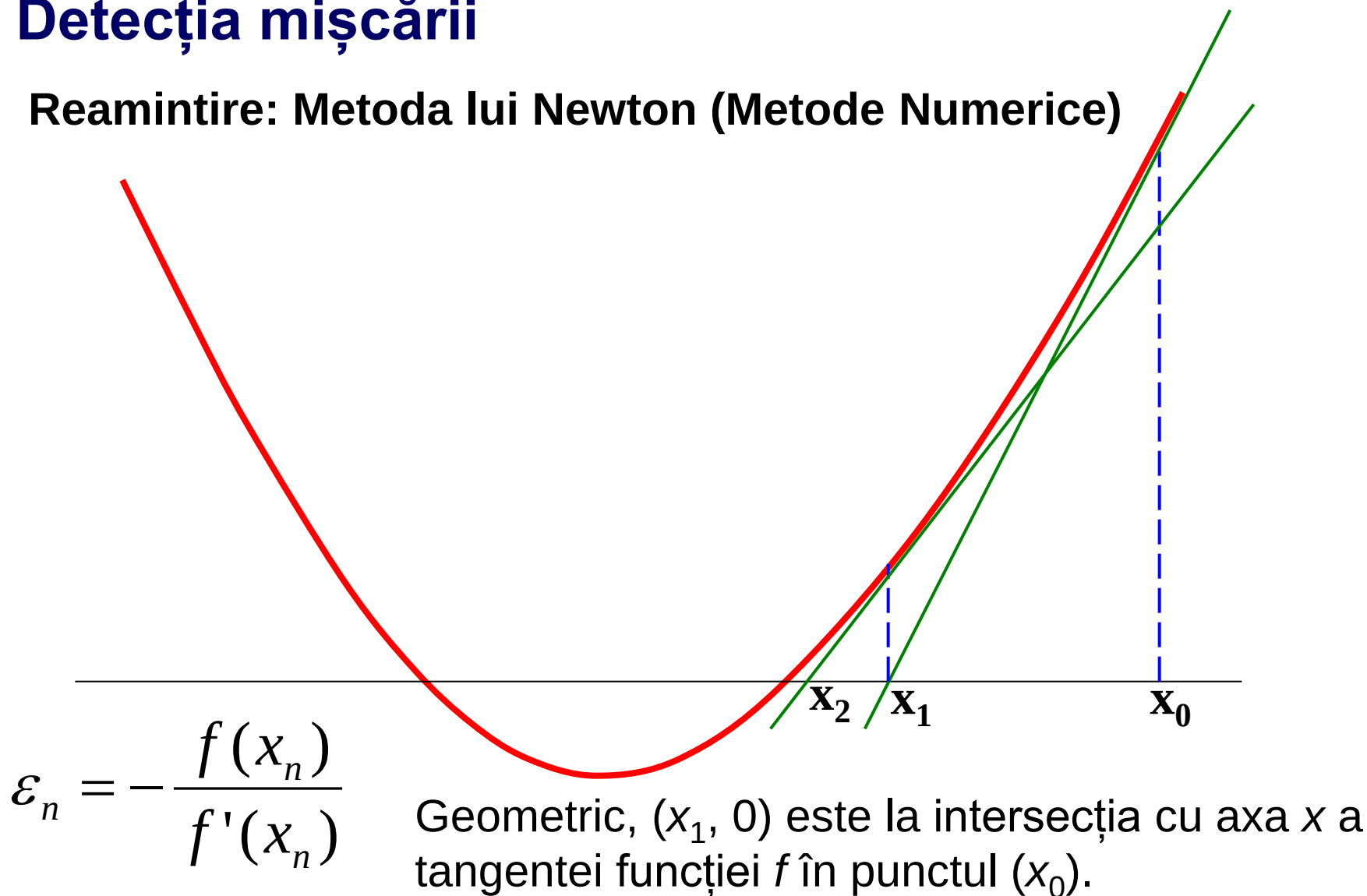
În final eroarea este egală cu:

$$\varepsilon_n = -\frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$$

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Reamintire: Metoda lui Newton (Metode Numerice)



$$\varepsilon_n = -\frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$$

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Reamintire: Metoda lui Newton (Metode Numerice)

În final vom avea:

$$x_1 = x_0 - \frac{f(x_0)}{f'(x_0)}$$

Se va repeta până când $x_{n+1} - x_n < eroare$:

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$$

II. Modelarea gesturilor mâinii

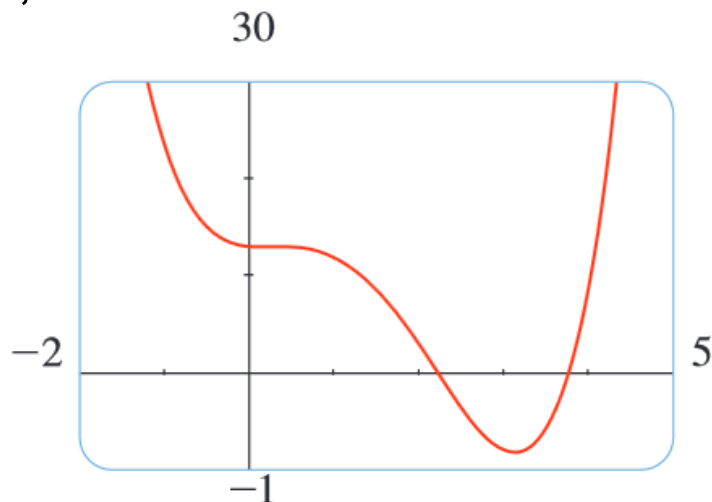
Detecția mișcării

Reamintire: Metoda lui Newton (Metode Numerice)

Să se găsească soluțiile ecuației cu eroare mai mică de 10^{-7} :

$$x^4 - 5x^3 + 4x^2 - x + 13 = 0$$

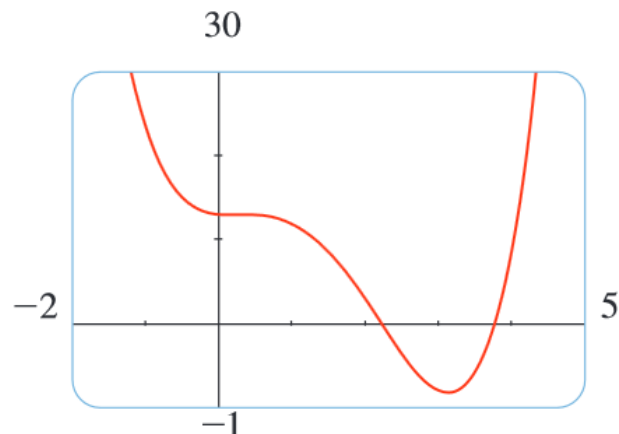
Se desenează graficul și se observă că soluțiile sunt în jurul valorilor 2,2 și 3,8:



II. Modelarea gesturilor mâinii

Detecția mișcării

Reamintire: Metoda lui Newton (Metode Numerice)



Se folosește metoda lui Newton:

$$x_{n+1} = x_n - \frac{x_n^4 - 5x_n^3 + 4x_n^2 - x_n + 13}{4x_n^3 - 15x_n^2 + 8x_n - 1}$$

Se vor obține următoarele soluții:

$$x_1 = 2.2$$

$$x_1 = 3.8$$

$$x_2 \approx 2.22577566$$

$$x_2 \approx 3.76551041$$

$$x_3 \approx 2.22578253$$

$$x_3 \approx 3.76419061$$

$$x_4 \approx 2.22578253$$

$$x_4 \approx 3.76418872$$

$$x_5 \approx 3.76418872$$

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fluxului optic – Metoda Lucas-Kanade

- În computer vision, metoda Lucas–Kanade este des folosită pentru estimarea fluxului optic (încă reprezintă un standard);
- Metoda combină informația mai multor pixeli pentru rezolvarea ecuației fluxului optic;
- Utilizează metoda lui Newton de găsire a soluției;
- Este o metodă locală, însă mult mai puțin sensibilă la zgomot decât metodele anterioare;
- Fiind totuși o metodă locală, nu poate oferi întotdeauna informații despre fluxul optic în regiuni uniforme.

[Lucas–Kanade '81]

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic – Metoda Lucas-Kanade

$$E(u, v) = \sum_{x, y} \left(I(x + u, y + v) - T(x, y) \right)^2$$

$$I(x + u, y + v) \approx I(x, y) + uI_x + vI_y$$

$$= \sum_{x, y} \left(I(x, y) - T(x, y) + uI_x + vI_y \right)^2$$

$$0 = \frac{\partial E}{\partial u} = \sum_{x, y} 2I_x \left(I(x, y) - T(x, y) + uI_x + vI_y \right)$$

$$0 = \frac{\partial E}{\partial v} = \sum_{x, y} 2I_y \left(I(x, y) - T(x, y) + uI_x + vI_y \right)$$

[Lucas-Kanade '81]

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic – Metoda Lucas-Kanade

$$0 = \frac{\partial E}{\partial u} = \sum_{x,y} 2I_x (I(x,y) - T(x,y) + uI_x + vI_y)$$

$$0 = \frac{\partial E}{\partial v} = \sum_{x,y} 2I_y (I(x,y) - T(x,y) + uI_x + vI_y)$$


$$\begin{cases} \sum_{x,y} I_x^2 u + \sum_{x,y} I_x I_y v = \sum_{x,y} I_x (T(x,y) - I(x,y)) \\ \sum_{x,y} I_x I_y u + \sum_{x,y} I_y^2 v = \sum_{x,y} I_y (T(x,y) - I(x,y)) \end{cases}$$


$$\begin{bmatrix} \sum_{x,y} I_x^2 & \sum_{x,y} I_x I_y \\ \sum_{x,y} I_x I_y & \sum_{x,y} I_y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{x,y} I_x (T(x,y) - I(x,y)) \\ \sum_{x,y} I_y (T(x,y) - I(x,y)) \end{bmatrix} \quad \text{[Lucas-Kanade '81]}$$

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fluxului optic – Metoda Lucas-Kanade

$$\begin{array}{ccc}
 \begin{bmatrix} I_x(p_1)[0] & I_y(p_1)[0] \\ I_x(p_1)[1] & I_y(p_1)[1] \\ I_x(p_1)[2] & I_y(p_1)[2] \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25})[0] & I_y(p_{25})[0] \\ I_x(p_{25})[1] & I_y(p_{25})[1] \\ I_x(p_{25})[2] & I_y(p_{25})[2] \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - & \begin{bmatrix} I_t(p_1)[0] \\ I_t(p_1)[1] \\ I_t(p_1)[2] \\ \vdots \\ I_t(p_{25})[0] \\ I_t(p_{25})[1] \\ I_t(p_{25})[2] \end{bmatrix} \\
 \underset{75 \times 2}{A} & \underset{2 \times 1}{d} & \underset{75 \times 1}{b}
 \end{array}$$

[Lucas–Kanade '81]

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Algoritmul Lucas-Kanade

execută

calculează gradientul imaginilor I_x, I_y

calculează eroarea $T(x,y)-I(x,y)$

calculează matricea hessiană

rezolvă sistem liniar

$$(u,v)=(u,v)+(\Delta u,\Delta v)$$

până la convergență

$$\begin{bmatrix} \sum_{x,y} I_x^2 & \sum_{x,y} I_x I_y \\ \sum_{x,y} I_x I_y & \sum_{x,y} I_y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{x,y} I_x (T(x,y) - I(x,y)) \\ \sum_{x,y} I_y (T(x,y) - I(x,y)) \end{bmatrix}$$

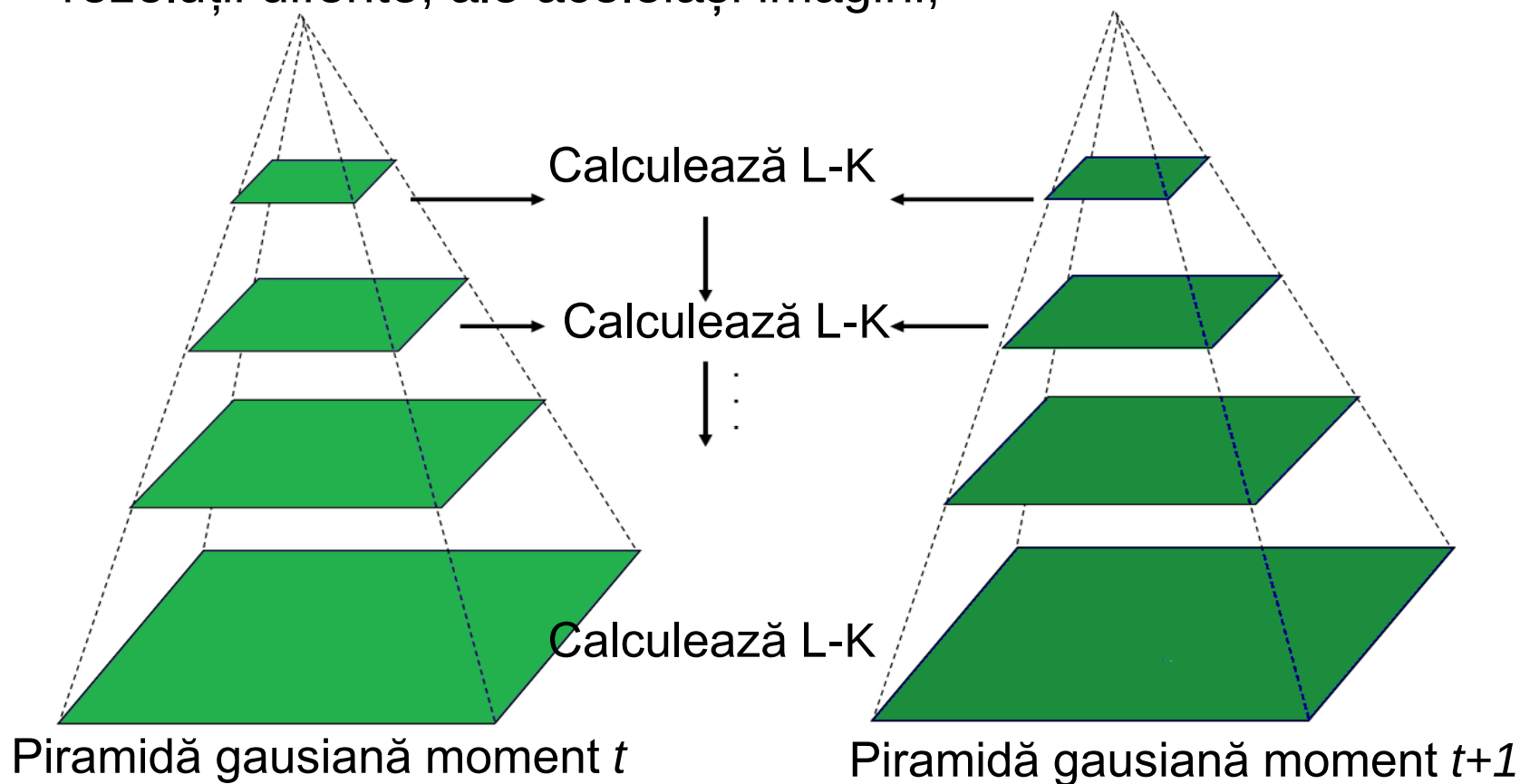
[Lucas-Kanade '81]

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Algoritmul Lucas-Kanade

- estimarea mișcării se face pentru mai multe reprezentări, de rezoluții diferite, ale aceleiași imagini;



II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Algoritmul Lucas-Kanade

Se găsesc implementări în:

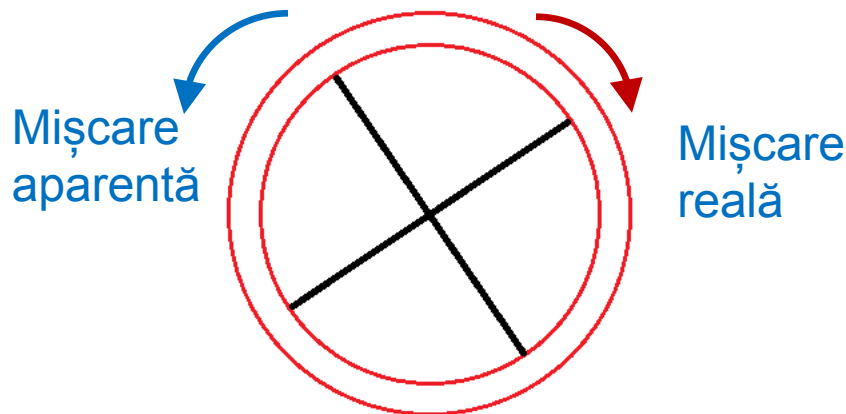
- Matlab (în toolbox-ul de Computer Vision);
 - C++ (OpenCV);
 - Alte implementări cu optimizări pe procesor grafic (GPU):
<http://www.cs.umd.edu/~ogale/download/code.html>
 - C# - Emgu CV
- etc.

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Limitări în calculul fluxului optic

- *Problema estimării într-o fereastră:*
 - fluxul optic nu este unic determinat de informația locală din informația care se schimbă;
- *Problema corespondenței:*
 - pentru o mișcare de rotație mișcarea interpretată poate fi diferită de mișcarea adevărată

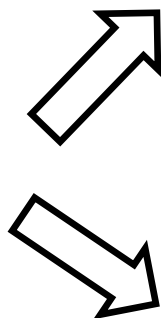
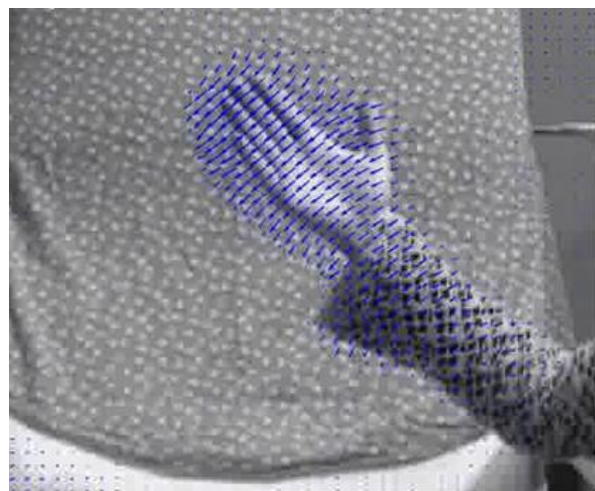


→ dacă viteza unghiulară
a roții $> \frac{\pi}{nr.spate} \cdot cadre / s$
roata se va roti aparent
invers;

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului



Prim plan (foreground) –
ceea ce se modifică (obiect de interes)



Fundal (background) –
ceea ce rămâne neschimbat

- În cazul în care camera este fixă se poate presupune că fundalul va fi întotdeauna fix

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului:

Avantaje

- robustețe:
 - schimbări de iluminare,
 - mișcări oscilatorii,
 - modificări ale geometriei.
- viteză ridicată de calcul (se vor face calcule doar pe regiunea de interes).

Dezavantaje:

- probleme cu camuflajul;
- fundalul nu poate fi estimat atunci când obiectele de interes nu se mai mișcă.

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului:

Alte aplicații

- Securitate indoor / outdoor;
- Recunoaștere de acțiuni (ex: detecție de evenimente / infracțiuni în timp real);
- Monitorizare trafic (determinare număr de vehicule / urmărire).

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului

Metode nerecursive:

- metode ce aplică diferența cadrelor succesive,
- metode cu aplicare de filtru median,
- metode statistice neparametrice.

Metode recursive:

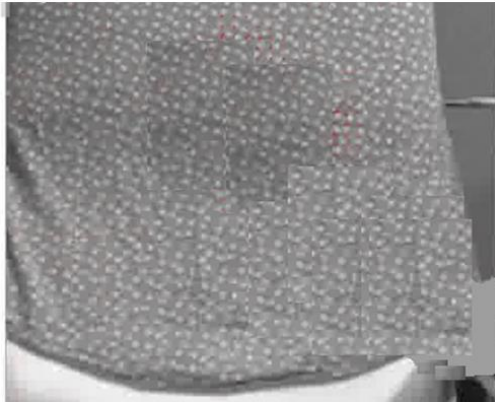
- metode ce utilizează o combinație de funcții gausiene,
- metode ce aplică algoritmul de medie alunecătoare.

II. Detecția formelor

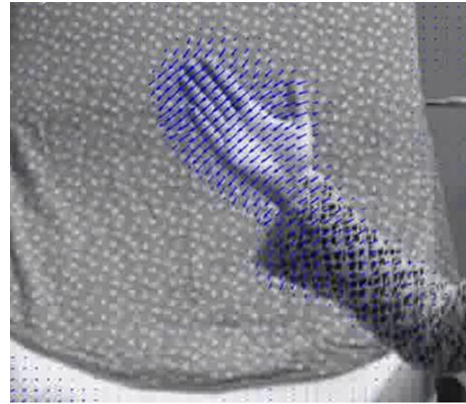
Detecția mișcării

Estimarea fundalului

fundalul estimat la
momentul k (notat cu B_k)



imaginea la momentul
($k + 1$) - I_{k+1}



Obiectul extras la
momentul $k + 1$

fundalul estimat la
momentul k (notat cu B_k)

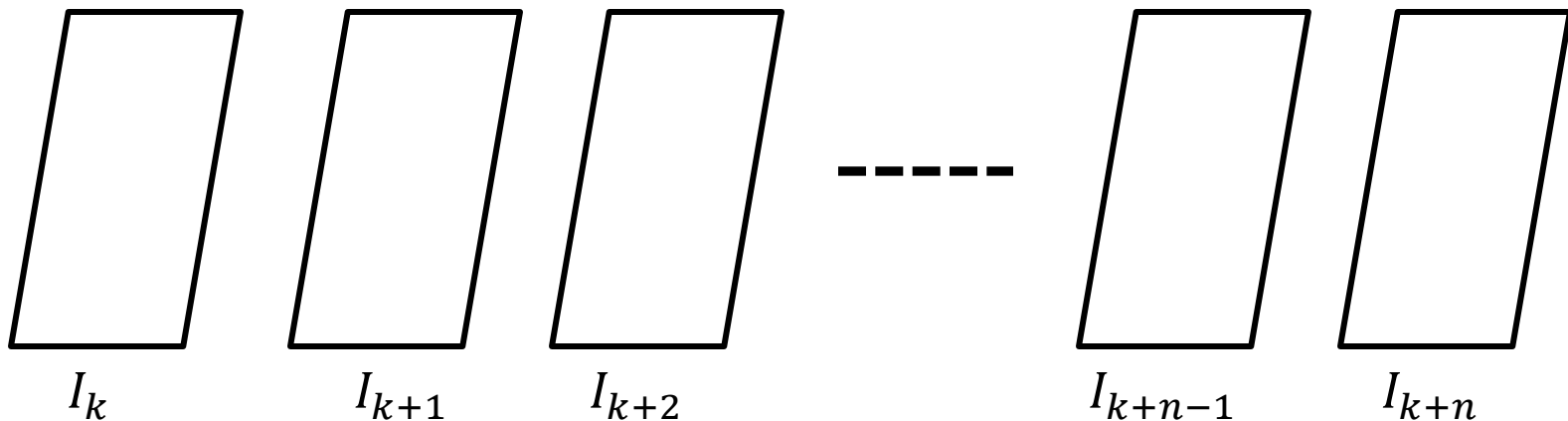
- Se estimează fundalul la momentul l ;
- Se extrage fundalul la momentul k ;
- Se aplică un algoritm de detecție a obiectelor aflate în mișcare la momentul $k+1$

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului

Diferența cadrelor succesive



$B_{k+1} = I_k$ - se presupune că primul cadru conține doar informație de fundal

$$d_{k,k+1} = |I_{k+1} - B_k|$$

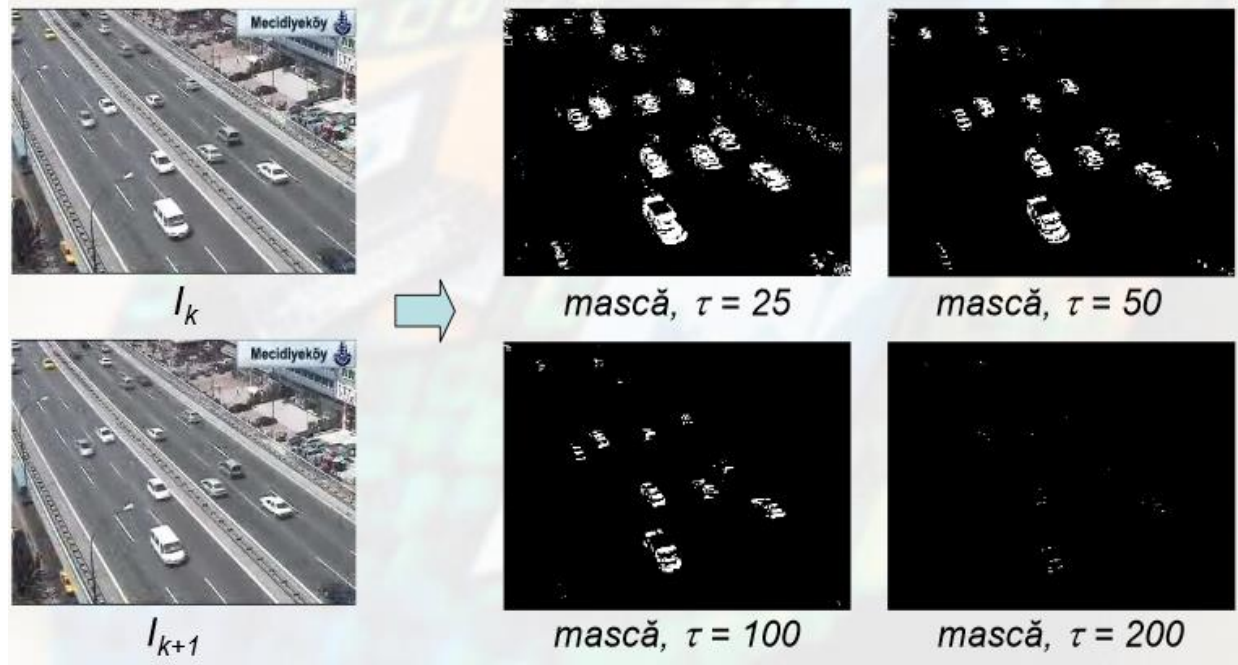
dacă $d_{k,k+1}(n) > \tau$, pixelul $n(x,y)$ face parte din obiect.

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului

Diferența cadrelor succesive



- acuratețea este dependentă de viteza de mișcare a obiectelor;
- viteze de deplasare mari necesită valori mai mari ale pragului.

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului

Aplicare filtru medie

$$B_k(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} I_{k-i}(n)$$

unde:

- B_k reprezintă fundalul estimat la momentul k ,
- $n(x,y)$ reprezintă coordonatele pixelului curent,
- N reprezintă numărul de imagini preluate pentru mediere.

Valoarea lui N va fi proporțională cu viteza de deplasare a obiectelor din documentul video:

$$d_{k,k+1} = |I_{k+1} - B_k|$$

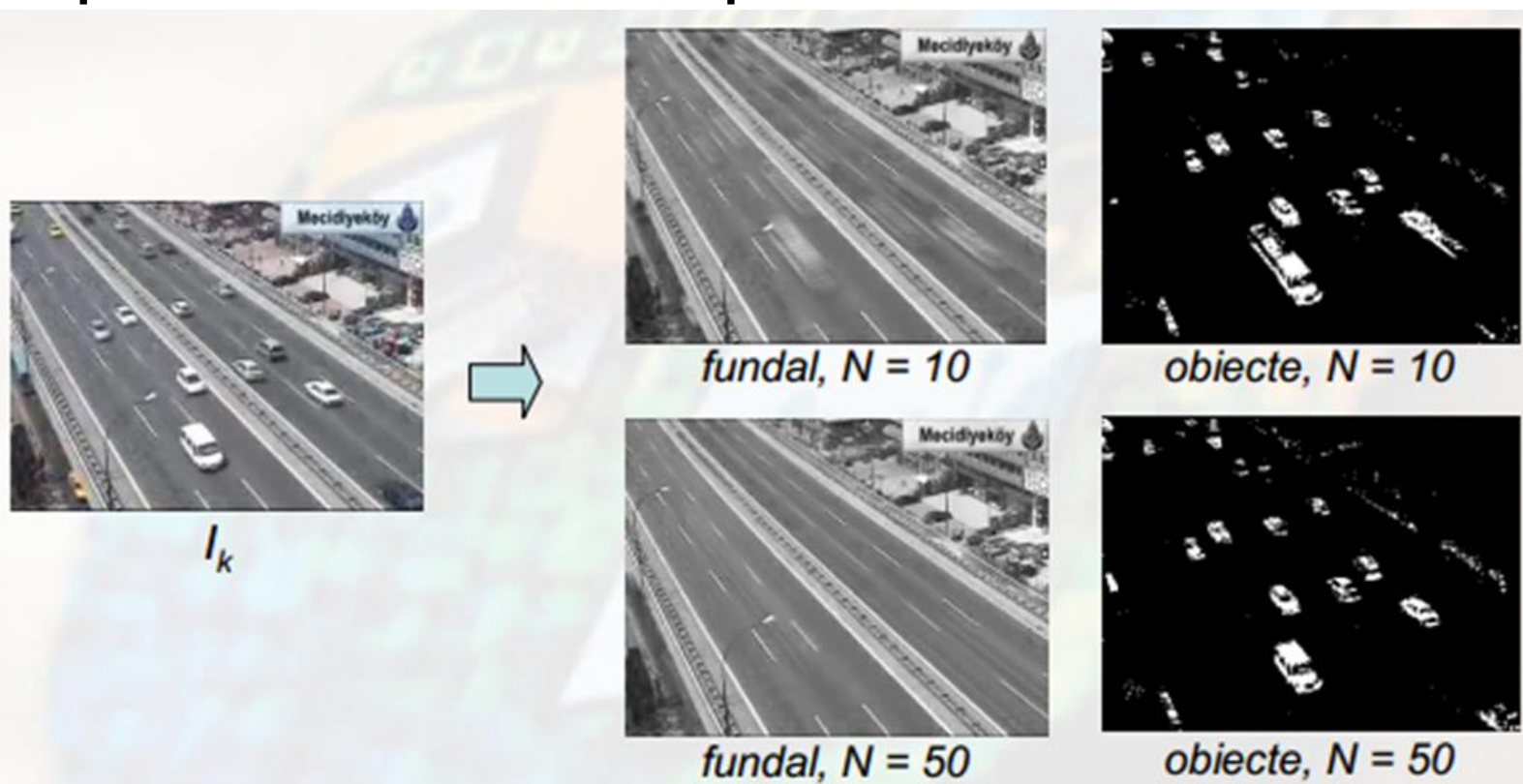
Dacă $d_{k,k+1}(n) > \tau$, pixelul $n(x,y)$ face parte din obiect.

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului

Aplicare filtru medie – exemplu vizual

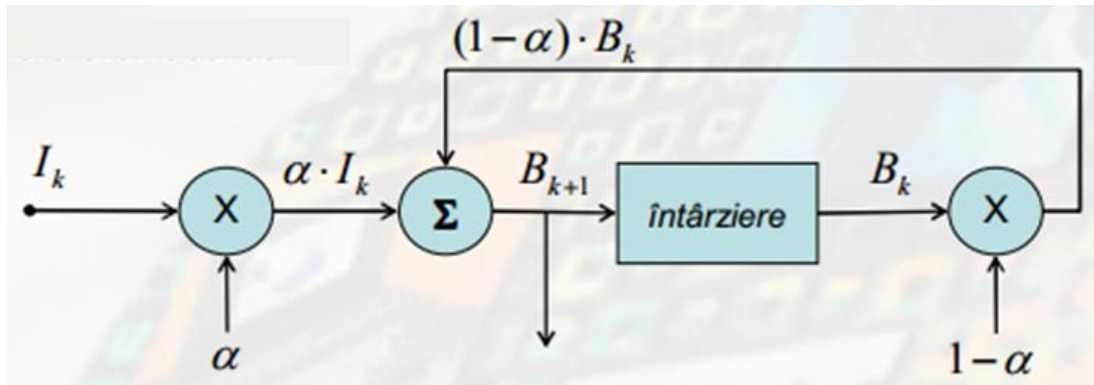


II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului

Medie alunecătoare



$$B_k(n) = \alpha I_k + (1 - \alpha) B_k$$

unde B_k reprezintă fundalul estimat la momentul k , $n(x,y)$ reprezintă coordonatele pixelului curent, iar α este un parametru (rată de învățare).

$$d_{k,k+1} = |I_{k+1} - B_k|$$

Dacă $d_{k,k+1}(n) > \tau$, pixelul $n(x,y)$ face parte din obiect.

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului

Funcția mediană

$$B_k(n) = \text{median}_{i \in \{1, \dots, N-1\}} (I_{k-i}(n))$$

unde B_k , reprezintă fundalul estimat la momentul k , $n(x,y)$ reprezintă coordonatele pixelului curent, iar $\text{median}\{.\}$ reprezintă operatorul care returnează valoarea mediană a unui vector, iar N reprezintă numărul de imagini preluate.

$$d_{k,k+1} = |I_{k+1} - B_k|$$

Dacă $d_{k,k+1}(n) > \tau$, pixelul $n(x,y)$ face parte din obiect.

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului

Funcția mediană



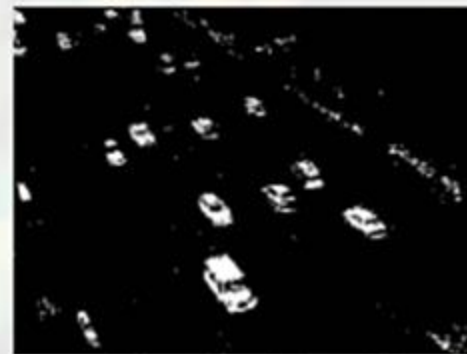
fundal, $N = 10$



obiecte, $N = 10$



fundal, $N = 50$



obiecte, $N = 50$

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului

Avantaje

- Extrem de simplu de implementat și folosit;
- Viteză ridicată;
- Sunt adaptate la schimbarea modelului de fundal.

Dezavantaje

- Acuratețea de clasificare este proporțională cu viteza de deplasare a obiectelor și framerate-ul filmului;
- Filtrele mediene și de medie necesită alocări relativ mari de memorie.

$$B_k(n) = \frac{N-k}{N} B_{k-1}(n) + \frac{1}{N} I_k(n)$$

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului

Alte dezavantaje

- Metoda este dependentă de aplicarea unui prag τ

$$d_{k,k+1} = |I_{k+1} - B_k| > \tau$$

- τ este global pentru toți pixelii;
- τ nu este dependent de timp:
 - viteza de deplasare a obiectelor diferă;
 - diferențe mari de iluminare de-a lungul timpului.
- pleacă de la ipoteza că nu există informații despre distribuția pixelilor de mișcare (considerați uniform distribuiți).

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului - Metode adaptive de detecție a fundalului

- O metodă robustă de detecție a mișcării trebuie să aibă în vedere:

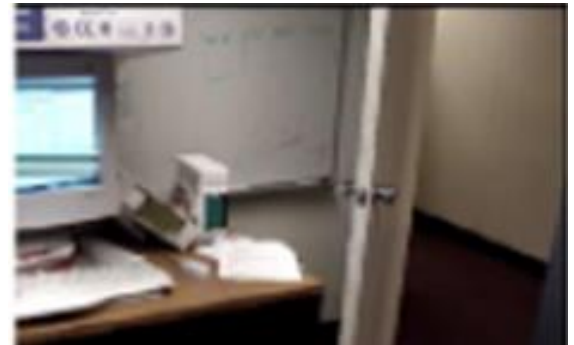
Schimbări majore de iluminare



Schimbări haotice a iluminării fundalului



Schimbări ale componentei fundalului (dispar obiecte)



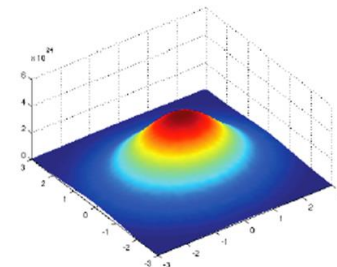
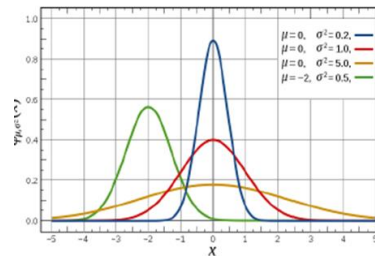
II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului - Metode adaptive de detecție a fundalului

Utilizare a distribuției gaussiene – fiecare pixel este caracterizat de o funcție de densitate de probabilitate (pdf)

$$\mathcal{N}(x|\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$



Odată ce un pixel a devenit „obiect”, acesta poate deveni fundal doar dacă valorile de intensitate vor deveni similare cu cele în perioada în care au fost fundal.

Această metodă are câteva aspecte care trebuie luate în considerare:

- funcționează numai dacă toți pixelii au fost inițial clasificați ca pixeli de fundal;
- pixelii obiect trebuie inițializați ca și pixeli de fundal (va exista o perioadă de calibrare a funcțiilor gaussiene).

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului - Metode adaptive de detecție a fundalului

- Funcția pdf a fiecărui pixel este caracterizat de către o medie și o varianță;
- Pentru a le inițializa se va utiliza o vecinătate temporală în jurul fiecărui pixel;
- Deoarece iluminarea se va schimba de-a lungul timpului, media și varianța trebuie modificate la intervale de timp prestabilite.

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimarea fundalului - Metode adaptive de detecție a fundalului

Schemă algoritm

- Valorile fiecărui pixel sunt modelate de o combinație adaptivă de gaussiene:
 - De ce combinație? (un pixel poate fi reprezentat de o combinație de suprafețe).
 - De ce adaptivă? (condițiile de iluminare se pot schimba).
- La fiecare iterație pentru fiecare pixel se calculează probabilitatea ca acesta să aparțină fundalului;
- Ceilalți pixeli sunt clasificați ca și obiecte;
- Deoarece iluminarea se va schimba de-a lungul timpului, media și varianța trebuie modificate la intervale de timp prestabilite.

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului - Metode adaptive de detecție a fundalului

Avantaje

- Un prag adaptiv este calculat pentru fiecare pixel;
- Aceste praguri se schimbă în timp;
- Obiectele care rămân statice pot deveni parte din fundal.

Dezavantaje

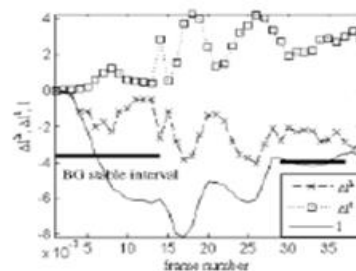
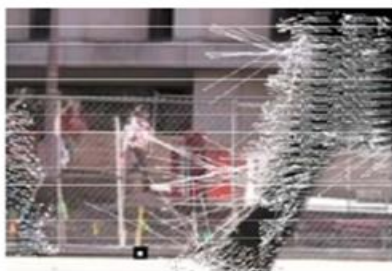
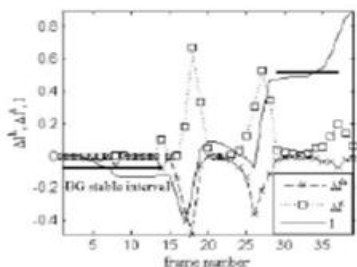
- Nu pot fi tratate cazurile în care sunt schimbări bruște de iluminare;
- Inițializarea tuturor pixelilor ca suprafață de fundal;
- Un număr mare de parametri care trebuie selectați în mod inteligent.

II. Modelarea gesturilor mâinii

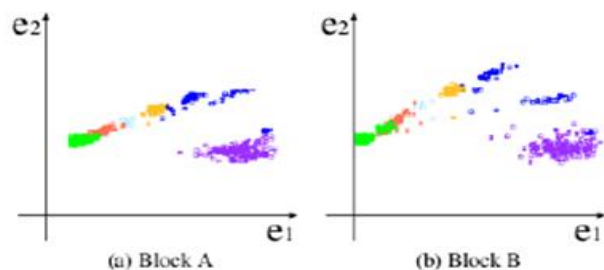
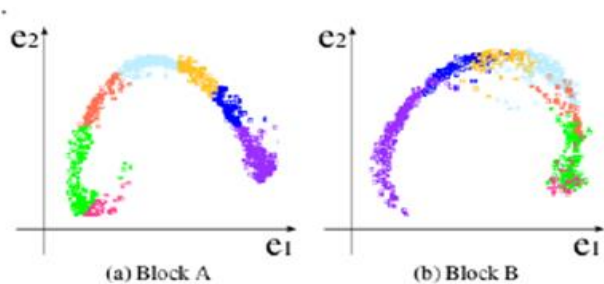
Detecția mișcării

Alte articole relevante în literatură

- Chen & Aggarwal: The likelihood of a pixel being covered or uncovered is decided by the relative coordinates of optical flow vector vertices in its neighborhood.



- Oliver et al.: "Eigenbackgrounds" and its variations.
- Seki et al.: Image variations at neighboring image blocks have strong correlation.



II. Modelarea gesturilor mâinii

Detecția mișcării

Referințe bibliografice

- M. Piccardi, "Background subtraction techniques: a review". IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics 4. pp. 3099–3104. doi:10.1109/icsmc.2004.1400815, 2004.
- B. Tamersoy (29 Septembrie, 2009). "Background Subtraction – Lecture Notes". University of Texas at Austin.
- Brajesh Patel, Neelam Patel, Motion Detection based on multi-frame video under surveillance systems. Vol. 12, 2012.
- Y. Benezeth; B. Emile; H. Laurent; C. Rosenberger (December 2008). "Review and evaluation of commonly-implemented background subtraction algorithms". 19th International Conference on Pattern Recognition. pp. 1–4. doi:10.1109/ICPR.2008.4760998, 2008.
- C. Stauffer, W. E. L. Grimson (August 1999). "Adaptive background mixture models for real-time tracking". IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2. pp. 246–252. doi:10.1109/CVPR.1999.784637, 1999.

II. Detectia formelor

Detectia mișcării

Estimare fundalului - Concluzii

- Metodele simple de aproximare a fundalului, precum simpla diferență a cadrelor, funcția medie, alunecătoare și mediană sunt foarte rapide;
- Totuși, deoarece sunt dependente de un prag global acestea nu sunt suficient de adaptate la probleme reale;
- Metodele adaptate pot manipula probleme mai complicate, ca de exemplu fundalurile complexe și schimbări ale fundalului pe perioade lungi de timp cât și mișcări repetitive.

II. Detectia formelor

Concluzii

- În funcție de aplicație și de presupunerile făcute, detectia mâinii și a gesturilor se poate efectua utilizând informația de culoare, formă și mișcare;
- De cele mai multe ori este utilă combinarea acestora (conțin informație complementară);
- Fiecare din metodele anterioare prezintă o serie de avantaje și dezavantaje. Din acest motiv este nevoie să se înțeleagă fiecare metodă pentru a se putea alege algoritmul cel mai ușor de adaptat la problema ce necesită rezolvare.



Întrebări?

