

Csigolya- és bordacímkezés

Barta Bence

Szeged

2020

Tartalomjegyzék

Feladatkiírás	4
1. Borda címkézés	5
1.1. Csont szegmentálása	5
1.1.1. Otsu szegmentálás	5
1.1.2. Csont szegmentálása CT képeken	6
1.2. Gerinc kijelölés	7
1.2.1. Hough transzformáció	7
1.2.2. Körök keresése axiális szeleteken	9
1.2.3. Körök helyzetének korrigálása	9
1.2.4. Körök helyzetének második korrigálása	9
1.3. Magpontok meghatározása	10
1.4. Nem bordaalakú objektumok eltávolítása	13
1.5. Bordák címkézés	14
2. Csigolyák elválasztása	15
2.1. Csigolyák közötti rések berajzolás	15
3. Eredmények	17
3.1. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése	17
4. Összefoglalás	22
Irodalomjegyzék	25

Todo list

TODO: Bővebb illetve pontosabb megfogalmazás	4
TODO: hogy határozzuk meg egy objektum hesse mátrixát???	13
TODO: 10-es betűméret kell	25

Feladatkiírás

Alacsony dózisú CT felvételeken csigolyák és/vagy bordák kijelölése és felcímkézése.

TODO: Bővebb illetve pontosabb megfogalmazás

1. fejezet

Borda címkézés

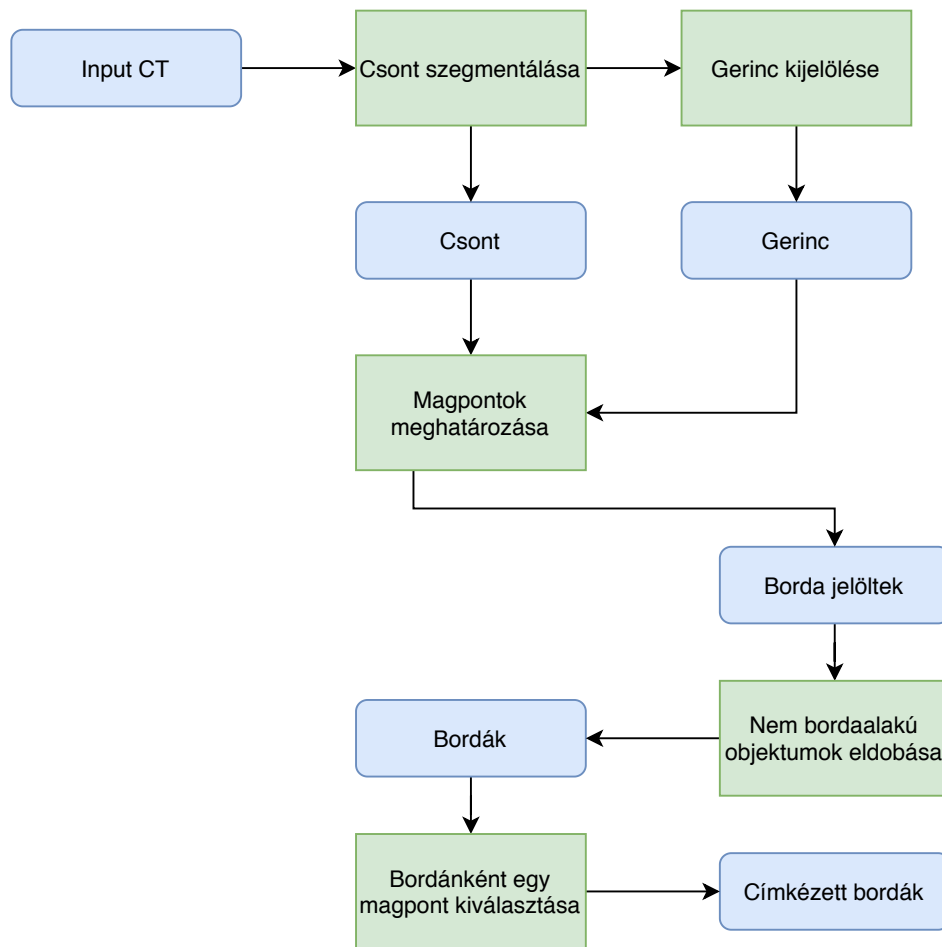
A bordák címkézését megvalósító algoritmushoz J. Lee és társai [1] publikációjában megfogalmazottakat vettem alapul. Ez alapján az algoritmusom főbb lépései az 1.1 ábrán láthatjuk. Az alábbi alfejezetben ezeket taglalom részletesen.

1.1. Csont szegmentálása

Egy CT felvételen a levegőtől a vízen át a csontokon keresztül a kemény implantátumokkal befejezőleg rengeteg különböző intenzitás fellelhető. A feladat szempontjából nekünk a csontot reprezentáló intenzitásokra van szükségünk. Meg kell határoznunk, hogy különböző képeken hol található a határ a lágy szövetek és a csont között. Ennek a megoldását részletezem a következőkben.

1.1.1. Otsu szegmentálás

Otsu szegmentálási módszere, olyan automatikus megoldást nyújt, mely segítségével elég csak a kép hisztogramát felhasználnunk a küszöbérték meghatározására. Az algoritmus lényegében azt a t küszöbértéket keresi, amely minimalizálja az objektum és a háttér közötti varianciát.[2] A módszer az 1.3 képlet minimalizálásával találja meg az optimális t küszöbértéket. Szemléletesen pedig az 1.2 ábrán láthatjuk ahol a piros függőleges vonal az optimális küszöbértéket jelenti.

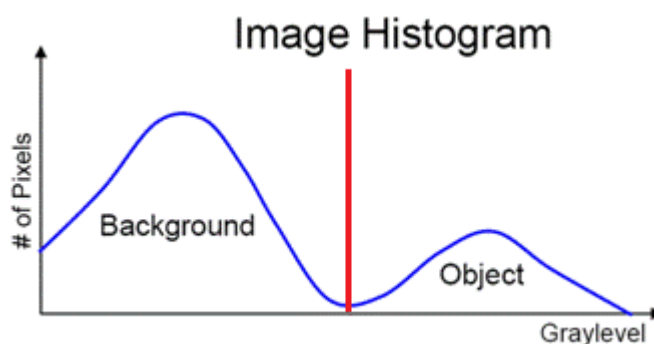


1.1. ábra. Algoritmus lépései

1.1.2. Csont szegmentálása CT képeken

Otsu módszere több küszöbérték keresésére is alkalmas, CT képek esetén például egyszerű megoldást nyújt a háttér, a levegő, a lágy szövet, és a csont elválasztására. Elég pusztán a CT felvétel hisztogramát használnunk a megfelelő threshold érték megkeresésére. Ez orvosi képeknél azonban meglehetősen eltérő lehet egymástól. A Liugang Gao és társai [3] által megfogalmazottakban a 12-bit-es intenzitás mélységek gyakran használtak a CT felvételeknél. E segítségével 4096 intenzitást jeleníthetünk meg, -1024 HU és 3071 HU között. Később felmerült az igény, hogy kemény fém implantátumok is jól láthatóak legyenek a felvételeken. Ezek megjelenítésére a 3071 HU sokszor kevésnek bizonyul ezért 16 bitre emelték a képek intenzitás mélységét.

Ez különböző szélességű hisztogramokat eredményez, ami az Otsu algoritmust befolyásolja. A hisztogramokat érdemes hasonló alakra hozni, ezt a eljárást nevezzünk nor-



1.2. ábra. Histogram és otsuval meghatározott threshold érték

$$\sigma_w^2 = \omega_0(t)\sigma_0^2 + \omega_1(t)\sigma_1^2 \quad (1.1)$$

1.3. ábra. Variancia képlet

malizálásnak.

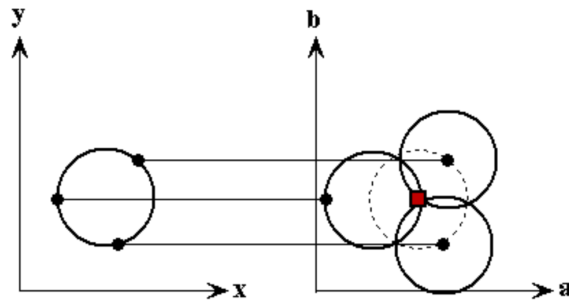
Ennek az egyik módszere a következő. Az adott kép histogramát 0-tól lefelé illetve 1000-tól felfelé eldobjuk. Ebbe a tartományba a lágy szövetek és a csontok tartoznak bele, hogy a kettő között pontosan hol helyezkedik el a határ az Otsu könnyedén meg fogja határozni egy darab threshold érték keresésével. A levágás után a histogram 1000 értékét 50 darab kalapban egyesítjük, ezeket a kalapokat *bin*-eknek nevezzük. A binek használata egyfajta simítást eredményez a képen, segít abban, hogy a különböző zajok kevésbé legyenek kihatással a Otsu eredményére.

1.2. Gerinc kijelölés

A gerinc helyzetének meghatározása kulcsfontosságú a bordadetektálás szempontjából. Tudjuk, hogy a bordák, a gerinchez kapcsolódnak, ezért, ha ismerjük a gerinc helyzetét, könnyen megtalálhatjuk a csigolyákhoz tartozó bordákat is, a gerinc mentét pásztázva.

1.2.1. Hough transzformáció

A Hough transzformáció segítségével paraméteresen leírható objektumokat detektálhatunk, képeken. A mi esetünkben körök detektálásáról lesz szó, de más objektumok, például egyenesek detektálására is alkalmas. A kör jelöltek "szavazás" segítségével állnak



1.4. ábra. Kép és akkumulátor kép

elő, így több kör detektálására is alkalmas.

A kör egyenlete kettő dimenziós térben az 1.2 egyenlettel írható le.

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (1.2)$$

Az egyenletben a és b a kör középpontja, r pedig a sugár. Ha a két dimenziós pont (x, y) rögzítve van akkor a paraméterek az 1.2 alapján megtalálhatóak. A paramétertér tehát három-dimenziós (a, b, r) , de a könnyebb szemléltetés érdekében rögzítsük a sugarat, r -t. Ezzel a paraméterterünk kétdimenziósra csökken, de csak meghatározott sugarú körök keresésére leszünk képesek.

Keressük tehát (a, b) paramétert, vagyis a kör pozícióját a képen. (a, b) paraméterek lehetséges értékeit nyilvántarthatjuk egy két dimenziós mátrixban szemléletesen az 1.4 ábra jobb oldali koordináta rendszerében látható. Ezt a mátrixot nevezzük akumlátor képnek. A keresett kör az 1.4 ábra baloldali koordináta rendszerében helyezkedik el. E körön válasszunk ki például három pontot, de az objektum többi pontja is felhasználható, majd e három pont körül rajzoljunk köröket az akumlátor képen, úgy, hogy minden körön lévő pixelt egyel növeljük a mátrixban. A három kör metszéspontja lokális - és ebben az esetben globális is - maximum lesz. Ennek a maximum pontnak az (a, b) koordinátái lesznek az eredeti kör középpontjának a koordinátái.

Különböző sugarú köröket is detektálhatunk e módszer segítségével, ekkor az r paraméter új dimenzióként bekerül az akumlátor képbe.

1.2.2. Körök keresése axiális szeleteken

A gerinc kijelölésének algoritmus a egy egyszerű észrevételen alapszik, miszerint a gerinc az axiális vetületekből nézve kör alakú. A szegmentált kép axiális szeletein keressünk kör, illetve kör alakú objektumot a Hough transzformáció segítségével. A talált körök nagy valószínűséggel a gerincre fognak esni, mivel az axiális vetületeken kevés más hasonló méretű kör alakú objektum látható. Az algoritmus eredménye az 1.6 ábrán látható.

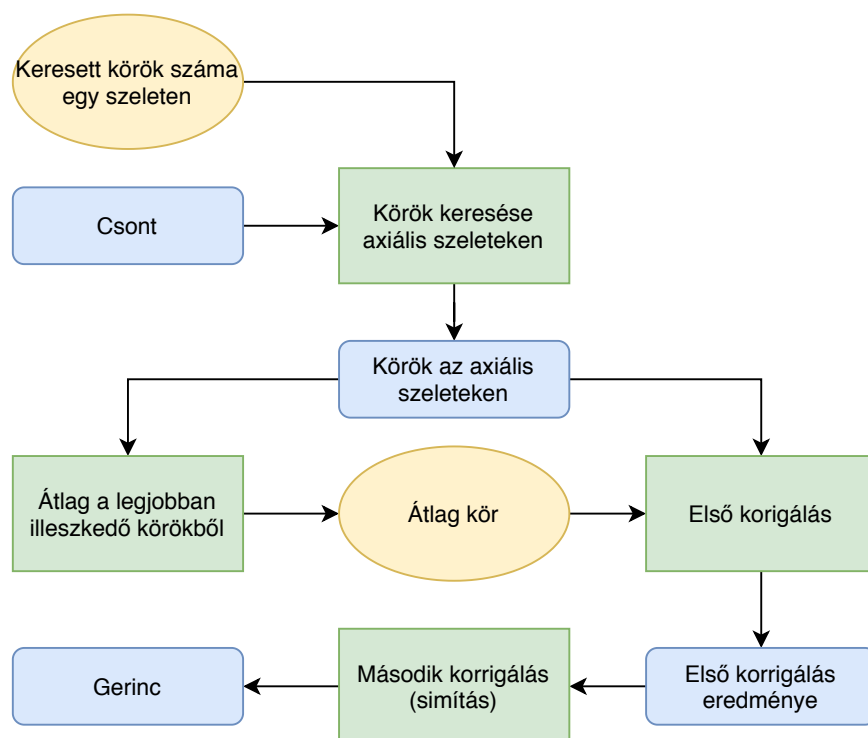
1.2.3. Körök helyzetének korrigálása

Előfordulhat azonban, hogy a keresést zaj, kevés csont vagy más körlakú objektumok (például aorta) jelenléte nehezíti meg. A Hough transzformáció segítségével több kör detektálására is képesek vagyunk egy képen. Ezeket a köröket sorba rendezhetjük aszerint, hogy mennyire valószínű, hogy valóban körről van szó. Szeletenként az első helyen álló kör a legvalószínűbb, hogy csigolyára esik ezt vehetjük alapul. Számoljunk ezekből átlag pozíciót. Majd keressünk olyan köröket, melyek nagyban eltérnek az átlagtól. Mivel az elején feltettük hogy az elsőnek választott körök többnyire jó helyen vannak ezért kicsi a valószínűsége, hogy egy jó helyen lévő kör fog nagyban eltérni az átlagtól.

Ha az átlagtól nagyban eltérő kört találunk, haladjunk végig a Hough transzformáció által nyújtott további körök listáján és helyettesítsük a kiugró kört egy olyan körrel, ami legközelebb van az átlaghoz a listában. Ezt a megoldást nevezhetjük első korrekciós lépésnek. Az algoritmus eredménye az 1.7 ábrán látható.

1.2.4. Körök helyzetének második korrigálása

Előfordulhat olyan eset is, hogy az adott szeleten egyáltalán nem látszik kör, például a ritka csontozat miatt. Ebben az esetben a Hough transzformáció aligha fog megfelelő pozíciójú kört találni. Ennek a problémának a megoldására szolgál az úgynevezett második korrekciós lépés, mely szerint lokálisan, a körnek meghatározott számú szomszédjából számolunk átlag/medián pozíciót. A rossz helyen lévő kört ezzel kiszámolt értékkel helyettesítjük. A módszer átlagoló/medián szűrőhöz hasonló elven működik. Az algoritmus eredménye az 1.8 ábrán látható.



1.5. ábra. Gerinckijelölés lépései



1.6. ábra. Korrigálatlan



1.7. ábra. Első korrigálás



1.8. ábra. Második korrigálás

1.3. Magpontok meghatározása

A gerinc kijelölése kritikus fontosságú az algoritmus szempontjából, hiszen a következő lépések erre építenek. A bordákat régiónöveléssel tudjuk kijelölni a szegmentált képen. A régiónöveléshez magpontokra van szükségünk. Tudjuk, hogy a borda hozzákapcsolódik a gerinchez, ezért célszerű a gerinc mentén egy bizonyos méretű sávban keresni a magpontokat. Ha a keresés során csontba ütközünk, akkor indítsunk régiónövelést a



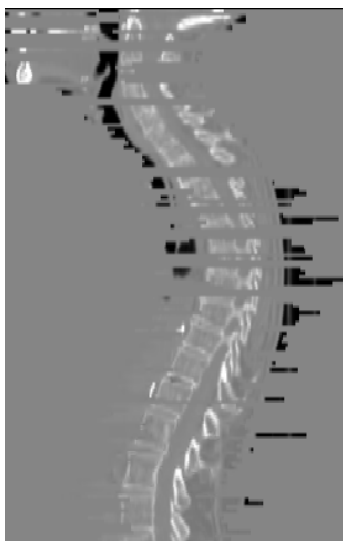
1.9. ábra. Korrigálatlan



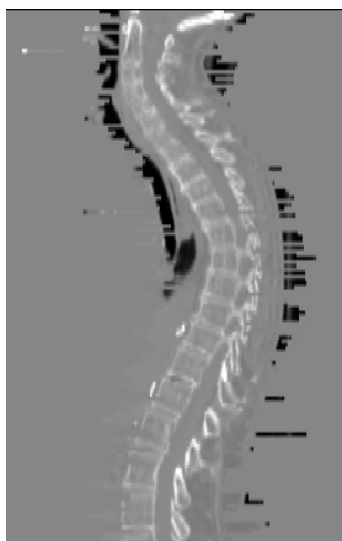
1.10. ábra. Első korrigálás



1.11. ábra. Második korrig



1.12. ábra. Korrigálatlan



1.13. ábra. Első korrigálás



1.14. ábra. Második korrig



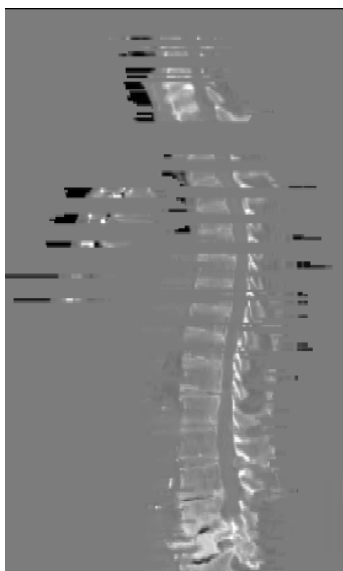
1.15. ábra. Korrigálatlan



1.16. ábra. Első korrigálás



1.17. ábra. Második korrigálás



1.18. ábra. Korrigálatlan



1.19. ábra. Első korrigálás



1.20. ábra. Második korrigálás

szegmentált képen, és mentsük el a magpont koordinátáit, a későbbi címkézés meghatározásához.

A régiónövelés egy magpontból (voxelből) kiindulva a magponttal szomszédos voxeleket beveszi a szegmentálásba, majd az újonnan bevett voxelek szomszédjait is hozzáveszi a szegmentáláshoz iteratíván. Az algoritmus akkor áll meg, ha már nem tud új voxel bekerülni a szegmentált régióba. A bordacímkező algoritmus által használt régiónövelés bináris képen dolgozik, ezt figyelembe véve akkor mondjuk, hogy kettő voxel szomszédos, ha intenzitásuk megegyezik illetve négy-szomszédságban állnak. Használható lenne a nyolc-szomszédság is, de a feladat szempontjából előnyösebb, a régiónövelést a szigorúbb négy-szomszédság szerint alkalmazni, a nem kívánt objektum összenövésnek megelőzése érdekében. Például kisebb lesz az esélye a borda-lapocka összenövésnek.

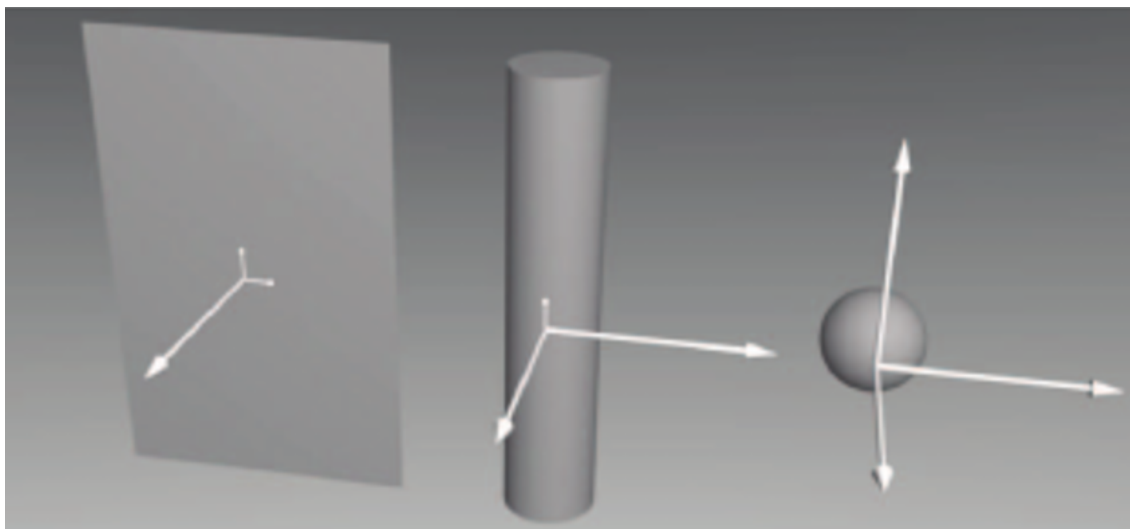
1.4. Nem bordaalakú objektumok eltávolítása

A régió növelés után ideális esetben előáll a kép ami csak a bordákat tartalmazza. Azonban gyakran nevezhetők a nem ideális esetek is ahol a bordák keresésének az útját egyéb objektumok is keresztezik. Ezek tipikusan csigolyanyúlványok, illetve lapockák. A különböző objektumok különböző alakleíró tulajdonságokkal rendelkeznek. Ilyen tulajdonság például az objektum Hesse mátrixának a sajátértékei és azoknak egymáshoz viszonyított aránya.

TODO: hogy határozzuk meg egy objektum hesse mátrixát???

Az 1.21 ábrán láthatjuk hogy az objektum alakja hogyan befolyásolja a sajátértékek arányát. Az első objektumon megfigyelhetünk egy nagy, és kettő kicsi sajátértéket, ebből következtethetünk, hogy az objektum sík alakú. A középső objektumon két nagy és egy kicsi sajátértékkel bír, így alakja henger. Végül közel hasonló sajátértékekkel rendelkező objektumok gömb alakúak.

A különböző bordáknál is megfigyelhető hogy két nagy illetve egy kicsi sajátértékkel rendelkeznek, ezt kihasználva elhagyhatjuk az ennek nem megfelelő objektumokat. Például egy lapocka esetében a sajátértékek aránya az 1.21 ábrán az első objektuméhoz fog hasonlítani, míg a bordáké a középső, henger alakúhoz.



1.21. ábra. Különböző objektumok sajátértékei

1.5. Bordák címkezés

A nem bordaalakú objektumok eltávolítása után következhet, a bordák megfelelő sorrendben történő címkezése. Az régiónövelés definiálhat egy címkezést, de nem veszi figyelembe a bordák anatómiai sorrendjét.

Az címkező algoritmus bemenete csak a bordákat tartalmazza, mivel az előző lépésben eltávolítottuk az egyéb objektumokat, de fontos, hogy a bordáknak külön címkéjük legyen, vagyis külön objektumként jelenjenek meg, ezt a régiónövelés tudja biztosítani. A keresés ugyan olyan módszerrel történik, mint az 1.3-as fejezetben leírt magpont meghatározás, azzal a különbséggel, hogy itt már biztosak lehetünk benne, hogy csak bordák fordulhatnak elő. A keresés során nyilvántartunk egy számlálót. E számláló értékét fogjuk az adott bordához rendelni. Az axiális szeleteken végighaladunk és, valahányszor objektumba, vagyis bordába, ütközünk, annak az eredeti címkéjét átírjuk a számláló értékére, majd növeljük azt.

2. fejezet

Csigolyák elválasztása

Az előző fejezetben bordák szegmentálásáról, és címkézéséről volt szó. Mindegyik borda meghatározott csigolyához kapcsolódik, ezt kihasználva adott bordához tartozó csigolya pozícióját tudjuk becsülni. Azt is tudjuk továbbá, hogy a borda a csigolya felső részéhez kapcsolódik, így ezzel a módszerrel a csigolya teteje, illetve a csigolyák közötti rés detektálásával érdemes kísérletezni.

2.1. Csigolyák közötti rések berajzolás

Az alábbi módszer nem alkalmas a csigolyák dőlésszögének a meghatározására. Viszont csigolyánként megadhatunk vele mélységértéket, vagyis megjeleníthetjük a felhasználó számára, hogy adott axiális szeleten melyik csigolya látható.

A módszer a borda detektálás utolsó lépésben, vagyis a címkézésében történik. A bordákat axiális szeletenként végig pásztázzuk, amikor elhagyunk egy bordát, feljegyezzük az elhagyáskori axiális szelet sorszámát. Így teszünk mindkét oldali bordákkal. Mikor jobbról is balról is elhagyunk egy-egy bordát, a két magasság értékből számoljunk átlagot. Az átlag számolás segítségével kiküszöbölhetjük, azt az esetet, mikor a ferde gerinc miatt az egyik borda lejjebb, míg a másik feljebb kerül a képen. Az így kapott eredmény lesz az adott csigolya teteje.

Az eredményekből láthatjuk, hogy a csigolya határok detektálása a gerinc középső részén eredményezi a legkisebb hibát. Ez abból adódhat, hogy ezen a régióban a gerinc többnyire függőleges. A lengőbordák segítségével történő csigolya detektálás gyenge eredmé-

nyeket szolgáltat. Végül ahogy haladunk felfelé a gerinc oszlopon úgy csökken a bordák közötti hely illetve a csigolyák mérete is csökken, valamint a gerinc fokozatos meghajlás is megnehezíti az optimális magasságérték meghatározását.

3. fejezet

Eredmények

Az eredményeket az alábbi 3.1-es táblázat foglalja össze. Az algoritmus kiértékelése, illetve a paramétereinek behangolása 60 képen történt. Ezen 60 képen összesen 1423 borda látható a jobb és baloldali bordát külön számolva.

A táblázat második oszlopában a kiszegmentált bordák száma látható. Szegmentált borda alatt azokat értjük, melyek a már címkézett képen szegmentáltan szerepelnek, nem feltétlenül helyes címkével. A táblázat harmadik oszlopa szigorúbb feltételt állít fel, itt a szegmentáltság mellett a borda címkéjének is megfelelőnek kell lennie. Egyes esetekben előfordulhat, hogy a bordák jó sorrendben kerülnek felcímkézésre, de zaj, vagy csigolyanyúlvány bekerülése miatt elcsúszik a címkézés. A táblázat utolsó oszlopa a fix pont segítségével címkézett bordák arányát számszerűsíti.

Bordák	Kiszegmentált bordák	Helyesen címkézett bordák	Fix pont megadásával
1423	1301	998	1161
100%	91.4%	70.1%	81.5%

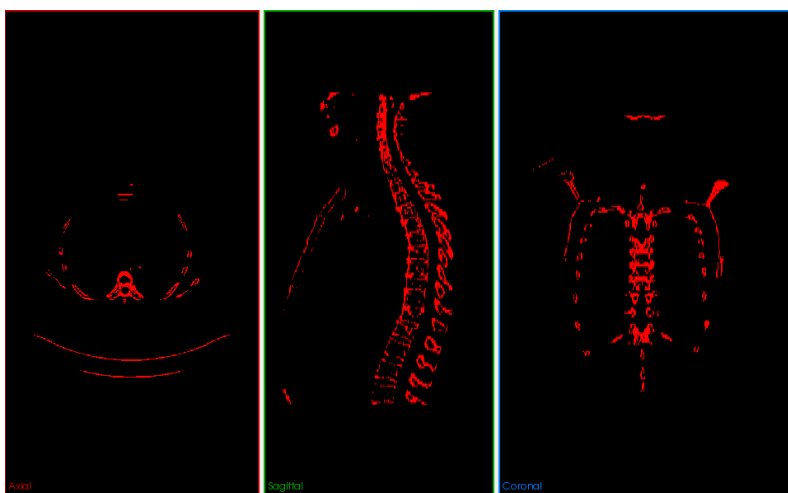
3.1. táblázat. Eredmény összefoglalása

3.1. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése

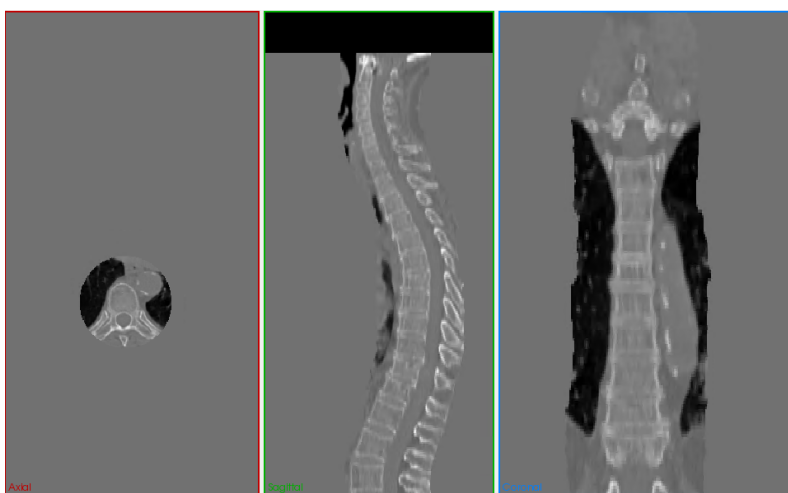
E fejezetben különböző esetekre láthatunk példákat a bordák címkézésének folyamatára.

Az esetenkénti első képeken a csont szegmentálásának az eredményét láthatjuk. Itt még minden csontszerkezet látszik. A második képeken látható a gerinc kijelölésének

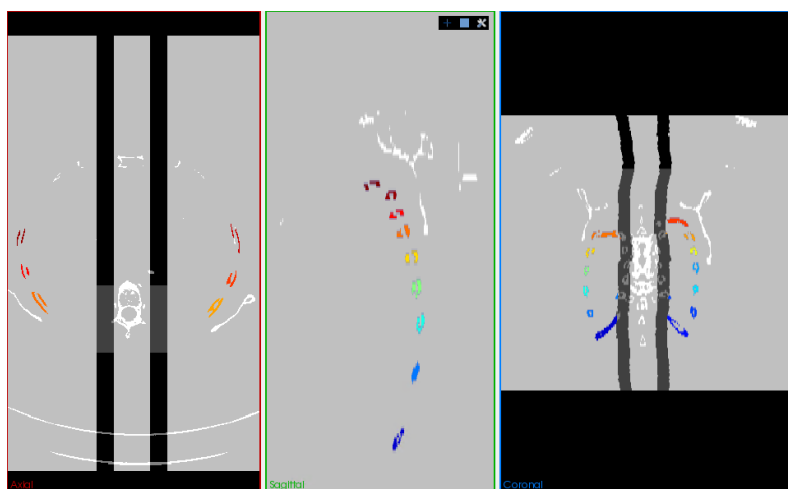
végleges eredménye. A gerinc kijelölése három lépésből áll, itt most csak az utolsó lépés eredményét szemléltetem, azzal, hogy visszavetítem az eredeti CT képre így látszik csak a gerinc. Végül az utolsó képeken látható a bordák detektálásának az eredménye. Szürke árnyalatokkal látható a csont illetve a segédvonalak melyek mentén zajlik a bordák keresése és színesen pedig már az szegmentált, illetve felcímkézett bordák. A segédvonalakat a detektált körök alapján helyezem el, ez ki is rajzolódik az utolsó képek jobboldali képén. A különböző színű bordák különböző címkéket reprezentálnak.



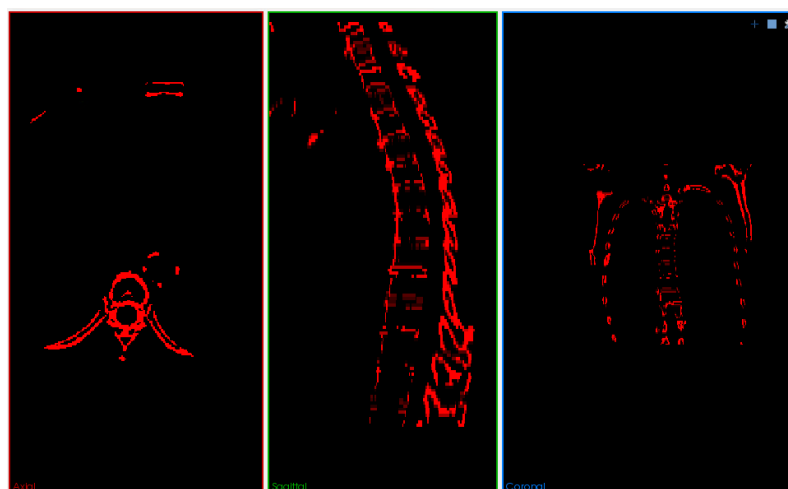
3.1. ábra. Csont szegmentálás



3.2. ábra. Gerinc kijelölés



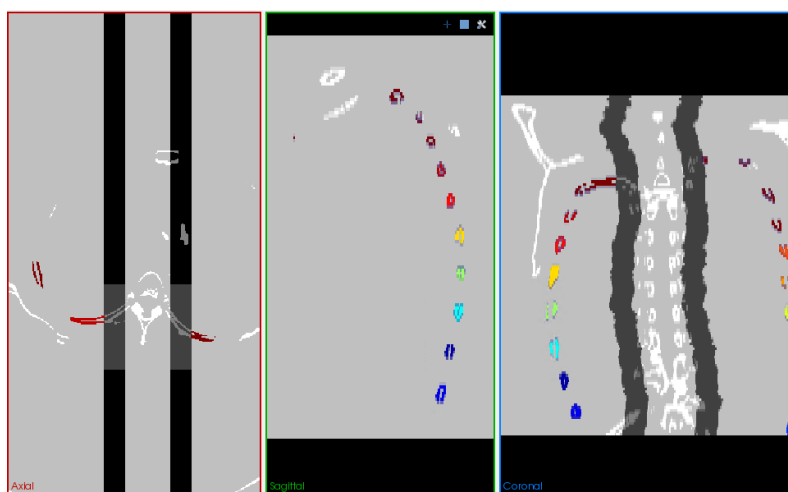
3.3. ábra. Régiónövelés



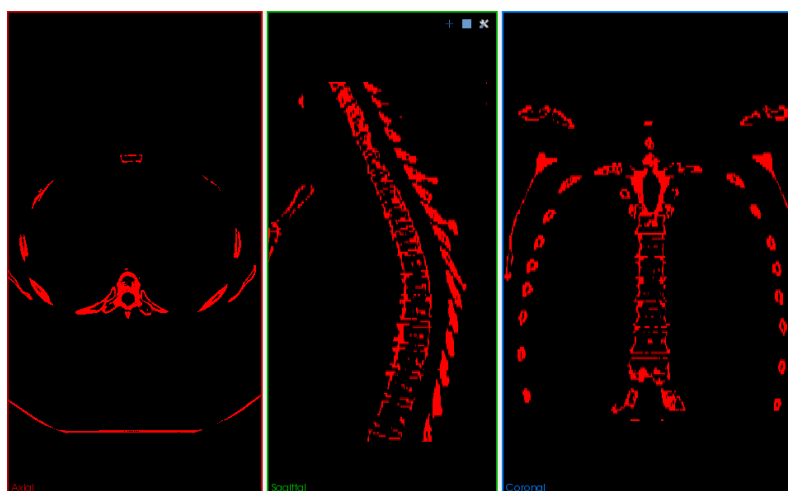
3.4. ábra. Csont szegmentálás



3.5. ábra. Gerinc kijelölés



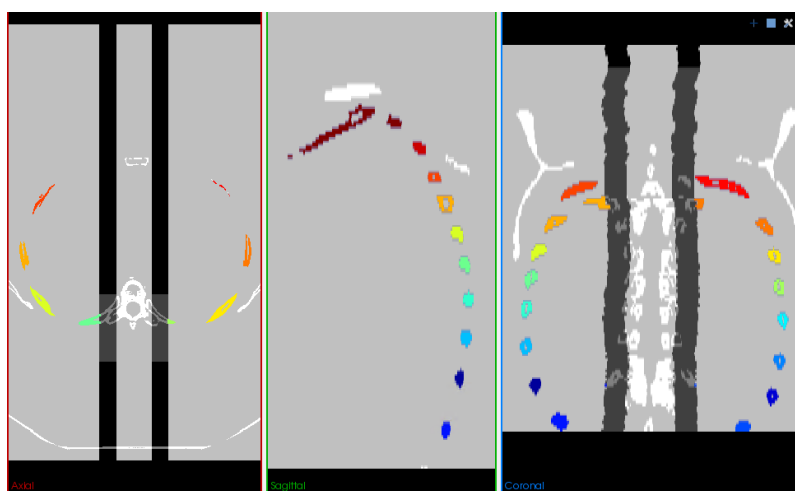
3.6. ábra. Régiónövelés



3.7. ábra. Csont szegmentálás



3.8. ábra. Gerinc kijelölés



3.9. ábra. Régiónnövelés

4. fejezet

Összefoglalás

A feladat CT felvételeken történő csigolyák vagy bordák címkézését megvalósító algoritmus fejlesztése volt. Az elkészült algoritmus képes a 91%-os pontossággal szegmentálni és 70%-os pontossággal címkézni a bordákat. E mellett 81% érhető el fix címke megadásával. A megvalósítás ezen kívül tartalmaz még a címkézett bordák alapján történő csigolyák közötti rések - ezzel együtt konkrét csigolya címkék - meghatározását is.

Algoritmusok

Algorithm 1: Gerinc kijelölése

```

input : CT kép csontKep
output: Axiális szeletenként egy kör retKorLista

korSzam  $\leftarrow$  8;
korAtlag  $\leftarrow$  0;

/* Több kört keresünk egy axiális szeleten, ezeket a
   köröket egy listában tároljuk */
foreach axialSzelet in csontKep do
    korokListaja  $\leftarrow$  hough (axialSzelet, korSzam);

/* Első helyen lévő körökből átlagszámítás */
foreach korLista in korokListaja do
    kor  $\leftarrow$  korLista [0];
    korAtlag  $\leftarrow$  korAtlag + kor ;
korAtlag  $\leftarrow$  korAtlag / length(korokListaja);

/* Első korrigálás */
foreach korLista in korokListaja do
    if not metszikEgymast (korLista [0], korAtlag) then
        minTavolsag  $\leftarrow$  integerMax;
        minKor  $\leftarrow$  korLista [0];
        foreach kor in korLista do
            if minTavolsag > tavolsag (kor, minKor) then
                minTavolsag  $\leftarrow$  tavolsag (kor, minKor);
                minKor  $\leftarrow$  kor ;
        retKorLista  $\leftarrow$  minKor;
    else
        retKorLista  $\leftarrow$  korLista [0];

/* Második korrigálás */
filterMerete  $\leftarrow$  15;
tempKorLista  $\leftarrow$  masol (retKorLista);
for  $i \leftarrow$  filterMerete/2;  $i <$  length(retKorLista) - filterMerete/2;  $i \leftarrow i + 1$ 
do
    korAtlag  $\leftarrow$  0;
    for  $j \leftarrow$  -filterMerete/2;
     $j <$  filterMerete/2;
     $j \leftarrow j + 1$  do
        korAtlag  $\leftarrow$  korAtlag + tempKorLista[ $i + j$ ];
    retKorLista [ $i$ ]  $\leftarrow$  korAtlag / filterMerete;
return retKorLista

```

Irodalomjegyzék

- [1] Jaesung Lee and Anthony P. Reeves, *Segmentation of Individual Ribs from Low-dose Chest CT*, School of Electrical and Computer Engineering Cornell University, Ithaca, NY, USA, 2010
- [2] Nobuyuki Otsu, *A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms*,
- [3] Liugang Gao, Hongfei Sun, Xinye Ni, Mingming Fang and Tao Lin *Effects of 16-bit CT imaging scanning conditions for metal implants on radiotherapy dose distribution*, 2017

TODO: 10-es betűméret kell