

Analiza Algoritmilor de Segmentare a Imaginilor pentru Aplicații de timp real

Igor Calmîcov
Universitatea Tehnică a Moldovei
igorioc@mail.md

Abstract — În acest articol este descrisă o aplicație de segmentare a imaginilor a picăturii de aliaj preluate de camera video. Procesând aceste imagini în timp real sunt extrase unele caracteristici ai formei, în baza cărora se pot lua anumite decizii. Reconstruirea precisă a conturului este extrem de importantă, deoarece controlul parametrilor a microfirului în timpul procesului de turnare se bazează practic doar pe informația despre forma picăturii.

Cuvinte cheie — procesarea imaginilor, segmentarea, detectarea muchiilor.

I. INTRODUCERE

Segmentarea reprezintă împărțirea imaginilor pe zone de interes. De regulă segmentarea urmărește extragerea, identificarea sau recunoașterea unui anumit obiect dintr-o imagine. Zonele sau regiunile care alcătuiesc o imagine poartă numele de segmente. Nivelul de detalizare a imaginii depinde de problema concretă, ce se presupune a fi rezolvată. Segmentarea poate fi terminată când toate zonele de interes sunt izolate. Spre exemplu, la verificarea automatizată a producerii aparaturii electronice, interesul reprezintă analiza imaginilor cu scopul detectării anumitor defecte, deoarece segmentarea trebuie efectuată cu un nivel de detalizare nu mai mare decât este necesar pentru detectarea a astfel de defecte.

Segmentarea imaginilor netriviabile reprezintă o problemă foarte complicată. Deaceia pentru atingerea rezultatelor dorite se parcurge la diferite metode de îmbunătățire a imaginilor în urma cărora vor fi amplificate zonele de interes și în același timp atenuate zonele a imaginii ce nu reprezintă interes (fundalul) [7]. În unele cazuri pentru atingerea astfel de efecte se parcurge la alegerea senzorilor speciali, spre exemplu în domeniul militar sunt larg utilizate camere infraroșu, care permit evidențierea obiectelor țintă cu temperatură mai înaltă față de mediul ambiant. Un alt exemplu ar fi utilizarea razelor X în controlul automatizat a defectelor sau diferite soluții indicatoare radioactive în medicină.

Segmentarea imaginii picăturii de în procesul de turnare a microfirului are ca scop detectarea (evidențierea) picăturii pe fundalul luminilor reflectate, și urmărirea conturului acesteia. Determinarea precisă a conturului are o importanță majoră, deoarece dimensiunile și forma se utilizează la luarea deciziilor în conducerea procesului.

În instalația experimentală de turnare a microfirului a fost utilizată o cameră de luat vedere obișnuită care nu permite redarea informației de temperatură absolută. Analizând procesul de turnare s-a ajuns la concluzia că temperatura absolută nu este determinantă. E mai importantă informația a formei picăturii în zona capilarului. Un operator experimentat poate conduce procesul de turnare obținând microfir de diametru necesar analizând doar forma în zona capilarului.

Indirect temperatura poate fi determinată după luminozitate, de fapt cum și o face operatorul. Pentru a prezenta această informație într-o formă mai comodă imaginea picăturii este pseudocolorată.

II. METODE DE SEGMENTARE A IMAGINILOR

La moment sunt cunoscute mai multe metode de segmentare a imaginilor - metode de prag, segmentarea bazată pe muchii, segmentarea bazată pe regiuni ș.a.

Metodele de prag presupun segmentarea imaginilor în baza analizelor intensității/culorii a fiecărui pixel. 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 a 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.

După alegerea pragului T_B toți pixelii imaginii inițiale sunt procesate după următoarea relație:

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

unde $p_s(m,n)$ 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]. Spre exemplu, metoda propusă de Otsu prevede alegerea valorii de prag T_B , care ar minimiza valoarea devierii de partiționare, care este definită ca sumă 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 când imaginea este binarizată $i=2$, adică 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:

$$\sigma_B^2(t) = \sigma^2 - \sigma_w^2(t) = w_1(t) \cdot (\mu_1(t) - \mu)^2 + w_2(t) \cdot (\mu_2(t) - \mu)^2 \quad (3)$$

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

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

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 pragului t încît să se obțină valoarea maximă a σ_B^2 .

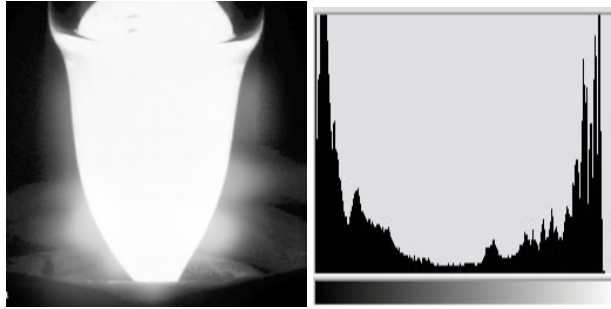


Fig 1. Imaginea picăturii și histograma respectivă.

Neajunsurile principale metodelor de segmentare cu prag global sunt cerințele față de dimensiunile obiectelor și ca rezultat 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, ce poate duce în rezultat la alegerea greșită a pragului. Același rezultat greșit poate apărea în situația contrară, cînd obiectul ocupă practic toată zonă a imaginii.

Alegerea pragului se reflectă critic asupra dimensiunilor și formei obiectelor (fig.2). Dacă pentru unele aplicații această proprietate nu este critică (spre exemplu la recunoașterea textelor), în aplicația dată determinarea formei cu o precizie înaltă este una din principalele sarcini.



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

În afară de aceasta, dacă două sau mai multe obiecte au avut același nivel de gri și au avut zone comune, după praguire acestea se vor deveni neseperabile.

Construirea conturului a imaginii binarizate se poate realiza utilizînd operațiile morfologice de delatare și eroziune.

Spre deosebire de metode de prag în cazul segmentării bazate pe muchii dimensiunile obiectului nu depind de intensitatea luminii, chiar și în cazul cînd luminozitatea obiectului se schimbă liniar.

Metodele de segmentare bazate pe muchii au la baza lor folosirea unor algoritmi de detectare a muchiilor și construirea ulterioară a conturilor închise care să descrie obiectul. Ca metodele de detectare a muchiilor pot fi utilizate derivate de ordinul unu sau doi.

Detectarea muchiilor se efectuează prin localizarea a 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 pot fi calculate utilizînd relațiile 7, 8 :

$$\nabla_x f(x, y) = f(x + 1, y) - f(x, y) \quad (7)$$

$$\nabla_y f(x, y) = f(x, y + 1) - f(x, y)$$

Sau în cazul simetric:

$$\nabla_x f(x, y) = f(x + 1, y) - f(x - 1, y) \quad (8)$$

$$\nabla_y f(x, y) = f(x, y + 1) - f(x, y - 1)$$

Deoarece operatorul de detecție a muchiilor trebuie să fie izotrop, pentru a răspunde similar la muchii de diferite direcții, ca detector se utilizează modulul gradientului:

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

Sau pentru a pentru sporirea calculelor pote fi utilizată valoarea aproximativa:

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

Derivatele bidimensionale de ordinul unu, în cazul discret pot fi calculate utilizînd 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 muchiilor. În figura 3 este prezentat rezultatul convoluției imaginii picăturii cu operatorul Sobel din relațiile (11):

$$\nabla f_x = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \nabla f_y = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

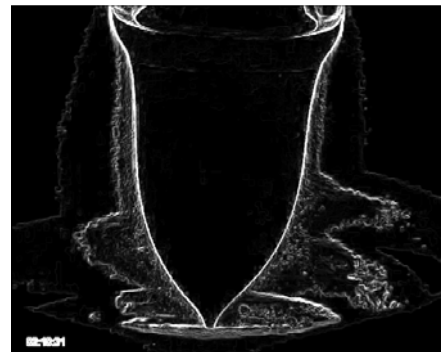


Fig 3. Imaginea picăturii după aplicarea operatorului Sobel.

După cum se vede din fig.3 muchiile obținute au o lățime de cîțiva pixeli. Lățimea lor depinde de aceia cît de brusc se schimbă luminozitatea. În afară de aceasta detectarea muchiilor evidențiază și zgomotul din imagine.

De regulă înainte de aplicarea operatorului de detecție a muchiilor se aplică operația de netezire a imaginii. Utilizând măști de dimensiuni mai mari se pot efectua în același timp operația de netezire și detecție a muchiilor. 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 muchiilor de aceeași dimensiune.

Spre deosebire de derivatele de ordinul unu derivatele de ordinul doi au un răspuns anizotrop, adică este invariant față de direcția care se aplică:

$$\nabla^2 L = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (12)$$

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

$$\nabla^2 L_1 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}, \text{ sau } \nabla^2 L_2 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

Pentru a obține harta muchiilor se efectuează convoluția imaginii după aplicarea operatorului Laplace se 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 a luminozității. De obicei, înaintea aplicării operatorului Laplace imaginea este netezită utilizând un filtru trece-jos, sau cum 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)*.

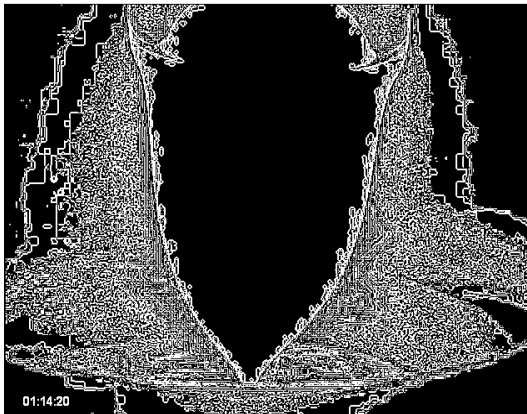


Fig 4. Imaginea picăturii după aplicarea operatorului Laplace of Gaussian.

După cum se vede din fig.5, derivata de ordinul doi este și mai mult influențată de zgomot, deaceia este rar utilizată în practică.

O metodă optimă de detectare a muchiilor este metoda propusă de Canny. Ea este formată din mai multe etape:

- netezirea imaginii
- construire hartii a modulului și direcției gradientului
- suprimarea non-maximă
- prăguire utilizând două nivele de prag cu histerzis de-a lungul conturului.

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

$$g(x, y, k) = \frac{1}{2\pi k} e^{-(x^2+y^2)/(2k)} \quad (14)$$

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

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

După netezire se construiește harta de intensități ai gradientului

$$|G(x, y)| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (16)$$

și harta de direcție a gradientului pentru fiecare punct al imaginii, calculată după relația (17).

$$\alpha(x, y) = \arctg \left(\frac{G_x}{G_y} \right) \quad (17)$$

Această hartă de direcții este rotunjită pînă la patru valori, ce reprezintă direcțiile verticală, orizontală și două direcții diagonale :

$$\theta(x, y) = \begin{cases} 0^\circ, & 0^\circ \leq \alpha(x, y) < 225^\circ, \text{ sau } 1575^\circ \leq \alpha(x, y) < 180^\circ \\ 45^\circ, & 225^\circ \leq \alpha(x, y) < 675^\circ \\ 90^\circ, & 675^\circ \leq \alpha(x, y) < 1125^\circ \\ 135^\circ, & 1125^\circ \leq \alpha(x, y) < 1575^\circ \end{cases} \quad (18)$$

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 în pixelii vecini, în caz contrar valoarea acestui pixel i se atribuie zero. Această procedură permite obținerea conturului cu lățimea de un singur pixel.

În final se aplică prăguire cu histerzis. 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 cînd valoarea gradientului muchiei este mică.

Rezultatul imaginii obținut cu ajutorul algoritmului Canny este prezentat în figura 5. În urma analizei s-a observat că conturul picăturii este reconstruit cu o precizie destul de bună. Cu toate că în zona exterioară a picăturii sunt detectate contururi false, luând în considerație că ele nu se suprapun cu conturul extern a picăturii ele nu influențează asupra rezultatelor.

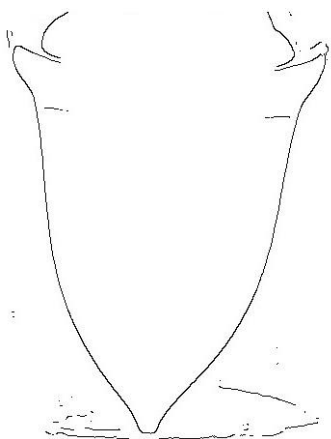


Fig 5. Imaginea picăturii după detectarea conturului prin metoda Canny.

Principiul de segmentare pe care se bazează creşterea regiunilor este următoarea: se aleg în imagine pixeli reprezentativi pentru fiecare obiect individual, pe baza cărora se efectuează aglomerarea pixelilor vecini acestora, ce au aceleaşi proprietăţi cu pixelii reprezentativi. În urma acestui proces de aglomerare se obţin zone de pixeli cu aceleaşi caracteristici. Procesul de aglomerare trebuie oprit în momentul în care fiecare pixel a fost alocat unei regiuni.

Metoda presupune două etape esenţiale: alegerea pixelilor reprezentativi (punctelor de start) - celule de bază şi creşterea iterativă a regiunilor. La fiecare pas iterativ celula marcată se compară cu vecinii ei folosind o măsură de similaritate. În caz afirmativ (valoarea metricii de similaritate $<$ prag) celulele sunt fuzionate într-un fragment mai mare, adică sunt marcate cu eticheta punctului de bază.

Deoarece ca scop în aplicaţia dată se urmăreşte segmentarea doar a imaginii picăturii şi luând în consideraţie ca zona picăturii se află neapărat în mijlocul imaginii ca punct de bază poate fi considerat pixelul din centrul imaginii. Acest pixel este plasat în coadă după ce începe procesul iterativ de marcare care constă în următorii paşi:

- se extrage primul punct din coadă
- se marchează toţi vecinii acestui punct care satisfac condiţia de similaritate
- coordonatele punctelor vecini ce au fost marcate sunt plasate în coadă
- se trece la următorul punct din coadă.

Astfel se obţine imaginea picăturii care este marcată. Pentru extragerea conturului se aplica un algoritm de urmărire a conturului după marcaj.

III. CONCLUZII

În urma implementării acestui proiect a fost elaborată o aplicaţie soft ce efectuează achiziţia imaginilor de la o cameră video, o prelucrează şi afişează rezultatele procesării în timp real. Ca rezultat al procesării este afişată imaginea picăturii în mai multe forme (binarizată, contur, harta termică pseudocolor) şi informaţia de bază în formă textuală.

Analizând rezultatele obţinute după segmentarea şi construirea conturului prin mai multe metode se poate constata că segmentarea prin prăguire a histogramei necesită resurse de calcul puţine însă rezultatele segmentării nu întotdeauna sunt satisfăcătoare.

Rezultate destul de robuste au fost obţinute prin detecţia de muchii cu metoda Canny şi urmărirea conturului. Acest algoritm necesită doar patru iteraţii de parcurgere a imaginii, dar mai poate fi îmbunătăţit, cu creşterea resurselor de memorie utilizate.

Algoritmul de segmentare prin creşterea regiunilor nu a demonstrat rezultate bune în ceea ce ţine de obţinerea unui contur neted şi în afară de aceasta este şi costisitor din punct de vedere a calculului.

REFERINŢE

- [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. Pons, "Computer Vision. A Modern Approach", Prentice Hall. 2003.
- [10] W. K. Pratt, "Digital Image Processing", WILEY-INTERSCIENCE. 1978.