

Interfață Vizuală Om-Mașină Analiza și recunoașterea gesturilor



Dr.ing. Ionuț Mironică
<http://ionut.mironica.ro>

Cuprins curs

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

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

2

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).

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.

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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

3

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.

Gesturile sunt de două tipuri:

[I. Pavlov 1930]

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

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

4

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 indoneziane;
- Emoțiile ajută indivizii să răspundă la stimulii emoționali prin pregătirea corpului să se angajeze într-o activitate (ex: fear-flee; anger-fight)

28.01.2017

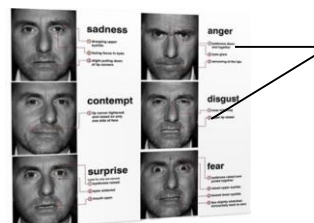
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

5

I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor

[Paul Ekman '72] • A demonstrat experimental teoria lui Darwin conform căreia reflexele necondiționate sunt universale;



Microexpresii (detecție de minciuni și emoții)

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

6

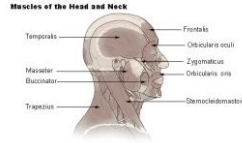
I. Modelarea gesturilor

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>



I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor

Robert Plutchik a creat în 1980 "cercul emoțiilor", care constă din 8 emoții fundamentale și 8 emoții complexe, formate din câte două emoții fundamentale.

Emoții fundamentale	Emoțiile opuse
Bucurie	Tristețe
Încredere	Dezgust
Frică	Mănie
Supriză	Anticipație
Tristețe	Bucurie
Dezgust	Încredere
Mănie	Frică
Anticipație	Surpriză



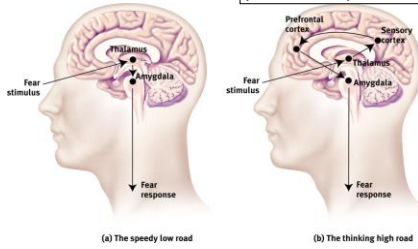
[Plutchik '80]

I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor

[Berridge & Winkeilman 2003]

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



I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor



Ce reprezintă pentru voi?

Grecia: o insultă (încă din momente antice)
Africa de Vest: „Ai cinci tați!” – o insultă



Australia: depinde de tine
Germania: Numărul unu
Japonia: numărul cinci
Arabia Saudită: câștig
Ghana: insultă
Malaysia: degetul este utilizat pentru a arăta

I. Modelarea gesturilor

Psihologia gesturilor

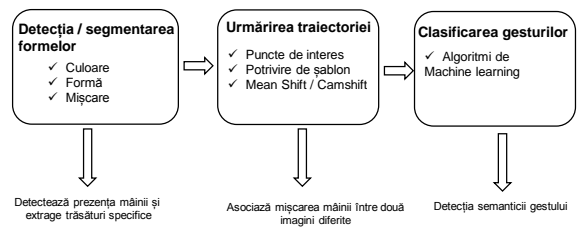


Ce reprezintă pentru voi?

Franța: „Ești zero pentru mine”
Japonia: „Te rog sa îmi dai o monedă”
Brazilia: gest obscen
Țări mediteraneene: gest obscen

I. Modelarea gesturilor

Componentele unui sistem de recunoaștere



Detectează prezența mâinii și extrage trăsături specifice

Asociază mișcarea mâinii între două imagini diferite

Detectia semanticii gestului

I. Modelarea gesturilor

Componentele unui sistem de recunoaștere



"The difference between art and science is that science is what we understand well enough to explain to a computer. Art is everything else."

Donald Knuth

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

13

Detecția după culoarea pielii

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

15

II. Detecția formelor

Detecția 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 algoritmii de urmărire în aplicații video;
- Sunt naturale: pielea umană are o culoare caracteristică, ușor de recunoscut de către creierul uman.

[M.Ciuc]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

17

II. Detecția formelor

- Detecția mâinii după culoarea pielii
- Detecția și clasificarea formelor
- Detecția obiectelor prin utilizarea informației de mișcare

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

14

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după culoarea pielii

Metode bazate pe pixel

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

Metode bazate pe regiuni

- 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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

16

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după culoarea pielii

Dezavantaje:

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



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

18

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem:



[Chang Liu 2006]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

19

II. Detecția formelor

Detecția 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:

- $30 \leq I \leq 100$
- $105^\circ \leq Q \leq 150^\circ$

Relație transformare din RGB în YIQ

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

- Apoi gestul este clasificat cu un algoritm the pattern matching.

[Chang Liu 2006]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

20

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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

21

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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

22

II. Detecția formelor

Detecția 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 camerei web
 - Timpul de răspuns
 - Acuratețe



[Freeman 94]

28.01.2017

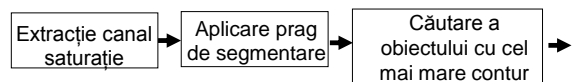
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

23

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem



[Joshua R. New]

28.01.2017

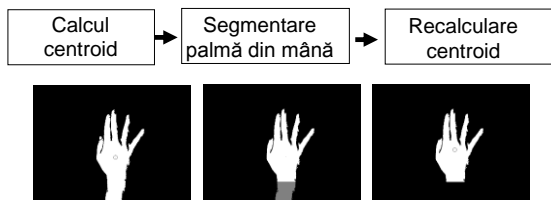
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

24

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după culoarea pielii

Exemplu sistem



[Joshua R. New]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

25

Detecția formelor

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

26

II. Detecția formelor

Detecția 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.



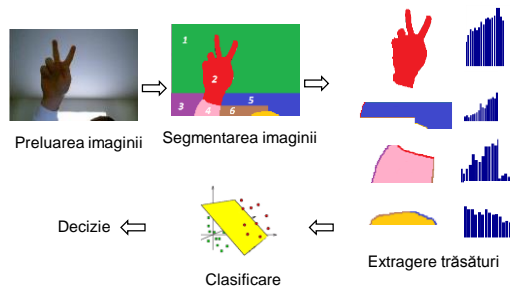
28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

27

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după formă



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

28

II. Detecția formelor

Recunoașterea 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.



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

29

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Algoritmi bazați pe descrierea regiunilor:

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



Descriptorii bazați pe descrierea conturului:

- descriptorii Fourier de contur,
- aproximare poligonală.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

30

II. Detecția formelor

Recunoașterea 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.



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

31

II. Detecția formelor

Recunoașterea 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:

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

[M. K. Hu '62]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

33

II. Detecția formelor

Recunoașterea 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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

35

II. Detecția formelor

Recunoașterea 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 și y reprezintă coordonatele.

[M. K. Hu '62]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

32

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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

34

II. Detecția formelor

Recunoașterea 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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

36

II. Detecția formelor Recunoașterea 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:

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

[H.S. Kim '03]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

37

II. Detecția formelor Recunoașterea 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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

38

II. Detecția formelor Recunoașterea 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]

28.01.2017

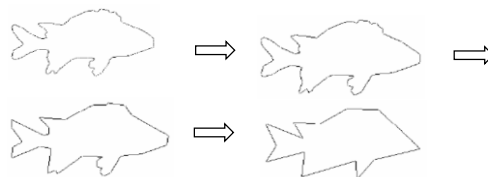
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

39

II. Detecția formelor Recunoașterea de forme

Aproximare poligonală

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



[J. Latecki '02]

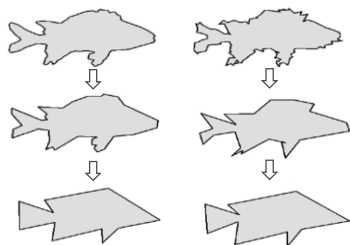
28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

40

II. Detecția formelor Recunoașterea de forme

Aproximarea poligonală – compararea a două forme



[J. Latecki '02]

28.01.2017

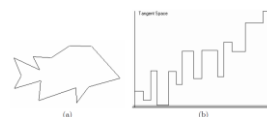
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

41

II. Detecția 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]

28.01.2017

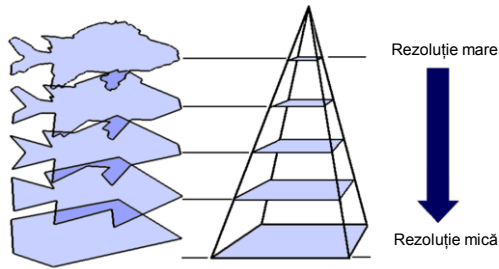
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

42

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Aproximarea poligonală – piramide de rezoluție



[J. Latecki '02]

28.01.2017

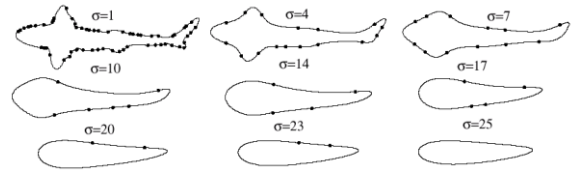
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

43

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Descriptori MPEG7 - Curvature Scale Space



[F. Mokhtarian '99]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

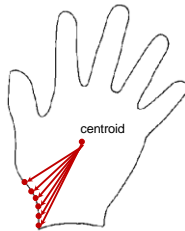
44

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Descriptori de contur

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



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

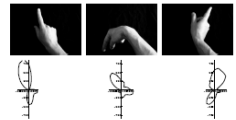
45

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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

46

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Descriptori Fourier de contur

- Descriptorii Fourier de contur sunt obținuți prin aplicarea transformatei Fourier asupra punctelor aflate pe conturul obiectelor.
- Algoritmul de calcul al descriptorului conține următorii pași:

- ✓ se obțin coordonatele de contur ale obiectelor;
- ✓ se calculează coordonatele centroidului aceluși obiect și apoi distanța dintre acesta și contur, utilizând distanța euclidiană:

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

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

[D. Zhang '02]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

47

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 magnitudinea coeficienților Fourier: $\{A_0, A_1, \dots, A_n\}$

- vectorul descriptor va fi format din următoarele valori:

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

[D. Zhang '02]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

48

II. Detecția formelor

Recunoașterea de forme

Descriptori Fourier de contur

Avantaje:

- Cost computațional redus;
- Performanță ridicată.

Dezavantaje:

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

[D. Zhang '02]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

49

II. Detecția formelor

Detecția 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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

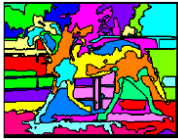
50

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după formă

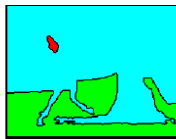
și dezavantaje:

- 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)

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

51

II. Detecția formelor

Implementări

Momente centrate	
Momente Hu	
Momente Zernike	Mahotas (bibliotecă Python)
Descriptori Fourier de contur	

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

52

II. Detecția formelor

Demo

[<https://github.com/imironica/IVOM-Demo>]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

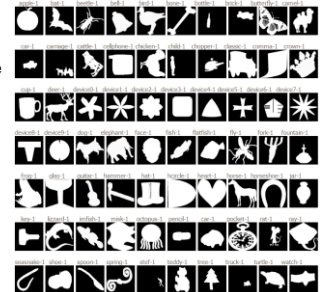
53

II. Detecția formelor

Detecția mâinii după formă

Testare

Se poate utiliza baza de date MPEG 7 Shape matching;



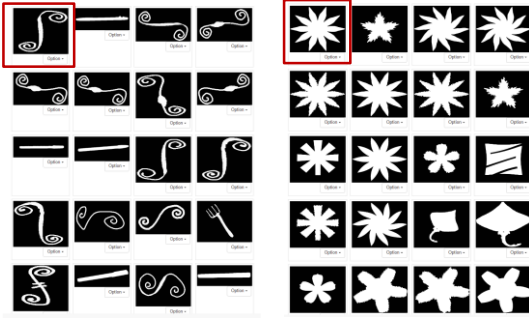
[<http://www.dabi.temple.edu/~shape/MPEG7/dataset.html>]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

54

II. Detecția formelor



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

55

Detecția mișcării

28.01.2017

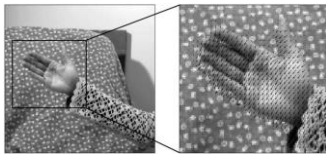
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

56

II. Detecția formelor

Detecția 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.



28.01.2017

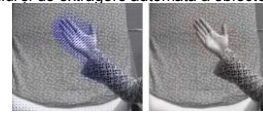
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

57

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.



28.01.2017

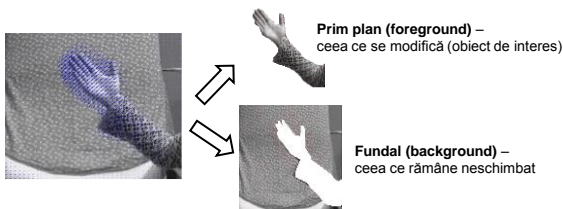
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

58

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului



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

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

59

II. Detecția formelor

Detecția 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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

60

II. Detecția formelor

Detecția 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).

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

61

II. Detecția formelor

Detecția 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 gaussiene,
- metode ce aplică algoritmul de medie alunecătoare.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

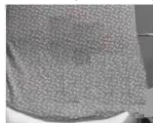
62

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

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

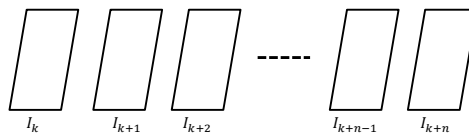
63

II. Detecția formelor

Detecția 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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

64

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului

Demo disponibil la:

https://github.com/imironica/IVOM-Demo/tree/master/IVOM_Demo/Motion%20detection

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

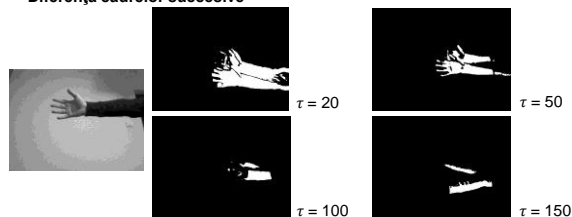
65

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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

66

II. Detecția formelor

Detecția 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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

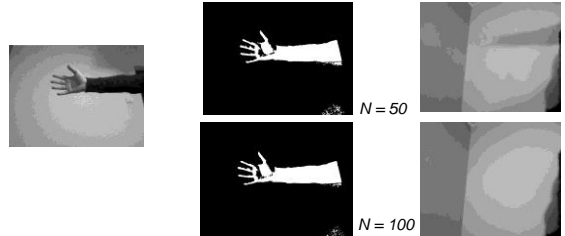
67

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului

Aplicare filtru medie – exemplu vizual



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

68

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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

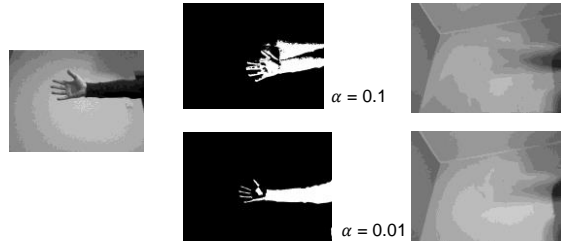
69

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului

Aplicare filtru medie – exemplu vizual



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

70

II. Detecția formelor

Detecția 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 $\text{median}\{\cdot\}$ 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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

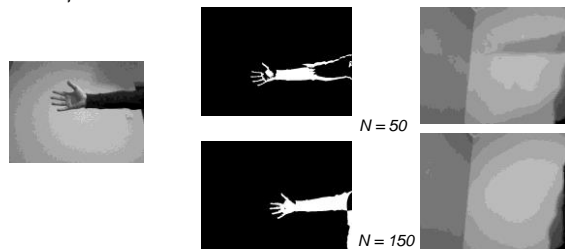
71

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fundalului

Funcția mediană



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

72

II. Detecția formelor

Detecția 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.

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

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

73

II. Detecția formelor

Detecția 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 distribuți).

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

74

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 ale iluminării fundalului



Schimbări ale componenței fundalului (dispar obiecte)



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

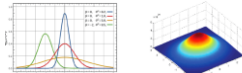
75

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).

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

76

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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

77

II. Detecția formelor

Detecția 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 adaptiv? (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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

78

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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

79

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. Tamsosy (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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

81

II. Detecția formelor

Detecția 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,
- Corență 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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

83

II. Modelarea gesturilor mâinii

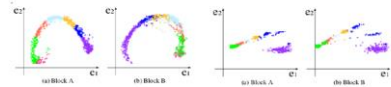
Detecția mișcării

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. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea 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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

82

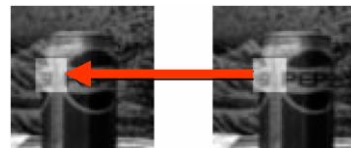
II. Detecția formelor

Detecția 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;



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

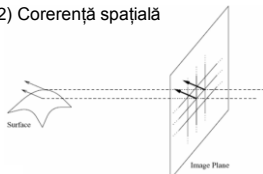
84

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Presupuneri pentru simplificarea problemei

(2) Corență spațială



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

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

85

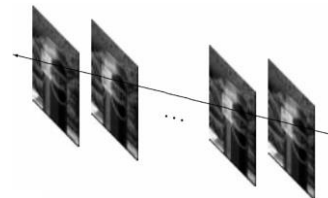
II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Presupuneri pentru simplificarea problemei

(3) Consistență temporală

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



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

86

II. Detecția formelor

Detecția 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 .

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

87

II. Detecția formelor

Detecția 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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

88

II. Detecția formelor

Detecția 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

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

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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

89

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Calculul fluxului optic

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

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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

90

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Calculul fluxului optic

- Calculul după șablon
- Metoda Lucas-Kanade

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

91

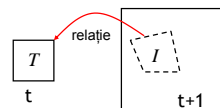
II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic după șablon

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 $t+1$.



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

92

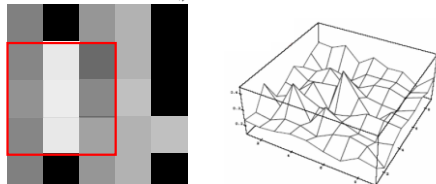
II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic după șablon

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

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



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

93

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic după șablon

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

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

94

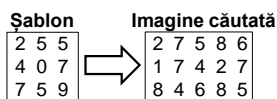
II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic după șablon

Cum se minimizează $E(u, v)$?

Suma diferențelor absolute (SAD) – măsură a distanțelor dintre două blocuri



II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic după șablon

Cum se minimizează $E(u, v)$?

Șablon	Imagine căutată	Stânga	Centru	Dreapta
2 5 5	2 7 5 8 6	0 2 0	5 0 3	3 3 1
4 0 7	1 7 4 2 7	3 7 3	3 4 5	0 2 0
7 5 9	8 4 6 8 5	1 1 3	3 1 1	1 3 4
		SAD = 20	25	17

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

95

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

96

II. Detecția formelor

Detecția 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 $[a,b]$.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

97

II. Detecția formelor

Detecția 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:

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

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

98

II. Modelarea gesturilor mâinii

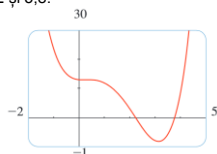
Detecția mișcării

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:



28.01.2017

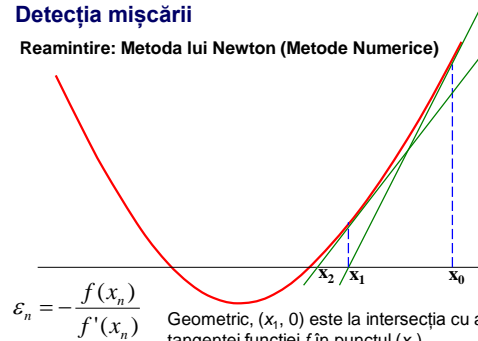
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

99

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Reamintire: Metoda lui Newton (Metode Numerice)



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

100

II. Detecția formelor

Detecția 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 $x_{n+1} - x_n < \text{eroare}$:

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

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

101

II. Modelarea gesturilor mâinii

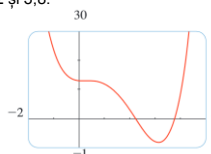
Detecția mișcării

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:



28.01.2017

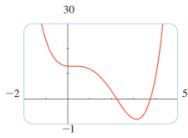
IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

102

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:

$x_1 = 2.2$	$x_1 = 3.8$
$x_2 \approx 2.22577566$	$x_2 \approx 3.76551041$
$x_3 \approx 2.22578253$	$x_3 \approx 3.76419061$
$x_4 \approx 2.22578253$	$x_4 \approx 3.76418872$
	$x_5 \approx 376418872$

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

103

II. Detecția formelor

Detecția 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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

104

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic – Metoda Lucas-Kanade

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

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

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

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

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

[Lucas-Kanade '81]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

105

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic – Metoda Lucas-Kanade

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

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

$$\begin{aligned} & \left[\sum_{x,y} I_x^2 u + \sum_{x,y} I_x I_y v \right] = \sum_{x,y} I_x (T(x, y) - I(x, y)) \\ & \left[\sum_{x,y} I_x I_y u + \sum_{x,y} I_y^2 v \right] = \sum_{x,y} I_y (T(x, y) - I(x, y)) \end{aligned}$$

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

[Lucas-Kanade '81]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

106

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Estimarea fluxului optic – Metoda Lucas-Kanade

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1)[0] & I_y(p_1)[0] \\ I_x(p_1)[1] & I_y(p_1)[1] \\ I_x(p_1)[2] & I_y(p_1)[2] \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25})[0] & I_y(p_{25})[0] \\ I_x(p_{25})[1] & I_y(p_{25})[1] \\ I_x(p_{25})[2] & I_y(p_{25})[2] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_x(p_1)[0] \\ I_x(p_1)[1] \\ I_x(p_1)[2] \\ \vdots \\ I_x(p_{25})[0] \\ I_x(p_{25})[1] \\ I_x(p_{25})[2] \end{bmatrix}$$

$\begin{matrix} A & d & b \\ 75 \times 2 & 2 \times 1 & 75 \times 1 \end{matrix}$

[Lucas-Kanade '81]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

107

II. Detecția formelor

Detecția 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]

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

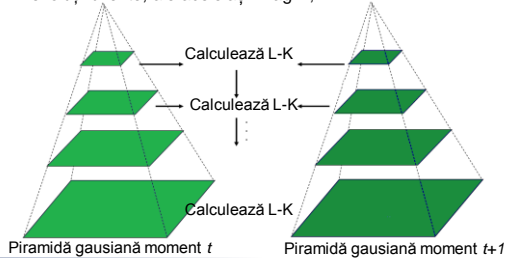
108

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Algoritmul Lucas-Kanade

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



28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

109

II. Detecția formelor

Detecția 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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

110

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Calculul fluxului optic

Demo disponibil la:

https://github.com/imironica/IVOM-Demo/tree/master/IVOM_Demo/Motion%20detection

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

111

II. Detecția formelor

Detecția mișcării

Calculul fluxului optic

Alți algoritmi

- [Algoritmul Horn-Schunck](#)
- [Algoritmul Buxton-Buxton](#)
- [Algoritmul Black-Jepson](#)

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

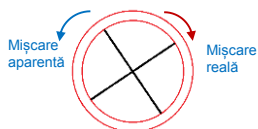
112

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 > $\frac{\pi}{nr.spite} \cdot cadre / s$ roata se va roti aparent invers;

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

113

II. Detecția formelor

Concluzii

- În funcție de aplicație și de presupunerile făcute, detecția 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.

28.01.2017

IVOM – dr.ing. Ionuț Mironică

114



Întrebări?

