**Segmentarea Automată a Oaselor din Imagini CT**

**Utilizând OpenCV**

**Autori:**

Daian Tudor (1310A)

Apostu Radu (1311B)

**Rezumat:**

Acest proiect prezintă o metodă de segmentare automată a structurilor osoase din imagini CT folosind biblioteca OpenCV. Obiectivul principal a fost dezvoltarea unei soluții care să extragă eficient oasele din imaginile medicale, îmbunătățind astfel claritatea și contrastul, aplicând tehnici de procesare a imaginii pentru a obține o segmentare precisă. Proiectul a rezultat într-un algoritm capabil să diferențieze cu succes structurile osoase de alte țesuturi și zgomotul de fundal, ceea ce poate avea aplicații directe în diagnosticarea medicală și planificarea intervențiilor chirurgicale.

**Introducere:**

Segmentarea imaginilor medicale, în special a celor obținute prin tomografie computerizată (CT), joacă un rol esențial în diagnosticul și tratamentul pacienților. Extracția automată a structurilor osoase din aceste imagini permite o analiză rapidă și precisă, reducând timpul necesar interpretării manuale și minimizând riscurile de eroare umană în cazul imaginilor neclare. Totuși, segmentarea automată reprezintă o provocare datorită variațiilor naturale în intensitatea pixelilor, zgomotului de imagine și suprapunerii structurilor anatomice. În acest context, folosirea tehnicilor de prelucrare a imaginii cu ajutorul OpenCV, oferă oportunități semnificative pentru îmbunătățirea acurateței și eficienței procesului de segmentare, fără utilizarea unor metode complexe.

**Metode existente:**

De-a lungul anilor, mai multe metode au fost propuse pentru segmentarea imaginilor CT, fiecare cu propriile avantaje și limitări:

1. Segmentarea bazată pe praguri fixe:
   * Această metodă aplică un prag de intensitate predefinit pentru a separa structurile osoase de restul imaginii. Este simplă și rapidă, dar nu se adaptează bine la variațiile de contrast și poate duce la suprasegmentare sau subsegmentare.
2. Segmentarea bazată pe regiuni:
   * Această metodă implică extinderea unei regiuni pornind de la un pixel sămânță, crescând treptat regiunea în funcție de similaritatea intensității pixelilor. Aceasta este mai precisă decât metoda bazată pe praguri fixe, dar poate fi sensibilă la zgomot și la variațiile de intensitate.
3. Contururile active (Active Contours):
   * Contururile active utilizează un model de contur dinamic care se deplasează în direcția marginilor structurii de interes. Această metodă este puternică și poate oferi rezultate precise, dar necesită o inițializare adecvată și poate fi computational intensă.
4. Metode bazate pe învățare profundă:
   * Rețelele neuronale convoluționale (CNN) au devenit populare în segmentarea imaginilor medicale, oferind performanțe remarcabile. Cu toate acestea, necesită seturi mari de date etichetate și putere computațională ridicată pentru antrenare și predicție.

**Descrierea tehnică a soluției implementate:**

Soluția propusă în acest proiect a fost dezvoltată folosind biblioteca OpenCV și implică mai mulți pași pentru a realiza o segmentare automată precisă a oaselor din imagini CT:

1. Îmbunătățirea clarității imaginii (enhance):
   * Pentru a obține o imagine mai clară, cu segmente mai bine delimitate pentru ușurarea pașilor următori, o imagine clară este esențială. Pentru a obține acest lucru, am utilizat o mască de sharpness care subliniază marginile printr-o operațiune de convoluție. Masca aplicată accentuează zonele de interes, adică marginile oaselor, facilitând separarea ulterioară de fundal.
   * Ajustarea contrastului: Creșterea contrastului între oase și fundal (alte țesuturi) este un alt pas ajutător pentru metodele utilizate ulterior în delimitarea fiecăror oase. Am utilizat o transformare de contrast prin limitarea intensității pixelilor între anumite valori (A și B), crescând astfel diferențele de intensitate dintre oase și alte țesuturi.
2. Segmentarea binară iterativă (iterative\_threshold):
   * Această etapă folosește un algoritm iterativ pentru a calcula un prag optim, bazat pe histograma imaginii. Procesul ajustează pragul până când diferența dintre valorile medii ale regiunilor segmentate este minimizată, rezultând o imagine binară clară unde oasele sunt distinct separate de fundal.
3. Eroziune și dilatare (erode\_and\_dilate):
   * Aceste operațiuni morfologice sunt utilizate pentru a rafina imaginea binară obținută. Eroziunea elimină zgomotul sub formă de puncte mici, iar dilatarea reface dimensiunile corecte ale structurilor osoase, păstrând detaliile esențiale și calitatea cât mai bună a imaginii.
   * Dilatarea se face prin suprapunerea unui element structural peste imaginea original, și mutarea respectivului element peste imagine, într-o manieră similar convoluției.
   * Operația de eroziune este similar cu cea de dilatare, dar anumiți pixeli ,,obiect” vor fi transformați în pixeli fundal, invers față de dilatare.
4. Umplerea spațiilor închise (fill\_enclosed\_spaces):
   * O problemă comună în segmentare este prezența unor regiuni închise care nu sunt conectate la fundal. Acest pas folosește algoritmul flood fill pentru a umple aceste regiuni, asigurând continuitatea structurilor osoase și prevenind erori de segmentare.
5. Segmentarea pe culori (colour\_segmentation):
   * În acest pas, imaginea segmentată este analizată pentru a identifica componentele conectate. Fiecărei componente i se atribuie o culoare unică, oferind o vizualizare clară a diferitelor segmente. Aceasta permite nu doar identificarea oaselor, ci și vizualizarea clară a oricăror structuri adiacente sau anomalii.

**Rezultate experimentale:**

Pentru a evalua eficiența metodei propuse, am testat algoritmul pe un set de imagini CT de înaltă rezoluție. Rezultatele experimentale au demonstrat o capacitate ridicată de a segmenta precis structurile osoase, cu un nivel redus de zgomot și o claritate crescută.

* + Segmentarea obținută a fost comparată vizual cu imaginile originale, evidențiind claritatea marginilor și separarea distinctă a oaselor de alte țesuturi. Astfel se demonstrează empiric dacă imaginile segmentate cu ajutorul programul

Comparativ cu metodele convenționale, soluția noastră a demonstrat o performanță superioară, cu un timp de procesare redus și o precizie crescută.

**Limitări:**

Din punct de vedere al experienței utilizatorului, limitările programului constau in lipsa unei interactiuni prietenoase cu programul, printr-o interfață. Totodată, deoarece programul nu foloseste funcții de threshold adaptive, pot apărea erori in delimitarea corectă a oaselor din imagini. În imaginile testate pe parcursul debuggingului, acest lucru nu a fost întâlnit, însă ar putea surveni in anumite condiții și în cazul unor imagini deosebit de neclare. În aceste situații, zone care ar trebui să fie necolorate (alte țesuturi) vor apărea ca fiind oase.

**Concluzii:**

Metoda propusă pentru segmentarea automată a oaselor din imagini CT s-a dovedit a fi eficientă și scalabilă. Prin integrarea tehnicilor de preprocesare și segmentare folosind OpenCV, am reușit să dezvoltăm o soluție care nu doar că îmbunătățește acuratețea segmentării, dar și optimizează procesul, reducând timpul necesar pentru obținerea rezultatelor. Această abordare poate fi extinsă și adaptată pentru alte tipuri de imagini medicale, deschizând calea pentru aplicații clinice mai largi.

**Referințe:**

1. Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2002). Digital Image Processing (2nd ed.). Prentice Hall.
2. https://users.utcluj.ro/~igiosan/Resources/PI
3. OpenCV Documentation, <https://docs.opencv.org/4.x/>