

ANALIZA ALGORITMILOR DE SEGMENTARE A IMAGINILOR

I. Calmîcov

Universitatea Tehnică a Moldovei

INTRODUCERE

Segmentarea reprezintă împărțirea imaginilor pe zone de interes. De regulă segmentarea urmărește extragerea, identificarea sau recunoașterea unui anumit obiect dintr-o imagine. Segmentarea automată a imaginilor netriviiale reprezintă o problemă foarte complicată. În general metodele de segmentare pot fi divizate în trei categorii:

- metodele ce se bazează pe analiza intensității fiecărui pixel în parte;
- metodele bazate pe analiza regiunilor;
- metodele bazate pe muchii.

În lucrarea dată este prezentată analiza algoritmilor de segmentare a imaginii picăturii de aliaj în timpul procesului de turnare a microfirului. Imaginile sunt capturate de o cameră video și sunt procesate în timp real deoarece una din cerințele înaintate față de metoda aleasă este complexitatea algoritmului. Segmentarea imaginii picăturii în procesul de turnare a microfirului are ca scop detectarea (evidențierea) picăturii pe fundalul luminilor reflectate și monitorizarea conturului acesteia. Determinarea precisă a conturului are o importanță majoră, deoarece dimensiunile și forma se utilizează la luarea deciziilor în conducerea procesului.

1. SEGMENTAREA PRIN PRĂGUIRE

Metodele de prag presupun segmentarea imaginilor în baza analizelor intensității sau a culorii fiecărui pixel. Segmentarea se poate face cu un prag global sau cu un prag local pentru fiecare subdiviziune a imaginii sursă. Pentru determinarea pragului de regulă se parcurge la analiza histogramelor. Stabilirea automată a pragului are la bază minimizarea probabilistică a erorii de clasificare a pixelilor în pixeli de fond și pixeli obiect.

De obicei aceste praguri se aleg ca fiind corespunzătoare minimelor locale ale histogramei. În cazul imaginii bimodale, care conține două moduri dominante, segmentarea se reduce la operația de binarizare cu pragul T_B ce corespunde nivelului de minim local, plasat între aceste două

moduri. În figura 1 este prezentată o imagine tipică a picăturii de aliaj în procesul de turnare a microfirului și histograma respectivă.

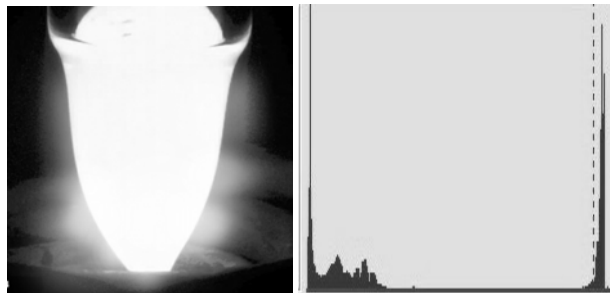


Figura 1. Imaginea picăturii și histograma respectivă.

După alegerea pragului T_B toți pixelii imaginii inițiale sunt procesați conform relației:

$$P_d(m,n) = \begin{cases} 0, & 0 \leq P_s(m,n) < T_B \\ 255, & T_B \leq P_s(m,n) < 255 \end{cases} \quad (1)$$

unde $P_s(m,n)$ reprezintă intensitatea pixelului cu coordonatele m și n din imaginea sursă, iar $P_d(m,n)$ - pixelii imaginii segmentate.

Sunt cunoscute mai multe metode de determinare a pragului [1,2,3,4,7]. Spre exemplu, metoda propusă de Otsu prevede alegerea valorii de prag T_B , care ar minimiza valoarea devierii de partiționare care este definită ca suma devierilor ponderate în interiorul claselor :

$$\sigma_w^2(t) = w_1(t) \cdot \sigma_1^2(t) + w_2(t) \cdot \sigma_2^2(t) \quad (2),$$

unde ponderile $w_i(t)$ sunt probabilitățile claselor divizate cu pragul t , iar σ_i^2 - devierile acestor clase. În cazul cînd imaginea este binarizată ($i=2$), avem 2 clase: pixelii ce reprezintă obiectul și pixelii de fond. Otsu a demonstrat, că minimizarea devierii în interiorul clasei duce la maximizarea devierii între clase:

$$\begin{aligned} \sigma_B^2(t) &= \sigma^2 - \sigma_w^2(t) = \\ &= w_1(t) \cdot (\mu_1(t) - \mu)^2 + w_2(t) \cdot (\mu_2(t) - \mu)^2 \end{aligned} \quad (3)$$

$$\mu = w_1(t) \cdot \mu_1(t) + w_2(t) \cdot \mu_2(t) \quad (4)$$

$$\sigma_B^2(t) = w_1(t) \cdot w_2(t) \cdot [\mu_1(t) - \mu_2(t)]^2 \quad (5)$$

unde σ_B – este devierea între clase, σ_w – devierea în interiorul clasei și $\mu_i(t)$ este media aritmetică a clasei i .

Algoritmul dat presupune alegerea iterativă a pragului t astfel încât să se obțină valoarea maximă a σ_B^2 .

Datorită faptului că căutarea iterativă a pragului de segmentare se efectuează în baza histogramei, adică într-un vector de 256 elemente, căutarea se realizează foarte rapid. În total segmentarea cu prag global necesită doar două iterații de parcurgere a imaginii: una pentru construirea histogramei și determinarea pragului, și a doua pentru segmentarea propriu zisă cu pragul ales.

Dezavantajele principale ale metodelor de segmentare cu prag global rezidă în cerințele față de dimensiunile obiectelor și ca rezultat în forma histogramei. Pentru un obiect de dimensiuni mici numărul de pixeli ce îl formează va fi redus, respectiv aportul acestor pixeli la formarea histogramei va fi neglijabil, ceea ce poate duce la alegerea greșită a pragului. Același rezultat greșit poate apărea în situația contrară, când obiectul ocupă practic toată zonă imaginii.

Alegerea pragului influențează semnificativ rezultatul segmentării și poate introduce erori la determinarea dimensiunilor și formei obiectelor.

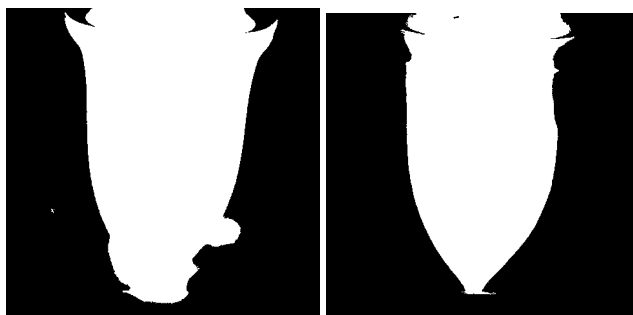


Figura 2. Imaginea picăturii după segmentare cu pragurile $T_{B1}=100$ și $T_{B2}=165$.

Din figura 2 se poate observa cum imaginea picăturii devine concatenată cu o zonă a fundalului care are aproximativ același nivel de luminozitate. În caz dacă pragul de segmentare este micșorat forma picăturii la fel va fi distorsionată din cauza că o parte din pixeli ai picăturii cu luminozitatea mai scăzută vor fi considerați ca pixeli de fundal. Dacă pentru unele aplicații această proprietate nu este critică, în aplicația dată determinarea formei cu o precizie înaltă este una din principalele sarcini.

După cum s-a observat pe parcursul experimentelor, rezultatul segmentării mai este influențat și de luminozitatea picăturii, care se schimbă semnificativ în timpul procesului de turnare, odată cu schimbarea temperaturii picăturii.

În final, construirea conturului imaginii binarizate se poate realiza spre exemplu utilizând operațiile morfologice de delatare și eroziune.

2. SEGMENTAREA PRIN CREȘTEREA REGIUNILOR

Metodele de segmentare bazate pe regiuni au la baza lor analiza unor criterii de apartenență a pixelului curent sau a unei regiuni la un obiect. În calitate de criterii poate servi valoarea medie a luminozității, culoarea sau textura regiunii analizate.

În general, aceste metode pot fi divizate în trei categorii:

- Segmentarea prin extindere (*merging*) – în care se porneste de la un „punct de cristalizare” și se analizează iterativ punctele din vecinătate. În caz că criteriul de apartenență este satisfăcut, atunci pixelul dat se adaugă la regiune. Astfel regiunea se extinde pînă cînd nu va include întregul obiect.
- Segmentarea prin divizare (*splitting*) – se începe de la o zonă mare, spre exemplu întreaga imagine, care se divizează în mai multe regiuni. Dacă una din regiunile obținute nu este omogenă atunci se continuă divizarea regiunii pînă cînd nu se obțin regiuni omogene.
- Segmentarea prin divizare și unificare (*split & merge*) – la fel presupune divizarea imaginii în regiuni mai mici, de obicei de dimensiune fixă, ca și în cazul segmentării prin divizare numai că după divizare regiunile omogene sunt unificate.

Cea mai potrivită în aplicația dată ar fi metoda de segmentare prin extindere, deoarece se cunoaște că avem doar un singur obiect care trebuie delimitat de fundal.

Principiul de segmentare pe care se bazează creșterea regiunilor este următorul: se aleg în imagine pixeli reprezentativi pentru fiecare obiect individual, pe baza cărora se efectuează aglomerarea pixelilor vecini acestora, ce au aceleași proprietăți cu pixelii reprezentativi. În urma acestui

proces de aglomerare se obțin zone de pixeli cu aceleași caracteristici. Procesul de aglomerare trebuie oprit în momentul în care fiecare pixel a fost alocat unei regiuni.

Deoarece în aplicația dată se dorește segmentarea doar a imaginii picăturii și luând în considerație că zona picăturii se află neapărat în mijlocul imaginii, în calitate de celulă de bază poate fi considerată regiunea din centrul imaginii. Această regiune este plasată în coadă după ce începe procesul iterativ de marcarea, care constă în următorii pași:

- se extrage primul punct din coadă;
- se marchează toți vecinii acestui punct care satisfac condiția de similaritate;
- coordonatele punctelor vecine ce au fost marcate sunt plasate în coadă;
- se trece la următoru punct din coadă.

Astfel se obține imaginea binarizată a picăturii (figura 3). Pentru extragerea conturului se aplică un algoritm de detectare a conturului.

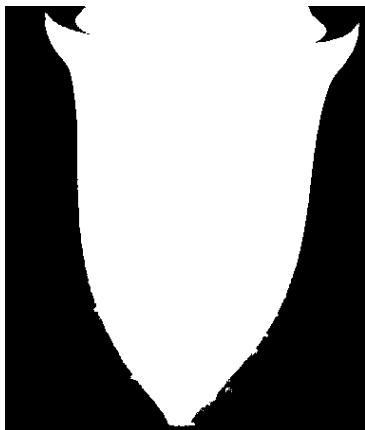


Figura 3. Imaginea picăturii după segmentare prin extindere.

Dizavantajul acestui tip de algoritmi este faptul că rezultatul segmentării este foarte influențat de nivelul de zgomot ce nu permite determinarea corectă a formei picăturii. În afară de aceasta imaginea este parcursă iterativ, ce necesită mult timp de procesare.

3. SEGMENTAREA PRIN DETECȚIA MUCHIILOR ȘI CONSTRUIREA CONTURULUI

Metodele de segmentare prin detectarea muchiilor au la baza lor localizarea tranzițiilor de luminozitate sau culoare care reprezintă muchia obiectului și construirea ulterioară a conturilor închise care să descrie obiectul [6,7,8,9,10]. Pentru detectarea

muchiilor pot fi utilizate derivate de ordinul unu sau doi.

3.1 Detectarea muchiilor bazată pe derivata de ordinul unu

Detectarea muchiilor se efectuează prin localizarea variațiilor locale de luminozitate. Aceste variații sunt reprezentate de vectorul gradient:

$$\nabla F = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (6)$$

În cazul discret derivatele de ordinul unu pot fi calculate utilizând relația (7) :

$$\begin{aligned} \nabla_x f(x, y) &= f(x+1, y) - f(x, y) \\ \nabla_y f(x, y) &= f(x, y+1) - f(x, y) \end{aligned} \quad (7)$$

sau relația (8) în cazul simetric:

$$\begin{aligned} \nabla_x f(x, y) &= f(x+1, y) - f(x-1, y) \\ \nabla_y f(x, y) &= f(x, y+1) - f(x, y-1) \end{aligned} \quad (8)$$

În aceste relații valoarea lui $\nabla_x f(x, y)$ va atinge valoarea maximă în cazul muchiilor orizontale, iar $\nabla_y f(x, y)$ - în cazul muchiilor verticale. La fel pot fi obținute și derivatele care ar avea răspunsul maxim pentru muchii orientate diagonal. Deoarece operatorul de detecție a muchiilor trebuie să fie izotrop, pentru a avea răspuns similar la muchii de diferite direcții, ca detector se utilizează modulul gradientului:

$$\nabla f = |\nabla F| = \sqrt{[\nabla_x f(x, y)]^2 + [\nabla_y f(x, y)]^2} \quad (9)$$

În unele cazuri pentru sporirea calculelor la estimarea modulului gradientului poate fi utilizată valoarea aproximativă:

$$\nabla f \approx |\nabla_x f(x, y)| + |\nabla_y f(x, y)| \quad (10)$$

În cazul discret, derivatele bidimensionale de ordinul unu pot fi calculate utilizând convoluția cu operatorul Sobel, Kirsch sau Prewit. Opțional, pentru fiecare operator, la finalul convoluției, se poate face segmentarea cu un prag pentru a obține

imaginea binară a muchiiilor. În figura 4 este prezentat rezultatul convoluției imaginii picăturii cu operatorul Sobel utilizând relațiile (11, 12):

$$\nabla f_x = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}, \nabla f_y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\nabla f_{d1} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix}, \nabla f_{d2} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

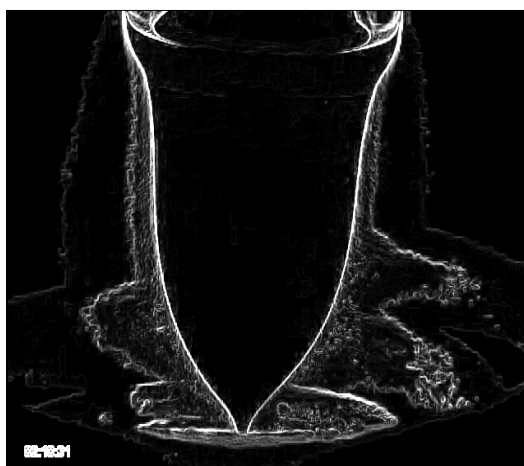


Figura 4. Imaginea picăturii după aplicarea operatorului Sobel.

După cum se vede din figura 4 muchiile obținute au o lățime de câțiva pixeli. Lățimea este dependentă de viteza cu care se schimbă luminozitatea la marginea obiectului. În afară de aceasta detectarea muchiiilor evidențiază și zgomotul din imagine.

De regulă înainte de aplicarea operatorului de detecție a muchiiilor se aplică operația de netezire a imaginii. Utilizând măști de dimensiuni mai mari pot fi efectuate în același timp operația de netezire și detecție a muchiiilor. Spre exemplu un operator compus numit *Derivative of Gaussian* utilizează o mască de netezire cu vecinătăți mari compusă după o lege gaussiană bidimensională împreună cu un operator de detecție a muchiiilor de aceeași dimensiune.

3.2. Detectarea muchiiilor bazată pe derivata de ordinul doi

Spre deosebire de derivata de ordinul unu derivata de ordinul doi are un răspuns anizotrop, adică este invariantă față de direcția în care se

aplică masca:

$$\nabla^2 L = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \quad (13)$$

Aproximarea discretă a Laplasianului poate fi realizată prin convoluția cu una din măștile de mai jos:

$$\nabla^2 L_1 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$$\nabla^2 L_2 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

Pentru a obține harta muchiiilor se efectuează convoluția imaginii după aplicarea operatorului Laplace ce detectează trecerile prin zero. Detectarea trecerii prin zero a derivatei de ordinul doi permite detectarea precisă a muchiei indiferent de faptul cât de bruscă este schimbarea luminozității. De regulă, operatorul Laplace nu se aplică în forma sa inițială din cauza că este foarte sensibil la zgomot. De aceea înaintea aplicării operatorului Laplace imaginea este netezită utilizând un filtru trece-jos sau, ca și în cazul *Derivative of Gaussian*, se utilizează o mască compusă de dimensiuni mari formată dintr-un filtru gaussian și operator Laplace numită *LoG (Laplacian of Gaussian)*.



Figura 5. Imaginea picăturii după aplicarea operatorului Laplace of Gaussian.

După cum se observă din figura 5, derivata de ordinul doi este și mai mult influențată de zgomot, de aceea este rar utilizată în practică. În afară de

aceasta utilizarea modulului Laplace conduce la dublarea muchiilor, ce complică segmentarea imaginii.

3.3. Metoda Canny

O metodă optimă de detectare a muchiilor este metoda propusă de Canny [5]. Această metodă conține mai multe etape:

- netezirea imaginii;
- construirea hărții modulului și direcției gradientului;
- suprimarea non-maximă;
- prăguirea utilizând două nivele de prag cu histerezis de-a lungul conturului.

Netezirea imaginii se efectuează cu un filtru cu vecinătăți mari compusă după o lege gaussiană bidimensională:

$$g(x, y, k) = \frac{1}{2\pi k} e^{-(x^2+y^2)/(2k)} \quad (16)$$

Variind coeficientul k se poate obține un răspuns optimal al filtrului. În aplicația dată a fost utilizată o mască 5x5 cu valoarea $k=1.4$:

$$f(x, y) = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} \quad (17)$$

După netezire se construiește harta de intensități a gradientului conform relației:

$$|G(x, y)| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (18)$$

unde gradientul G_x și G_y se calculează pentru fiecare pixel prin convoluție cu o mască compusă:

$$G_x = \begin{bmatrix} 15 & 35 & 0 & -35 & -15 \\ 69 & 155 & 0 & -155 & -69 \\ 114 & 255 & 0 & -255 & -114 \\ 69 & 155 & 0 & -155 & -69 \\ 15 & 35 & 0 & -35 & -15 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} 15 & 69 & 114 & 69 & 15 \\ 35 & 155 & 255 & 155 & 35 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -35 & -155 & -255 & -155 & -35 \\ -15 & -69 & -114 & -69 & -15 \end{bmatrix} \quad (20)$$

După aceasta se construiește harta de direcție a gradientului pentru fiecare punct al imaginii, calculată cu relația:

$$\alpha(x, y) = \arctg\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (21)$$

Această hartă de direcții este segmentată în patru domenii ce reprezintă direcțiile verticală, orizontală și două direcții diagonale conform relației:

$$\theta(x, y) = \begin{cases} 0^\circ, & 0^\circ \leq \alpha(x, y) < 225^\circ, \text{ sau } 1575^\circ \leq \alpha(x, y) < 180^\circ \\ 45^\circ, & 225^\circ \leq \alpha(x, y) < 675^\circ \\ 90^\circ, & 675^\circ \leq \alpha(x, y) < 1125^\circ \\ 135^\circ, & 1125^\circ \leq \alpha(x, y) < 1575^\circ \end{cases} \quad (22)$$

La următoarea etapă se efectuează suprimarea non-maximă. Pentru fiecare pixel se analizează pixelii vecini în direcția perpendiculară conturului și acest pixel este păstrat doar dacă modulul gradientului lui este mai mare decât modulul gradientului pixelilor vecini, în caz contrar valorii acestui pixel i se atribuie zero. Această procedură permite obținerea conturului cu lățimea de un singur pixel.

În final se aplică prăguirea cu histerezis. Pentru aceasta se utilizează două praguri de selecție a punctelor de contur - un prag mare pentru selecția unui punct sigur de contur, care are valoarea maximă în harta de intensități ai gradientului, și un prag mic care selectează punctele din vecinătatea punctului de gradient mare. Această tehnică urmărește obținerea de muchii continue chiar când valoarea gradientului muchiei este mică.

În figura 6 este prezentată imaginea obținută prin aplicarea algoritmului Canny. În urma analizei efectuate sa constatat că conturul picăturii este reconstruit cu o precizie suficient de înaltă. În zona exterioară a picăturii sunt detectate unele contururi nedorite. Luând în considerație că ele nu se suprapun cu conturul extern al picăturii, aceste

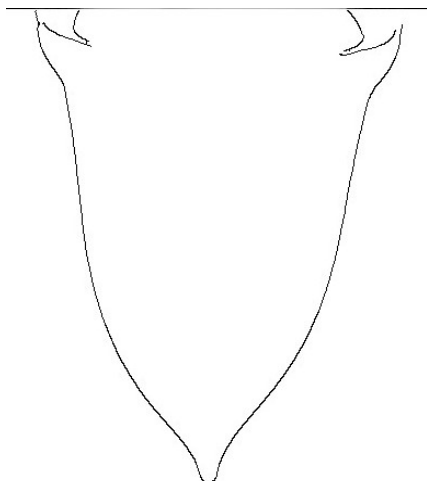


Figura 6. Imaginea picăturii după detectarea conturului prin metoda Canny.

contururi pot fi ignorate, fiind filtrate ulterior de procedura de reconstruire a formei picăturii.

CONCLUZII

În rezultatul cercetărilor efectuate a fost elaborată o aplicație software care permite achiziția imaginilor captate de o cameră video, prelucrarea și afișarea rezultatelor procesării în timp real. În urma procesării este afișată imaginea picăturii în mai multe forme (binarizată, contur, harta termică pseudocolor) și informația de bază în formă textuală.

Analizând rezultatele obținute după segmentarea și construirea conturului prin mai multe metode se poate constata că segmentarea prin prăguire a histogramei este foarte rapidă, necesită resurse de calcul puține însă rezultatele segmentării nu întotdeauna sunt satisfăcătoare.

Segmentarea bazată pe creșterea regiunilor permite delimitarea stabilă a picăturii dar necesită foarte mult timp de procesare. În afară de aceasta în ambele metode ca rezultat se obține imaginea binarizată și pentru obținerea conturului este necesară o procesare suplimentară.

Rezultate bune au fost obținute în cazul detecției conturului cu metoda propusă de Canny. Acest algoritm necesită doar patru iterații de parcurgere a imaginii, dar poate fi îmbunătățit prin creșterea resurselor de memorie utilizată. În afară de aceasta, segmentarea prin metoda Canny este preferabilă, deoarece se obține conturul picăturii și nu e nevoie de postprocesări ca în cazul segmentării prin prăguire.

Bibliografie

1. **N. Otsu.** *A Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram*, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, pp. 62-66, 1976.
2. **J.N. Kapur, P.K. Sahoo, A.K.C. Wong,** *A New Method for Gray-Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram*, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 29, pp.273-285, 1985.
3. **J. Kittler, J. Illingworth.** *Minimum Error Thresholding*, *Pattern Recognition*, vol. 19, pp.41-47, 1986.
4. **W. Niblack.** *An Introduction to Digital Image Processing*, Prentice Hall, pp.115-116, 1986.
5. **J. Canny.** *A Computational Approach to Edge Detection*, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, No. 6, Nov. 1986.
6. **R. M. Haralick.** *Digital step edges from zero-crossings of second directional derivatives.* *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intell.*, 6, 1984
7. **R. C. Gonzales, R. E. Woods.** *Digital Image Processing*, 2nd edition, Prentice Hall. 2002.
8. **D. F. Rogers.** *Procedural Elements for Computer Graphics.* McGraw-Hill, 1985
9. **D. A. Forsyth, J. Ponn.** *Computer Vision. A Modern Approach.* Prentice Hall. 2003.
10. **W. K. Pratt.** *Digital Image Processing*, WILEY-INTERSCIENCE. 1978.