

Csigolya- és bordacímkézés

Barta Bence

Szeged

2020

Tartalomjegyzék

Feladatkiírás	4
1. Irodalom áttekintés	5
1.1. Borda címkézés	5
1.1.1. Bordák szegmentálása alacsony sugárzású CT képek segítségével [1]	5
1.1.2. Bordák szegmentálása CT képeken, cikkösszefoglaló [4]	7
1.2. Csigolya címkézés	9
1.2.1. Mérföldkő a CT csigolyaszegmentálásban [5]	9
2. Borda címkézés	11
2.1. Csont szegmentálása	11
2.1.1. Otsu szegmentálás	11
2.1.2. Csont szegmentálása CT képeken	12
2.2. Gerinc kijelölés	13
2.2.1. Hough transzformáció	13
2.2.2. Körök keresése axiális szeleteken	15
2.2.3. Körök helyzetének korrigálása	15
2.2.4. Körök helyzetének második korrigálása	15
2.3. Magpontok meghatározása	16
2.4. Nem bordaalakú objektumok eltávolítása	19
2.5. Bordák címkézés	20
3. Csigolyák elválasztása	21
3.1. Csigolyák közötti rések berajzolás	21

4. Eredmények	23
4.1. Bordacímkézés	23
4.2. Csigolyák szétválasztása	24
4.3. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése bordáakra	25
4.4. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése csigolyákra	25
5. Összefoglalás	42
Irodalomjegyzék	45

Feladatkiírás

Alacsony dózisú CT felvételeken csigolyák és/vagy bordák kijelölése és felcímkézése. Eljutni olyan szintre, hogy ha a felhasználó a megjelenítő szoftverben rákattint egy adott bordára vagy csigolyára, az algoritmus képes legyen megállapítani, hogy pontosan melyig borda vagy csigolya voxeljéről van szó. Végül az algoritmus kiértékelése, és tesztelése több képen.

1. fejezet

Irodalom áttekintés

A munka megkezdése előtt számos publikációból merítettem ihletet mind a bordák, mind a csigolyák detektálására szánt algoritmus megvalósításához. A téma mai napig aktívan kutatott, mutatja ezt az is, hogy a cikkek között már a probléma megközelítésében is óriási eltérések figyelhetőek meg. Az általam megvizsgált írások között felelhetőek atlasz alapú, gépi tanulás, illetve egyszerű algoritmikus alapokon nyugvó módszerek. Az alábbi sorokban ezek közül összegzek.

1.1. Borda címkézés

1.1.1. Bordák szegmentálása alacsony sugárzású CT képek segítségével [1]

Tesztelt képek:

115 alacsony sugárzással felvett mellkasi CT képek, különböző szelet vastagsággal. 5 CT felvétel az algoritmus paramétereinek a beállítására, 110 CT felvételt az algoritmus kiértékelésére használtak 98

Elvi algoritmus:

- 1 Csontszerkezet szegmentálása
- 2 A gerinccsatorna közepének a meghatározása
- 3 A középvonal és a szegmentált csont alapján a borda magja (seed) kerül meghatározásra

4 A magból különálló bordák növesztése elválasztva a hozzáartozó csigolyától

Csont szegmentálás

Zajszűrés és küszöbölés. Elsőként minden képen 3x3-as átlagolószűrőt alkalmazunk, eztán jön a küszöbölés, ahol 175HU (Hounsfield) intenzitás alatti részeket nem vesszük számításba. Gerinccsatorna megrajzolása

A kezdőpont (seed point) automatikusan kerül meghatározásra a legalsó projekcióból. A csatorna iteratívan kerül megrajzolásra az aktuális(I_i) és a rákövetkező(I_{i-1}) képszeletből.

Elvi algoritmus:

- 1 Kezdőpont megtalálása a legalsó képen
- 2 2D távolság transzforáció kiszámítása a rákövetkező képen
- 3 Találjuk meg azt a pontot a rákövetkező képen ami a legközelebb van az aktuális képen kiszámolt ponthoz (1 lépésben ez a kezdőpont)
- 4 Ismételjük az első és a második lépést
- 5 a megtaláltpontok együtt alkotják a gerinccsatorna középpontját

Bordák szegmentálása

Ahhoz, hogy külön szegmentáljuk a bordákat el kell választanunk őket a csigolyáktól, hiszen a felvétel a csigolya és a borda egy egybefüggő objektumként szerepel. Ezért egy mag (seed) régió kerül meghatározásra a bordákon, és ebből a régióból kerül kirajzolásra a borda befelé illetve kifelé haladva. Mag meghatározása A magrégió meghatározása egy w érték beállításával történik, a w a gerinccsatorna közepétől vett távolságot jelenti, jobbról illetve balról. Ahhoz, hogy egy régiót bordához tartozó mag régiónak nevezhesünk két kritériumnak kell eleget tennie. Először is az intenzitása magasabb kell, hogy legyen, mint az előre megadott küszöbérték (175HU). Másodsor a régiónak az összes bordát érintenie kell. Bordák növesztése A magrégióból kinövesszük a bordákat 3D régió növesztést alkalmazva (3D region growing)

Eredmények:

Az algoritmust 110 CT felvételen tesztelték melyeken összesen 2632 borda szerepelt ebből 2600 (98.8borda volt míg a maradék 26 a legalsó bordák közül került ki.

1.1.2. Bordák szegmentálása CT képeken, cikkösszefoglaló [4]

Az ebben a cikkben tárgyalt módszerek 15 kutatásból lettek kiválogatva, melyek 1999 és 2013 között íródtak. Ezek az írások tartalmaznak egészséges, roncsolódott és gyermek páciensekről készült felvételeket.

Priorinformáció nélküli módszerek

- Küszöbölés

1 2010, Furuhashi et al. módszere:

Adaptív küszöbölés hisztogram analízis alapján, mely három, vagy négy fő szürkeárnyalat jelenlétének az előfordulását határozza meg. Mindegyik ilyen árnyalat megfeleltethető, a levegőnek, lágy szövetnek és a csontoknak, ez alapján válasszuk meg a küszöbértéket, ahol, csak a csont-ra utaló árnyalatokat tartjuk meg a képen.

2 2010, Banik et al. módszere:

Több szintű küszöbölést használtak (HU skála alapján). Az eredményt pedig morfológiai műveletek bevetésével finomították. A küszöböt képen morfológiai nyitást alkalmaztak, hogy elválasztják a bordákat a csigolyáktól. Ezt követően az axiális szeletek meghatározzák a középvonalat amely végig megy a gerincen (? talán a gerincsatornára gondolnak). Ez azért kell, mert ha egy régió megfelelő távolságra van ettől a ponttól, (és átment a küszöbölésen) akkor az a borda része. Ezután a megtalált borda szerkezetének a fejlesztése további morfológiai műveleteket alkalmaznak.

3 2009, the work of Zhou et al. módszere:

Dinamikus hisztogram analízist használtak a küszöböléshez. Ez a módszer úgy tekint a csont és a máj régióra mint két Gauss eloszlásra és ezek kombinálva találja meg a legjobb threshold értéket. Ezután a csontrégiók 60 kategóriába osztják szét (csigolyák (18) bordák(12), szegycsont (3) stb..)

- Rekurzív megrajzolás (tracing)

1 2004, Shen et al. módszere:

Magpont keresése a bordákon, a mellkashoz közel, hasonlóan mint a hogy azt az előző cikkben is tárgyaltuk, majd ebből a magpontból bordák növesztése.

2 2010, H. Li et al. módszere:

Hough transzformációt használnak, hogy megtalálják az első bordát a szagitalis szeletek sorozatában meghatározott dőlésszögű és hosszú vonalat keresve. Azt a szeletet,

melyen megtalálják az ennek megfelelő vonalat (bordát) kulcs szagítális szeletnek nevezik (KSP) és a borda közepét magpontnak tekintik.

3 2012, Zhang et al. módszere:

Korona szeletek követésével képes teljesen elválasztott 12 bordát szegmentálni, a köcépső szeletből kiindulva. A lehetséges bordát tartalmazó területeket 110HU-nál thresholdolták

4 2012, Yao et al. módszere:

A gerinc szegmentálásával kezdődik. A bordák 200HU felett és 2cm-re a szegmentált gerinctől detektálódnak. Majd egy kereszt sekciót (cross section) definiálunk a detektált szerkezet közepére. Az első cross section meghatározása után az algoritmus egy B-spline görbüét. Ezzel a görbüvel határozzuk meg a következő cross sectiont.

-*Régió növelés (Region growing)*

1 2002, Kim et al. módszere:

Hibrid módszer rekurzív megrajzolással (recursive tracing) és régiónöveléssel. A cél-objektum a felhasználó által megadott iniciális pontból növeszti ki. Porckorong szivárgást (leakage) detektálhatunk vele. A szivárgást akkor találja meg amikor egy nem célobjektum összeolvad egy célobjektummal a következő szeleten.

2 2012, Ramakrishnan et al. módszere 3D középvonal kinyerése a torakális CT-ből. A Módszer két részre osztható. a) előfeldolgozás ahol meghatározzuk a gerinc középvonalát az axiális vetületekből. A csontrégió az összefüggő komponens analízis során kerül meghatározásra. Az összefüggő komponensek közepe potencionális magpont(seed point). b) A magpont meghatározása után következik a tracing Radnom Walker algoritmust használva.

Priorinformáció alakú módszerek

-*Borda váz modell alapján*

1 2012 Wu et al. módszere:

A borda magpontját mintaillesztéssel, tanulás alapú objektum középvonal detektáló algoritmussal. Tanítóadatbázisnak 40CT felvételt használtak, melyet kézzel annotáltak. A tanulás során előáll egy probability response map amely megadja mindegyik voxel-re, hogy mennyi a valószínűsége annak, hogy bordához tartozik.

-*Prior tudás alapján*

1 2013, Gargouri et al. módszere:

Mindegyik csont voxelhez egy jellemző vektor tartozik. Az első alakleíró jellemző az úgynévezett Axial-inertia descriptor. Itt különösen az adott voxel halmaz lokális görbületére koncentráltak. A második jellemző az úgynévezett Rotation Invariant Shape Context Descriptor. Mindegyik csont voxelre kiszámoltak 56 sávot (képen 2 sáv van kék és piros) melyeknek a sugarai random választották 2 és 35 között. Aztán az összes sávra kiszámolták, hogy hány csont voxelt érint. Ebből pedig előáll a jellemző.

2 2007, Staal et al. 5 lépéses módszere:

1. Binarizálás 100HU és az 1D gerinc voxel (1D ridge voxel) meghatározása
2. Primitív elemek meghatározása az 1D gerinc voxelekből. A régióövelés magpontja random kerül kiválasztásra a gerinc voxelekből.
3. Spin-glass oszályozóval elválasztjuk a bordákat az egyéb primitívektől. Ehhez két féle jellemző használunk, az egyik a lokális jellemző mely tartalmazza a geometriai információját a primitívnek a másik az intenzitás alapú jellemzők és olyan jellemzők, amelyek a primitívek közötti kapcsolatot kódolják le. Az összes jellemzők közül azokat tartjuk meg melyek a legjobb a legjobb teljesítményt nyújtják.
4. A következő lépésben a borda primitívek középvonalakká kerülnek csoportosításra.
5. Végül az egész szegmentálásra egy régióövelő algoritmust alkalmazunk.

1.2. Csigolya címkézés

1.2.1. Mérföldkő a CT csigolyaszegmentálásban [5]

Tesztelt képek:

Ebben a cikkben 5 algoritmust (módszert) hasonlítanak összes, melyet 5 különböző csapat írt meg a 2014 International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI) Workshop-on. A módszereket 10 tanítóképen, és 5 testképen tesztelték a workshoppon: ezek a képek mind egészséges páciensekről készültek. A workshop után további 5 abnormális eseten is tesztelték az algoritmust, hogy abnormális helyzetekben is kiértékeljék a teljesítményüket. A kiértékelési metrika a kocskázati együttható, és az abszolút felületi távolság (absolute surface distances) volt.

Az 5 módszer bemutatás röviden:

Módszer 1:

Előfeldolgozás, kezdeti sorbaállítás, nem merev regisztráció és címke fúzió (label fusion). Az előfeldolgozó lépés a gerinccsatorna szegmentálásából, disc detektálásból, és csigolya pozíció és rotáció becslésből áll.

Módszer 2:

Statisztikai csigolya alak és pozíció modellen alapul, mely a gerincoszlop csontos eleit regisztrálja. Tanulóadatot gyűjtünk az összes csigolyáról, és különálló submodelleket építünk belőlük, egy csigolyához tartozó submodell tartalmazza a három szomszédos csigolya adatait. A modell paramétereit az EM (expectation maximization) algoritmussal optimalizáljuk.

Módszer 3:

A súlyozott totál variációt kombinálja a csont intenzitás, és alak információval. A csont intenzitás predikcióhoz, a normalizált előteret (csont) és a háttér hisztogrammját tanulja meg egy annotált adatbázisból.

Módszer 4:

Két részből áll, csigolya detektálás, és csigolyaszegmentálás. Spline interpolációval alapuló módszerekkel határozzuk meg a gerincoszlopot. A csigolya befoglalásokat Canny eldetektálással, és random forest regressiós modell alkalmazásával határozzuk meg.

Módszer 5:

Csak lumbáris csigolyákat dolgoznak fel. Egy független 30 felvételt tartalmazó adatbázisból mindegyik csigolyára megalkotnak egy statisztikai alak modellt (statistical shape models (SSM)). A manuálisan elhelyezett porckorong középpontokból kiszámoljuk a csigolya kezdő alakját. Eztán ezt a kezdőalakot iteratívan változtatjuk a csigolya intenzitásához viszonyítva.

2. fejezet

Borda címkézés

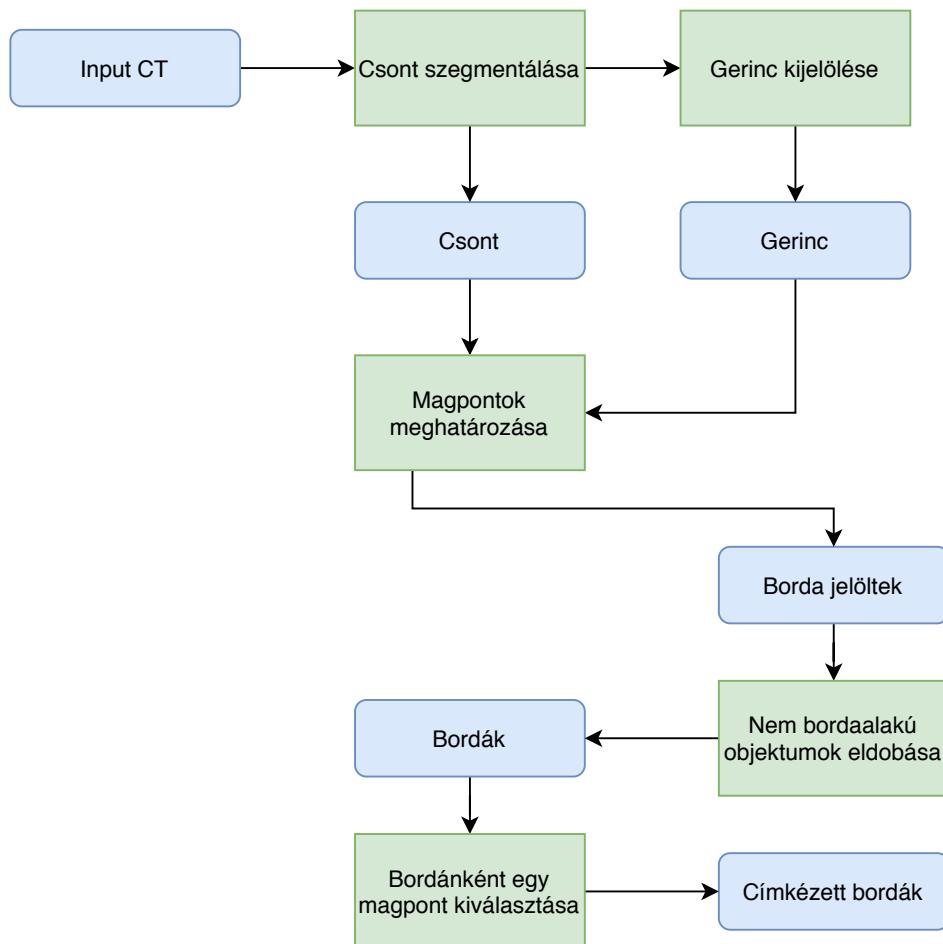
A bordák címkézését megvalósító algoritmushoz J. Lee és társai [1] publikációjában megfogalmazottakat vettem alapul. Ez alapján az algoritmusom főbb lépései a 2.1 ábrán láthatjuk. Az alábbi alfejezetben ezeket taglalom részletesen.

2.1. 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.

2.1.1. Otsu szegmentálás

Otsu szegmentálási módszere, olyan automatikus megoldást nyújt, mely segítségével elég csak a kép hiszrogramát felhasználnunk a küszöbérték meghatározására. Az algoritmus lényegében azt a t küszöbértéket keresi, amely minimalizálja az objektum és a háttér közötti varianciát.[2] A módszer a 2.3 képlet minimalizálásával találja meg az optimális t küszöbértéket. Szemléletesen pedig a 2.2 ábrán láthatjuk ahol a piros függőleges vonal az optimális küszöbértéket jelenti.

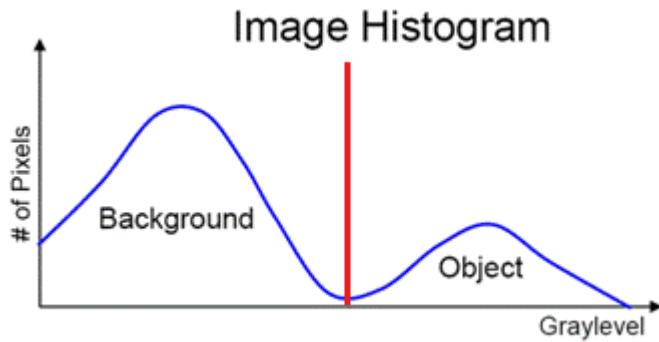


2.1. ábra. Algoritmus lépései

2.1.2. Csonth 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 felvételenél. 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-



2.2. ábra. Histogram és otsuval meghatározott threshold érték

$$\sigma_w^2 = \omega_0(t)\sigma_0^2 + \omega_1(t)\sigma_1^2 \quad (2.1)$$

2.3. ábra. Variancia képlet

malizálásnak.

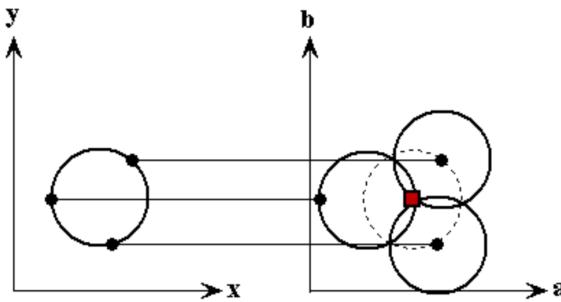
Ennek az egyik módszere a következő. Az adott kép hisztogramát 0-tót lefelé illetve 1000-től felfelé eldobjuk. Ebbe a tartományba a lágy szövetek és a csontok tartoznak bele, hogy a kettő között pontosan hol helyezkedik el a határ az Otsu könnyedén meg fogja határozni egy darab threshold érték keresésével.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

2.2. 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 mentén pásztázva.

2.2.1. 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



2.4. ábra. Kép és akkumulátor kép

elő, így több kör detektálására is alkalmas.

A kör egyenlete kettő dimenziós térben a 2.2 egyenlettel írható le.

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (2.2)$$

Az egyenletben a és b a kör középpontja, r pedig a sugár. Ha a két dimenziós pont (x, y) rögzítve van akkor a paraméterek a 2.2 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 körökök 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 a 2.4 ábra jobb oldali koordináta rendszerében látható. Ezt a mátrixot nevezzük akumlátor képének. A keresett kör a 2.4 ábra baloldali koordinátarendszerében helyezkedik el. E körön válasszunk ki például három pontot, de az objektum többi pontja is felhasználható, majd e három pont körül rajzolunk köröket az akumlátor képen, úgy, hogy minden körön lévő pixelt egyel növeljünk a mátrixban. A három kör metszéspontja lokális - és ebben az esetben globális is - maximum lesz. Ennek a maximum ponnak 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 képhez.

2.2.2. Körök keresése axiális szeleteken

A gerinc kijelölésének algoritmusa 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 a 2.6 ábrán látható.

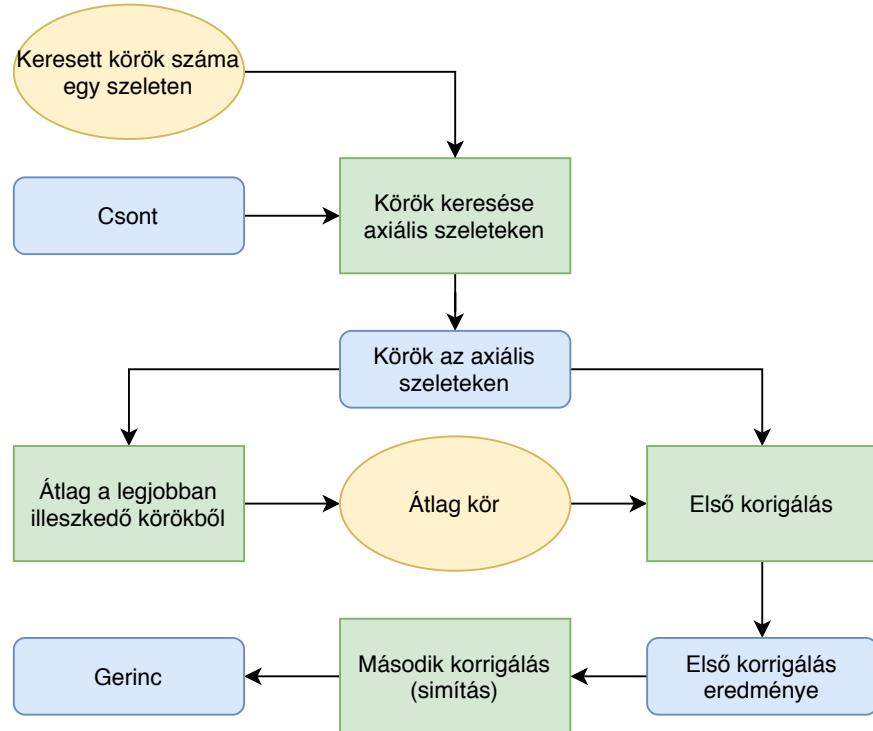
2.2.3. Körök helyzetének korrigálása

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 azserint, 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 a 2.7 ábrán látható.

2.2.4. 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 a 2.8 ábrán látható.



2.5. ábra. Gerinckijelölés lépései



2.6. ábra. Korrigálatlan



2.7. ábra. Első korrigálás



2.8. ábra. Második korrig

2.3. Magpontok meghatározása

A gerinc kijelölése kritikus fontosságú az algoritmus szempontjából, hiszen a következő lépések erre építkeznek. A bordákat régióönüveléssel tudjuk kijelölni a szegmentált képen. A régióönüveléshez 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 indítunk régióönüvelést a



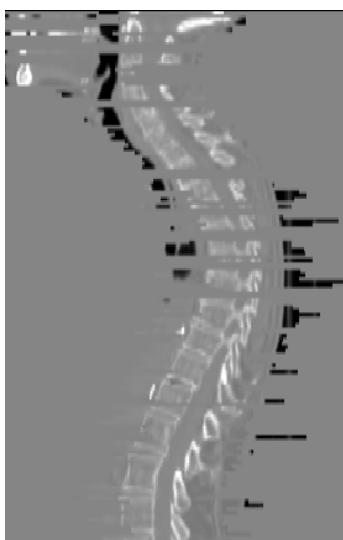
2.9. ábra. Korrigálatlan



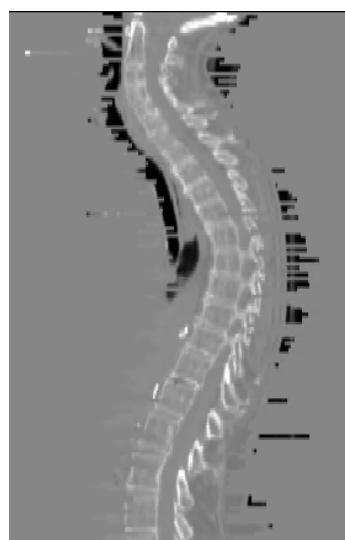
2.10. ábra. Első korrigálás



2.11. ábra. Második korrig



2.12. ábra. Korrigálatlan



2.13. ábra. Első korrigálás



2.14. ábra. Második korrig



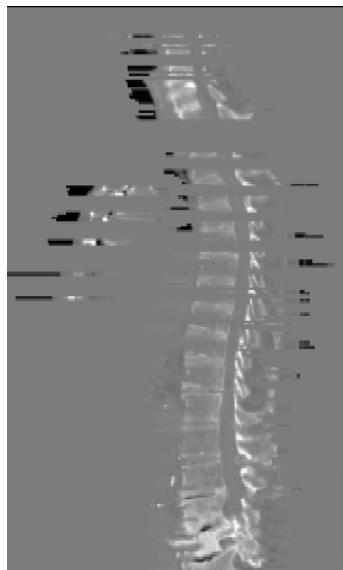
2.15. ábra. Korrigálatlan



2.16. ábra. Első korrigálás



2.17. ábra. Második korrig



2.18. ábra. Korrigálatlan



2.19. ábra. Első korrigálás



2.20. ábra. Második korrig

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

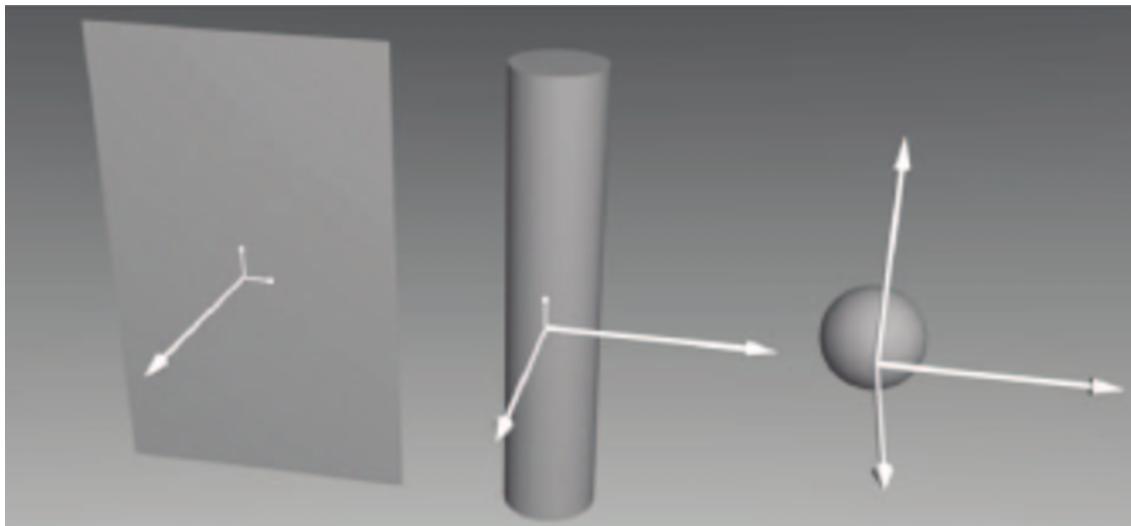
A régióövelés egy magpontból (voxelből) kiindulva a magponttal szomszédos voxeleket beveszi a szegmentálásba, majd az újonnan bevett voxelek szomszédjait is hozzáveszi a szegmentáláshoz iteratívan. Az algoritmus akkor áll meg, ha már nem tud új voxel bekerülni a szegmentált régióba. A bordacímkéző algoritmus által használt régióövelés 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 régióövelést a szigorúbb négy-szomszédság szerint alkalmazni, a nem kívánt objektum összenövések megelőzése érdekében. Például kisebb lesz az esélye a borda-lapocka összenövésnek.

2.4. Nem bordaalakú objektumok eltávolítása

A régió övelés után ideális esetben előáll a kép ami csak a bordákat tartalmazza. Azonban gyakorinak nevezhetőek 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.

A 2.21 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 sajátértékkal 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 a 2.21 ábrán az első objektuméhoz fog hasonlítani, míg a bordáké a középső, henger alakúhoz.



2.21. ábra. Különböző objektumok sajátértékei

2.5. Bordák címkézés

A nem bordaalakú objektumok eltávolítása után következhet, a bordák megfelelő sorrendben történő címkézése. Az régióönelés definíálhat egy címkézést, de nem veszi figyelembe a bordák anatómiai sorrendjét.

Az címkéző algoritmus bemenete csak a bordákat tartalmazza, mivel az előző lépésekben eltávolítottuk az egyéb objektumokat, de fontos, hogy a bordáknak külön címkéjük legyen, vagyis külön objektumként jelenjenek meg, ezt a régióönelés 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.

3. 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.

3.1. Csigolyák közötti rések berajzolás

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

A módszer a borda detektálás utolsó lépésben, vagyis a címkézésben történik. A bordákat axiális szeletenként végig pásztázzuk, amikor elhagyunk egy bordát, feljegyezzük az elhagyáskori axiális szelet sorszámát. így teszünk minden 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-

Csigolya- és bordacímkézés

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.

4. fejezet

Eredmények

4.1. Bordacímkézés

Az eredményeket az alábbi 4.1-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%

4.1. táblázat. Eredmények összefoglalása bordák címkézésére

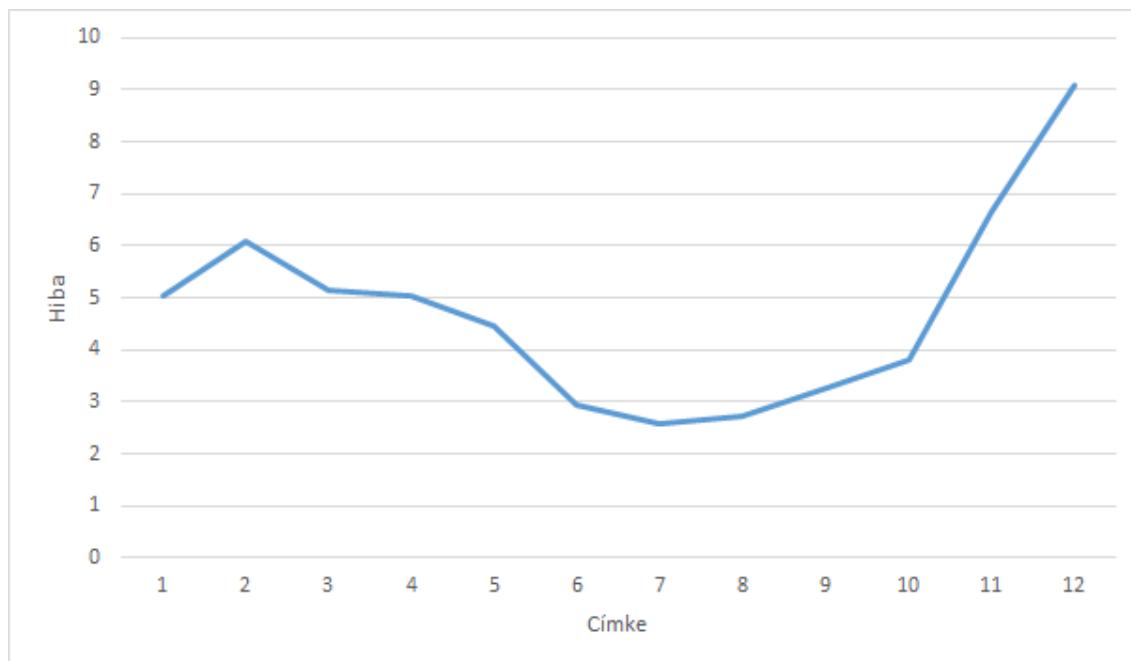
Címke	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Hiba	5,05	6,1	5,14	5,02	4,46	2,95	2,58	2,73	3,27	3,8	6,65	9,09

4.2. táblázat. Eredmények összefoglalása csigolyák szétválasztására

4.2. Csigolyák szétválasztása

A csigolyák szétválasztása ugyanazon a 60 képen került kiértékelésre mint a bordacímkézés. A képekre egyenként megvizsgáltuk, hogy az algoritmus által becsült szétválasztás adott csigolyára milyen távol van az eredeti helyétől. Ezt a távolságot az axiális szeletek számában tudjuk kifejezni. A 4.2 táblázatban láthatóak a csigolyánkénti átlag hibák számaiban kifejezve. A táblázat felső sora annak a csigolyának a címkéjét reprezentálja melyet el szeretnénk választani fölötté lévő csigolyától. A címke pedig a csigolyához tartozó borda alapján kerül meghatározásra. Az 1-es számú címke az első bordát, és ahhoz tartozó csigolyát jelenti, és így sorba a többi.

A 4.1 ábrán szemlélteti a hiba változását, melyen jól látszik, hogy a 11. illetve a 12. bordákhöz tartozó csigolyák a legproblémásabbak. Ez nem véletlen, hiszen a két utolsó borda a lengőborda eltér a többi bordától. Az is látszik, hogy a gerinc közepénél érte el az algoritmus a legfontosabb eredményt, hiszen itt van a legkevésbé íves része a gerincnek.

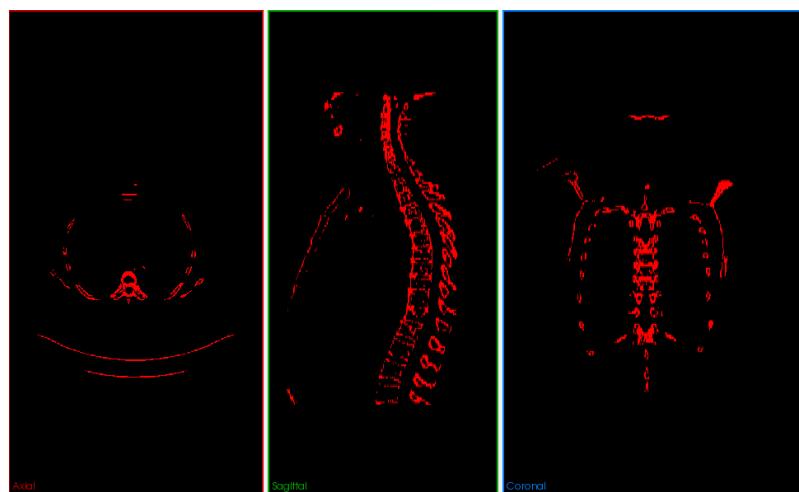


4.1. ábra. Hiba szemléltetése grafikonon

4.3. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése bordákra

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 végeleges 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 felcímkezett 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.

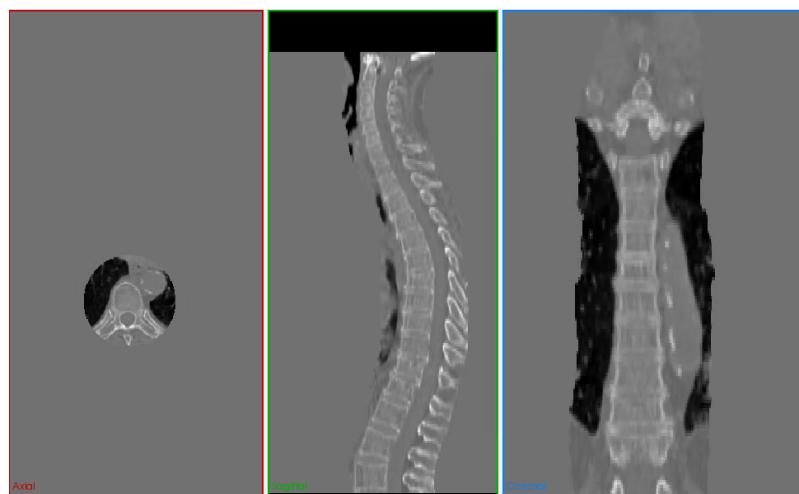


4.2. ábra. Csont szegmentálás

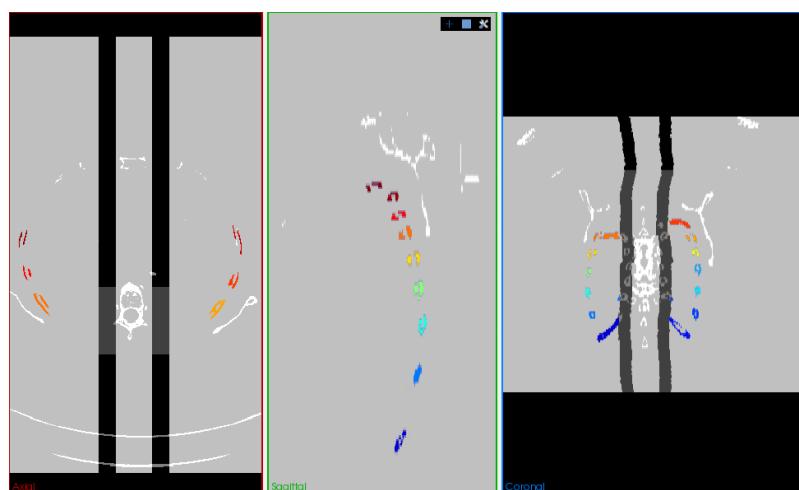
4.4. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése csigolyákra

A zárójelben felsorolt képeken (4.32, 4.33, 4.34, 4.35, 4.36, 4.37) a csigolya közötti rések becslését láthatjuk. Az algoritmus eredménye a piros vonal mélység koordinátája. A zöld nyíl azt mutatja meg, hogy hol kellene elhelyezkednie a csigolyák határának. Ahol

Csigolya- és bordacímkézés

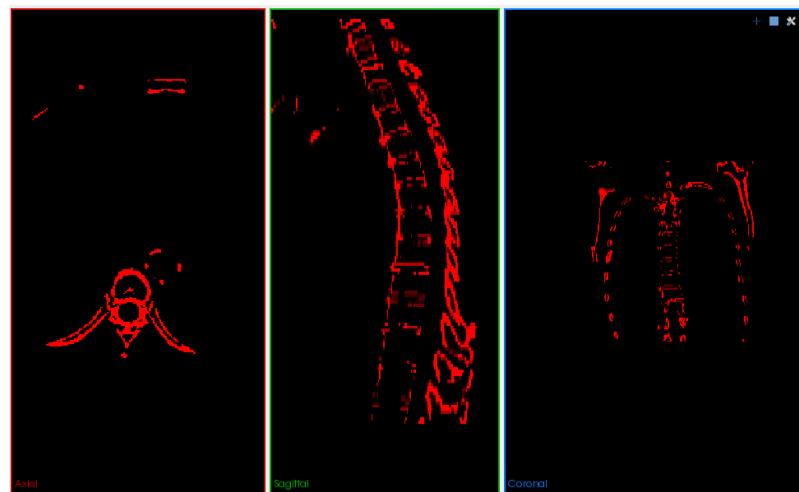


4.3. ábra. Gerinc kijelölés

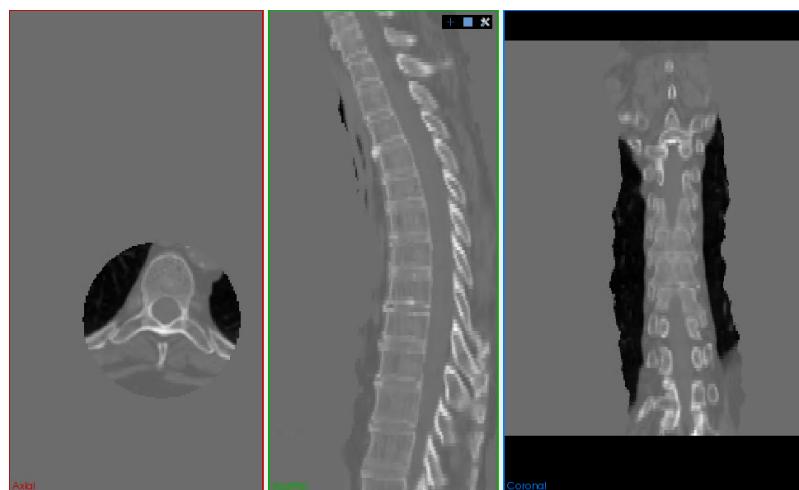


4.4. ábra. Régiónenövelés

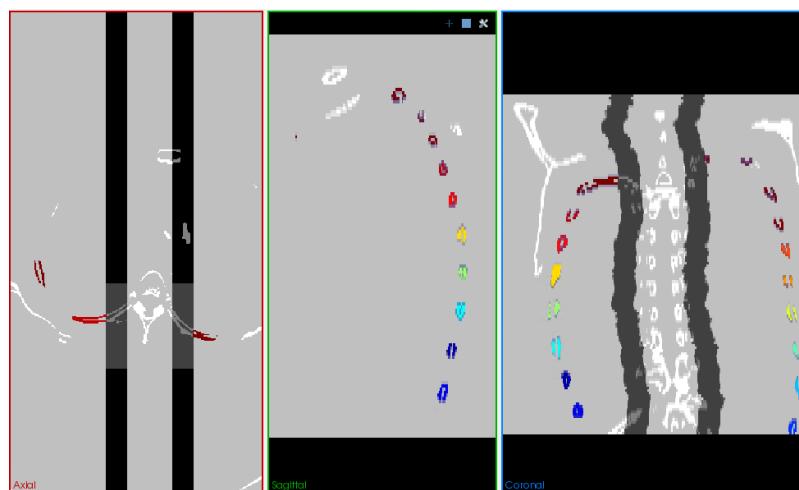
nincs drasztikus eltérés az algoritmus eredménye és a tényleges határ között, oda nem került berajzolásra. Láthatjuk, hogy az alsó csigolyákhoz kapcsolódó lengőbordákkal történő becslés instabil eredményt szolgáltat, míg a gerinc közepén lévő csigolya közti rések helyesen szerepelnek több esetben is.



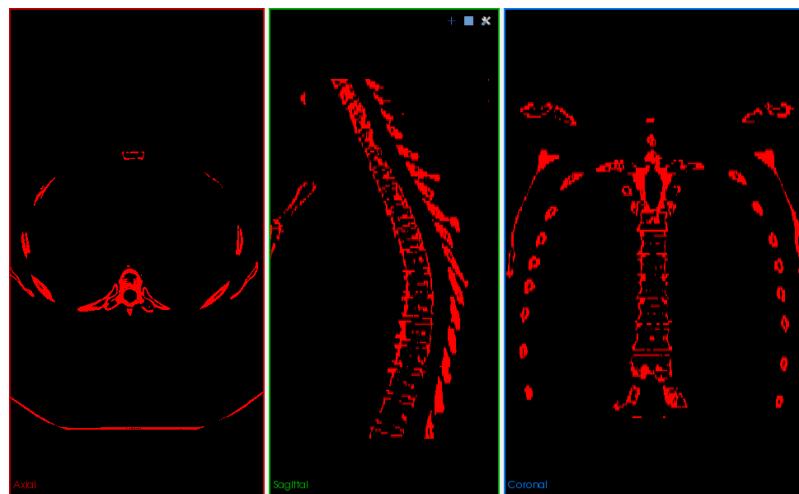
4.5. ábra. Csont szegmentálás



4.6. ábra. Gerinc kijelölés



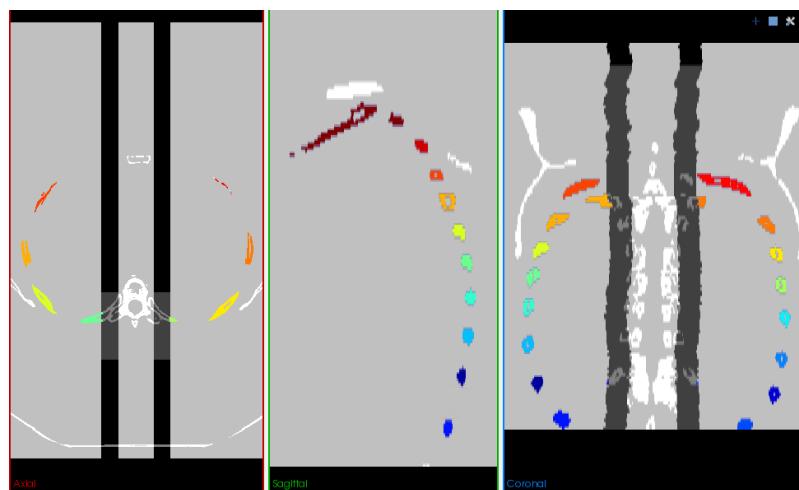
4.7. ábra. Régióközelítés



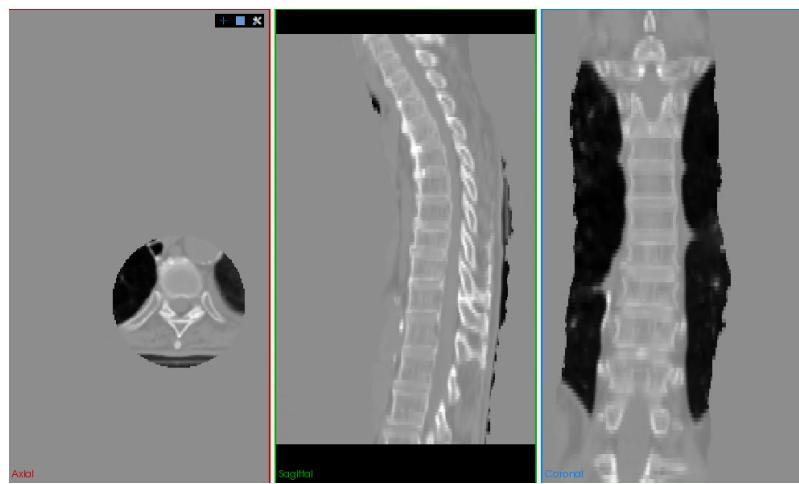
4.8. ábra. Csont szegmentálás



4.9. ábra. Gerinc kijelölés



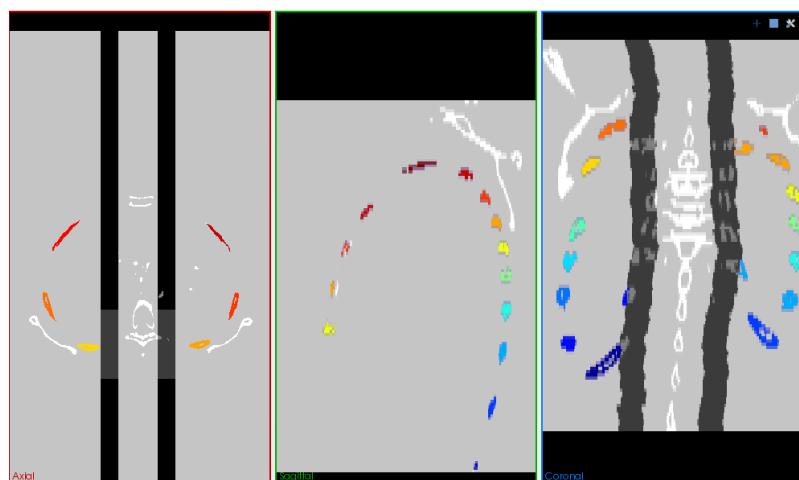
4.10. ábra. Régiónenövelés



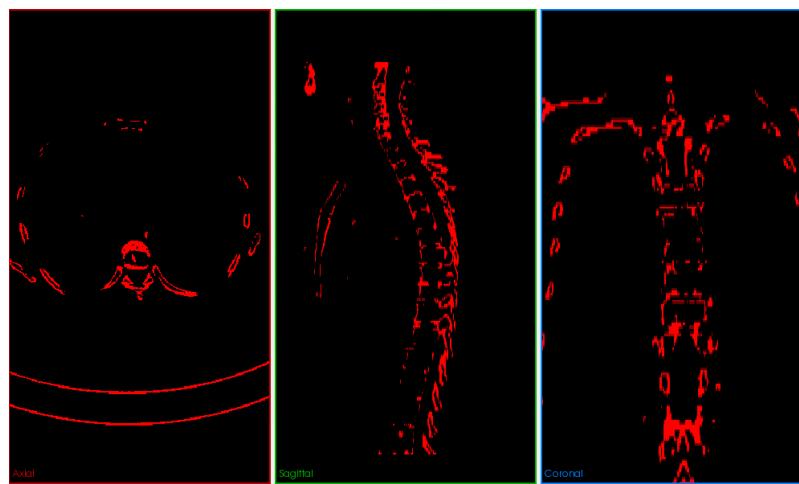
4.11. ábra. Csont szegmentálás



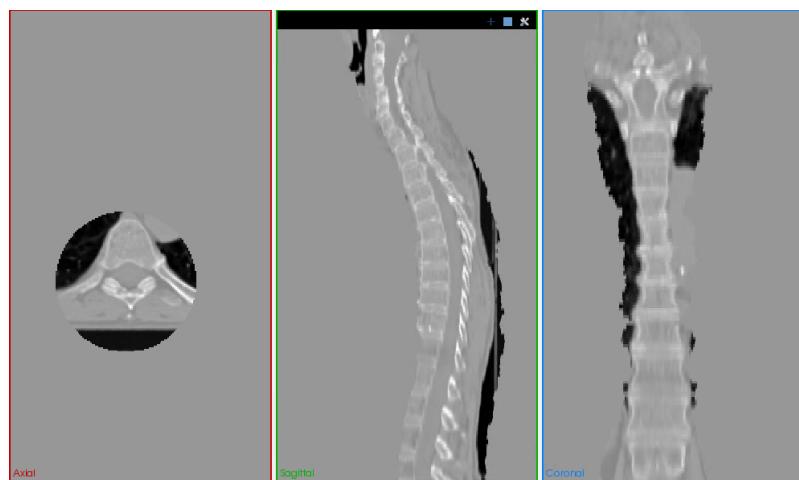
4.12. ábra. Gerinc kijelölés



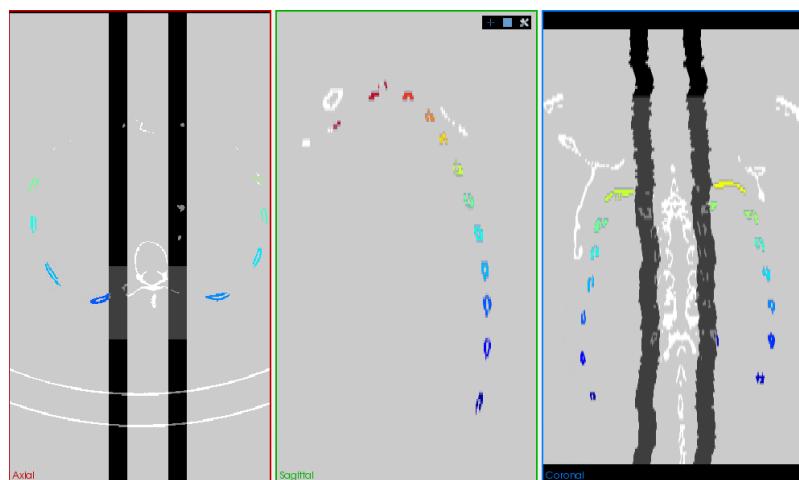
4.13. ábra. Régióinövelés



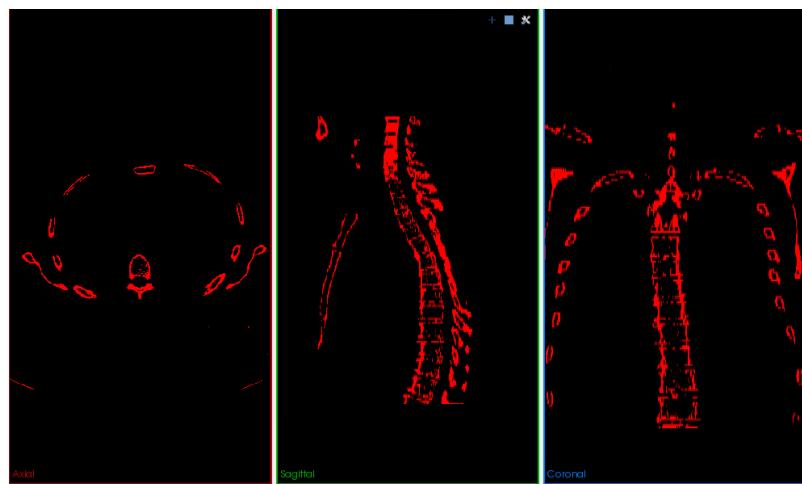
4.14. ábra. Csont szegmentálás



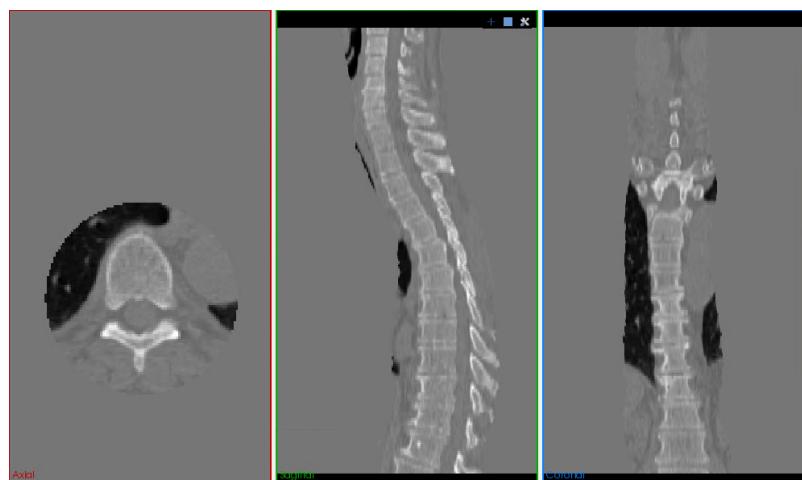
4.15. ábra. Gerinc kijelölés



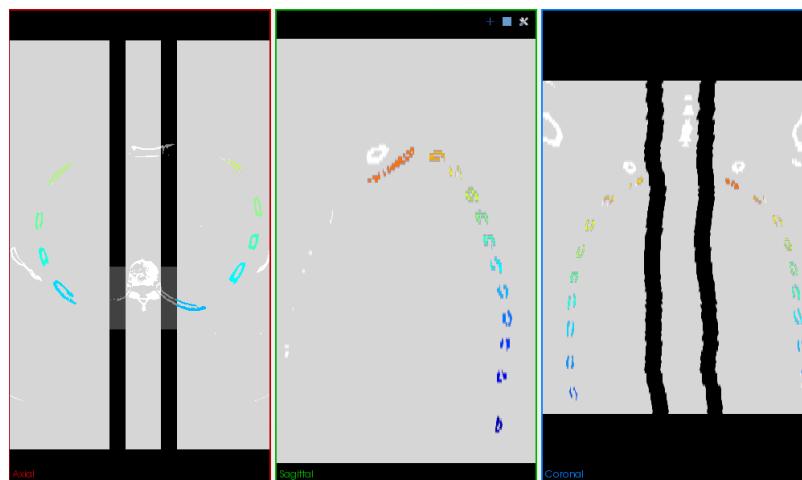
4.16. ábra. Régióinövelés



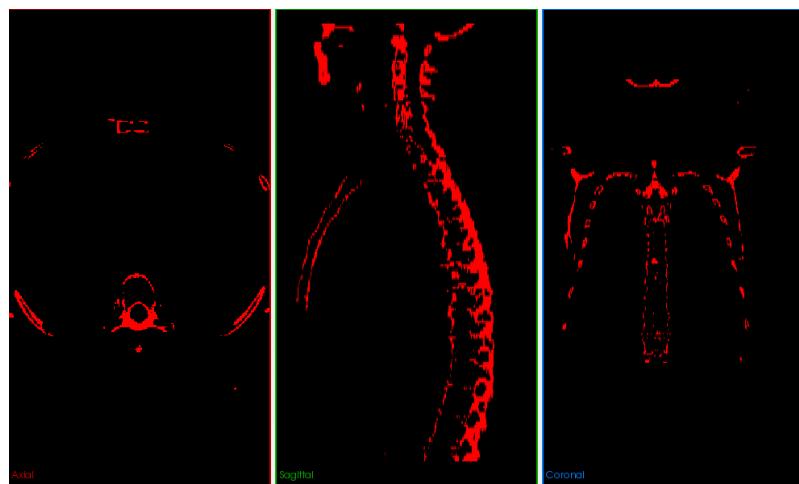
4.17. ábra. Csont szegmentálás



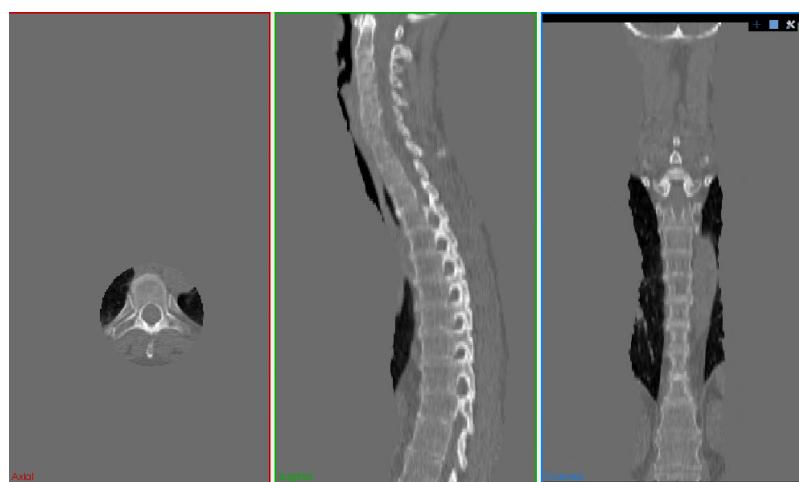
4.18. ábra. Gerinc kijelölés



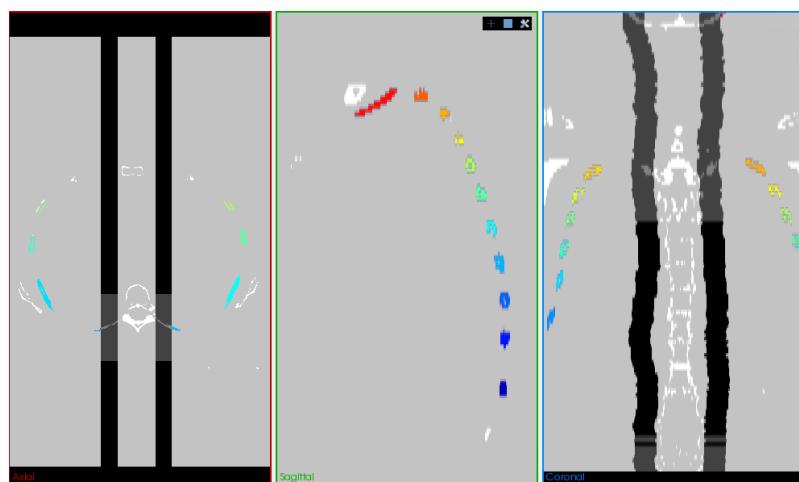
4.19. ábra. Régióinövelés



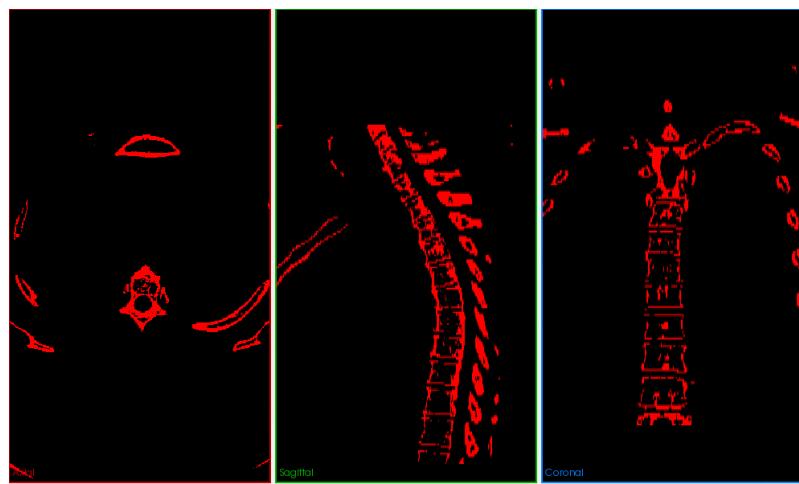
4.20. ábra. Csont szegmentálás



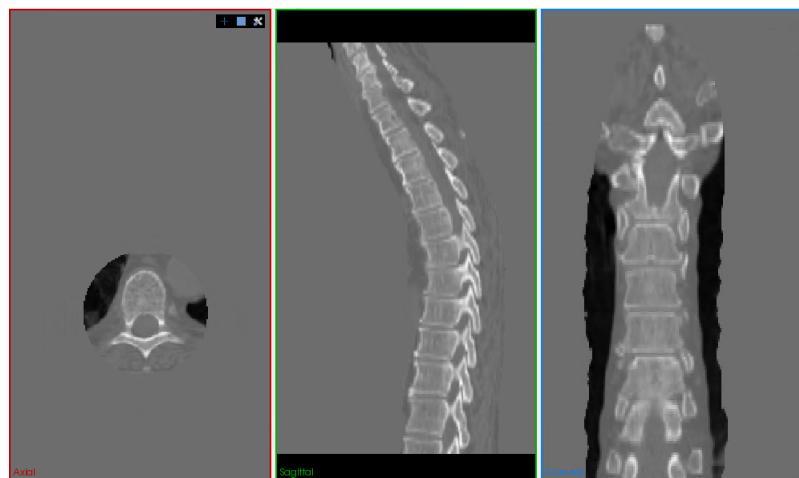
4.21. ábra. Gerinc kijelölés



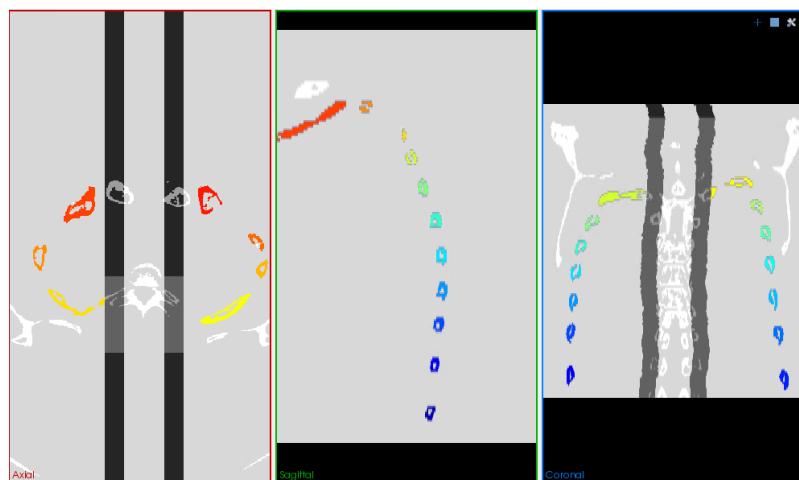
4.22. ábra. Régióinövelés



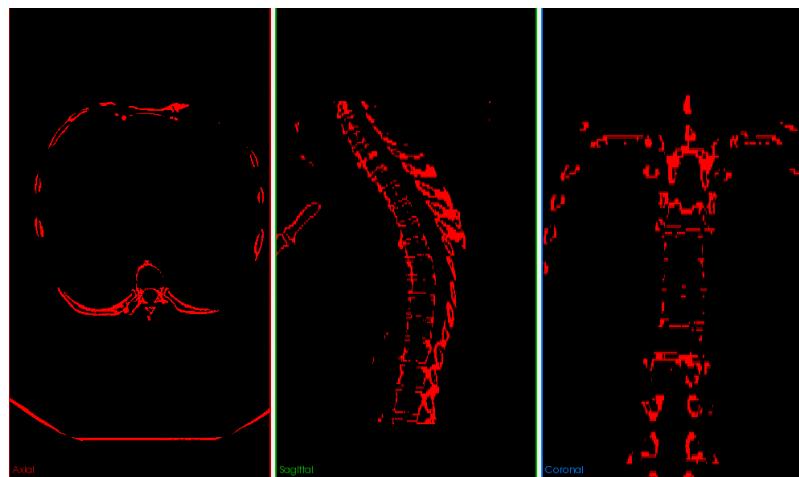
4.23. ábra. Csont szegmentálás



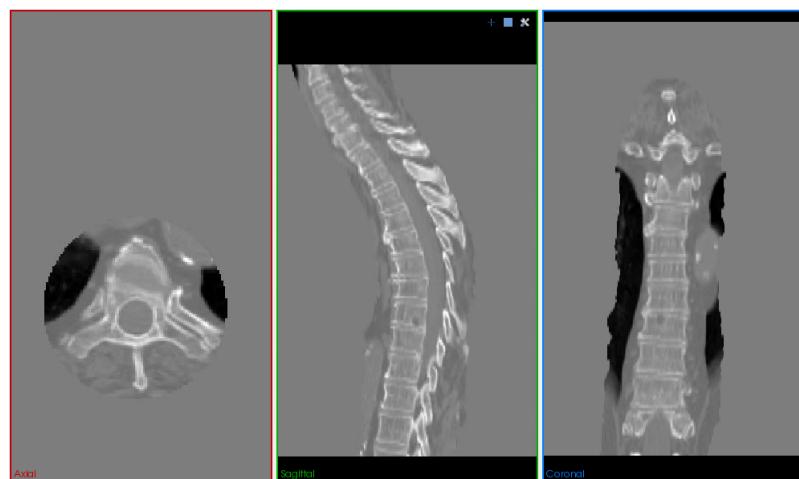
4.24. ábra. Gerinc kijelölés



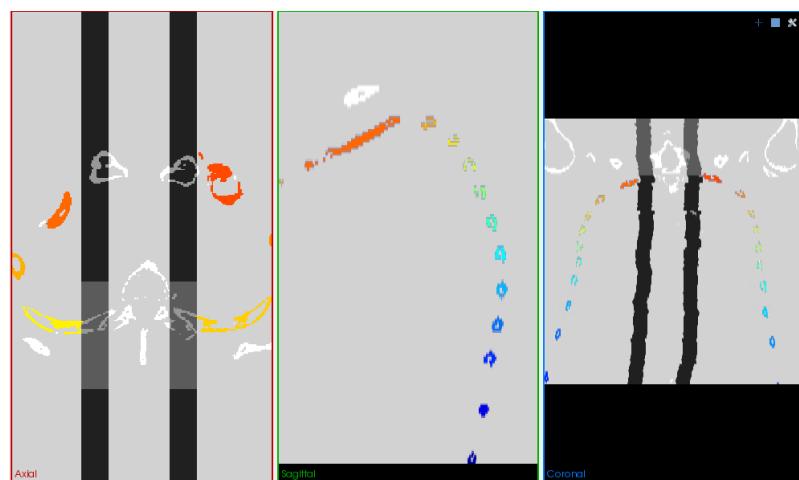
4.25. ábra. Régióinövelés



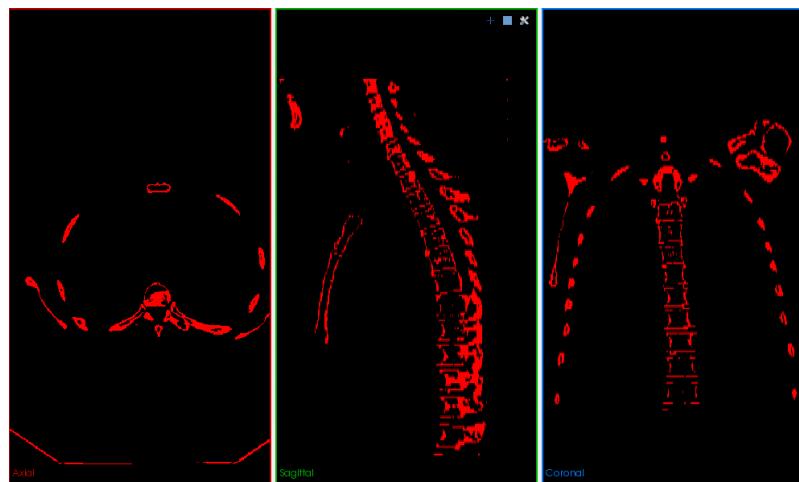
4.26. ábra. Csont szegmentálás



4.27. ábra. Gerinc kijelölés



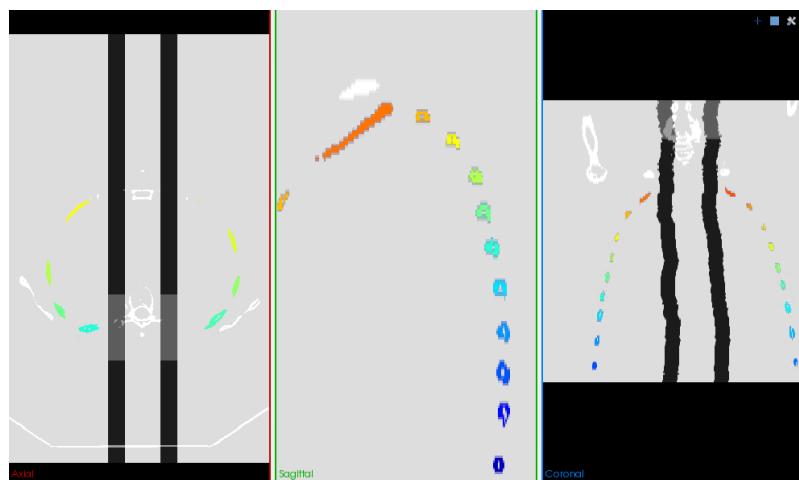
4.28. ábra. Régiónenövelés



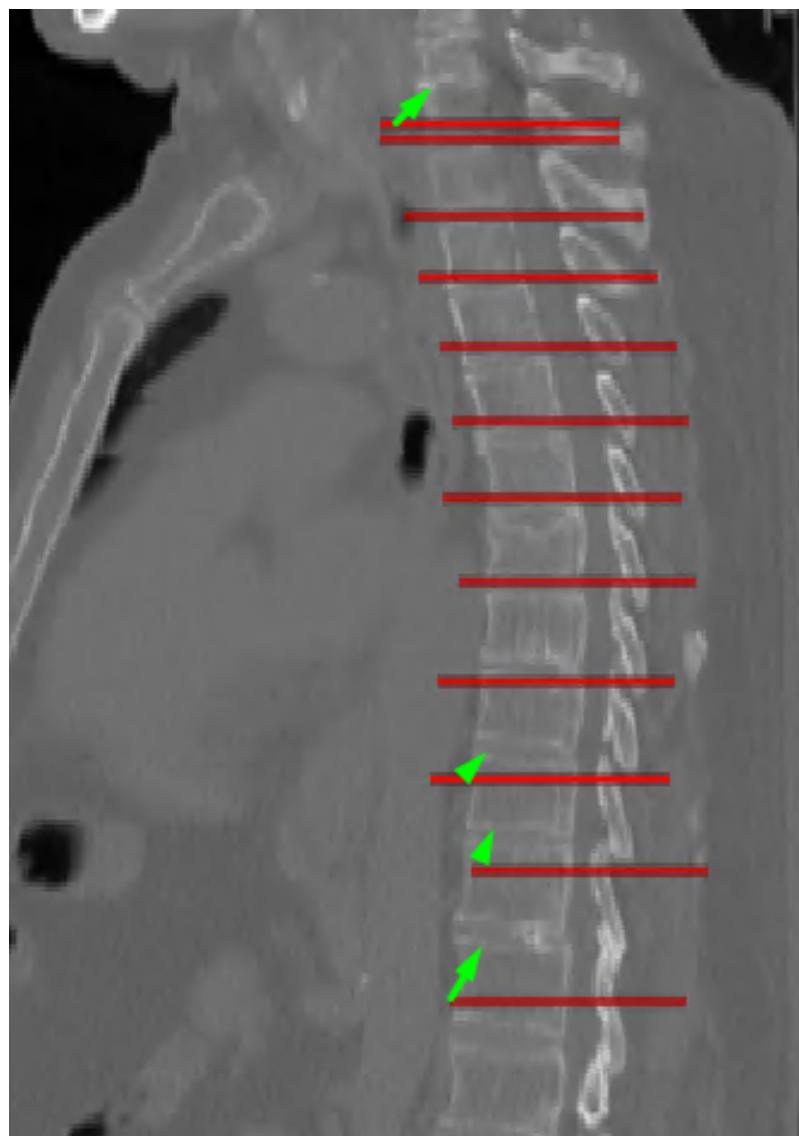
4.29. ábra. Csont szegmentálás



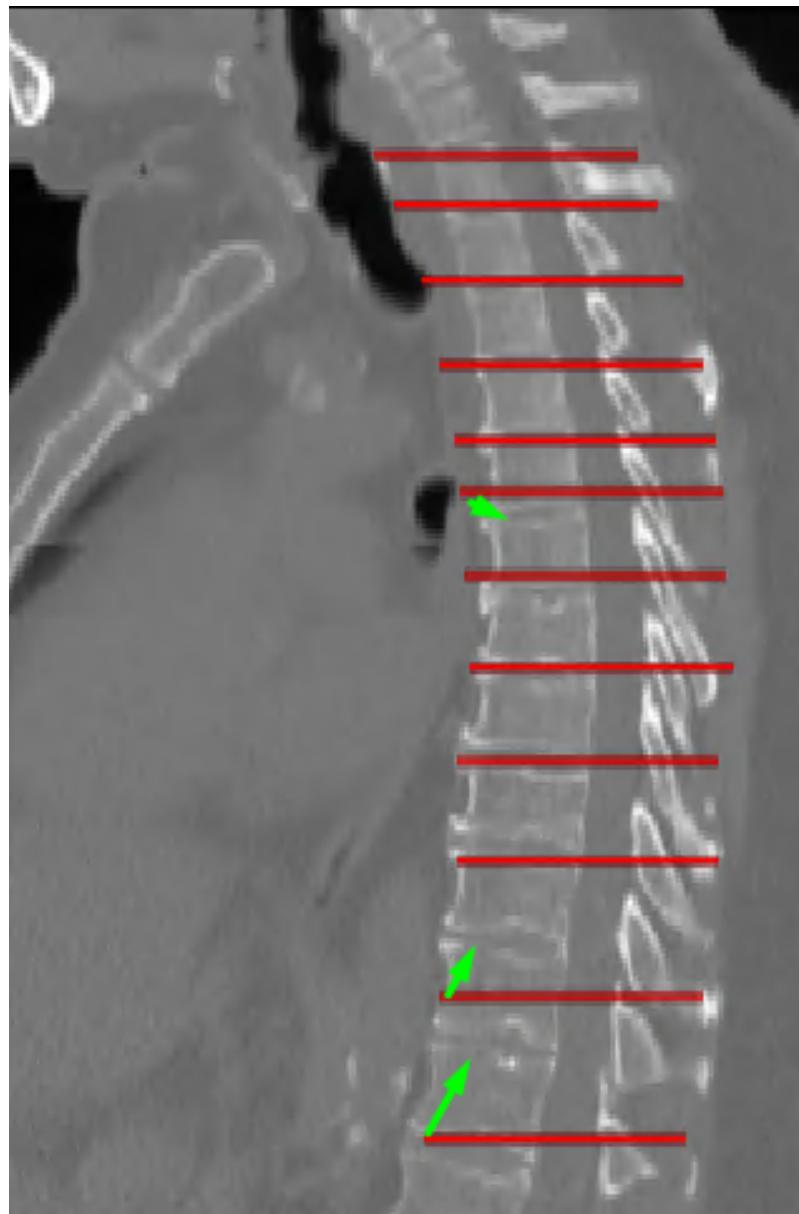
4.30. ábra. Gerinc kijelölés



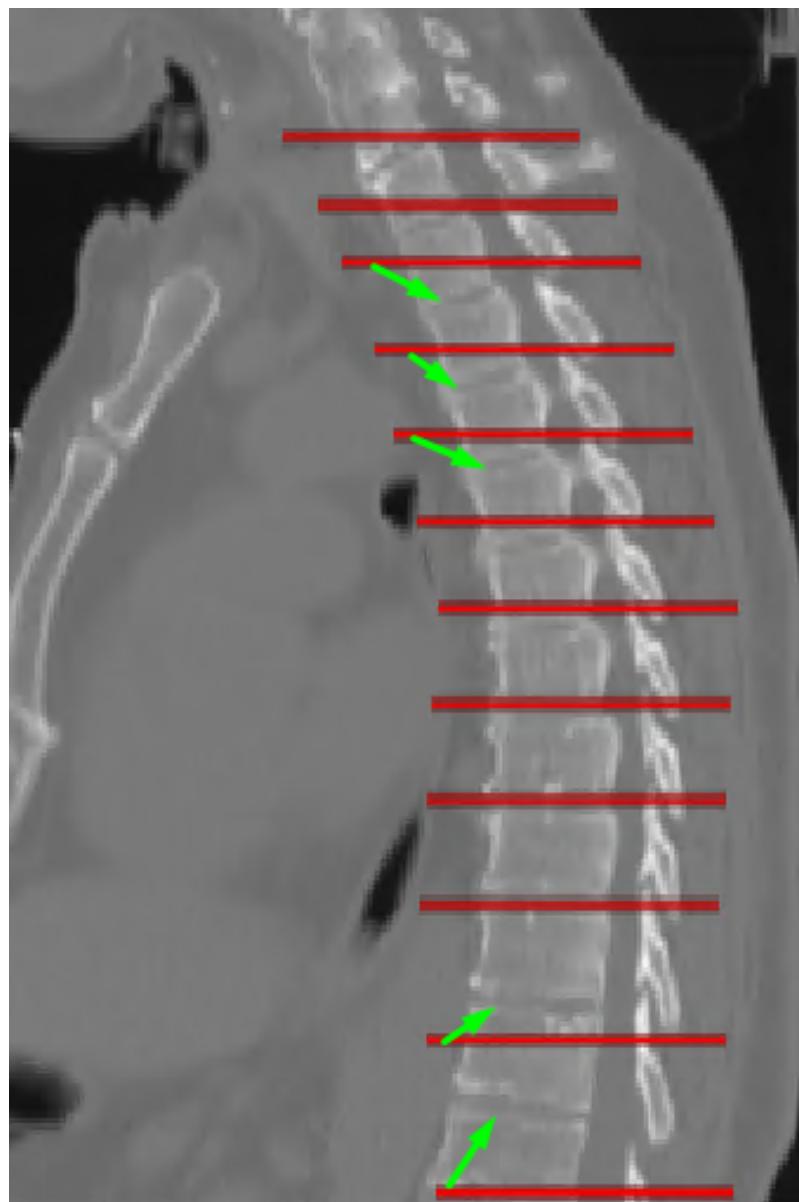
4.31. ábra. Régióinövelés



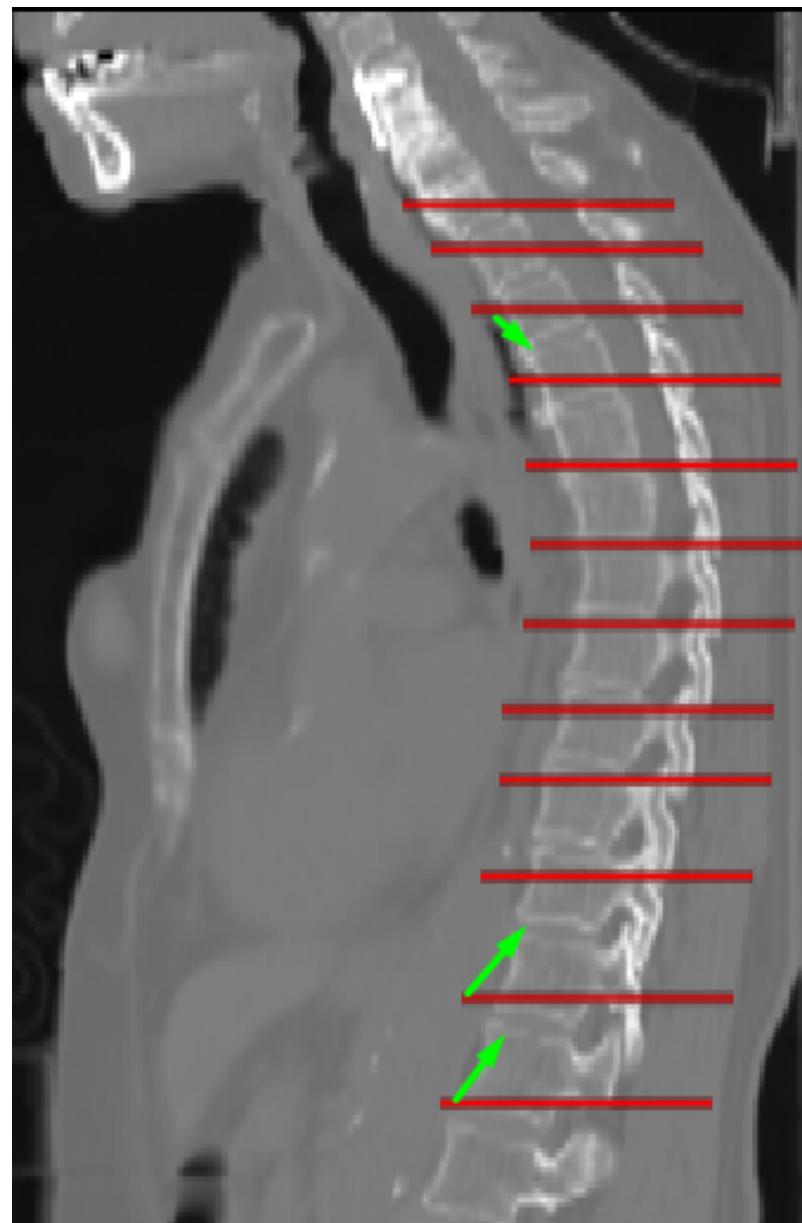
4.32. ábra. Csigolyák közötti rések



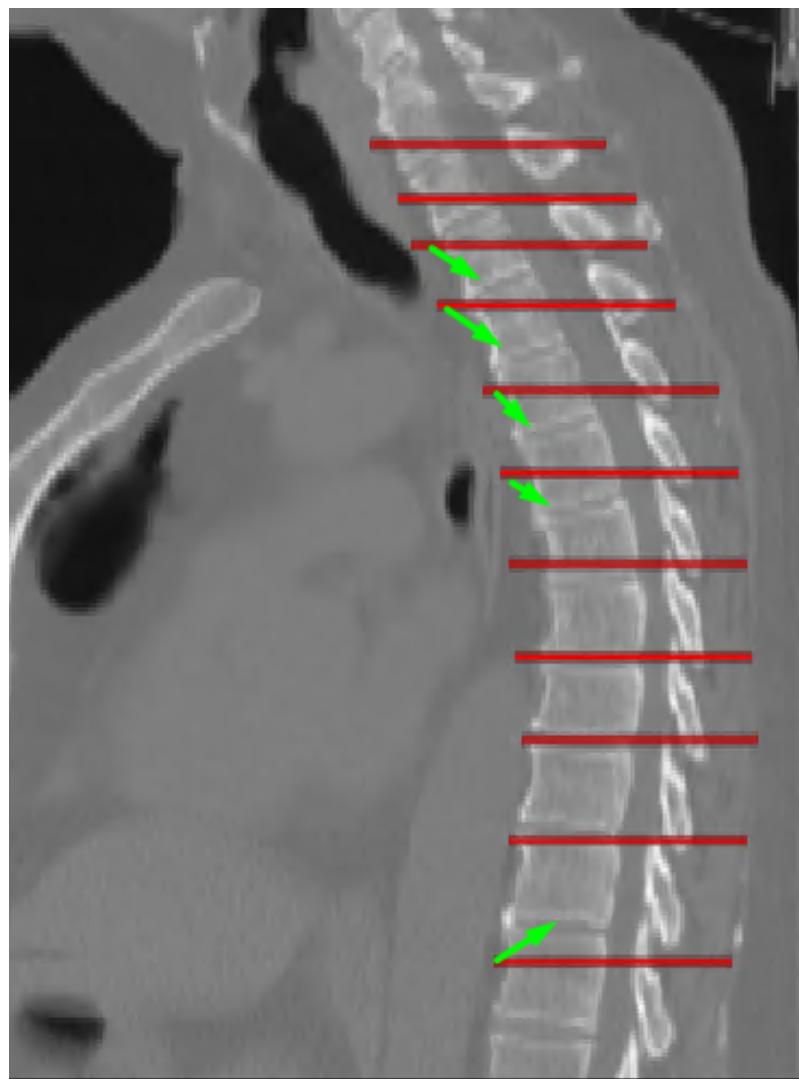
4.33. ábra. Csigolyák közötti rések



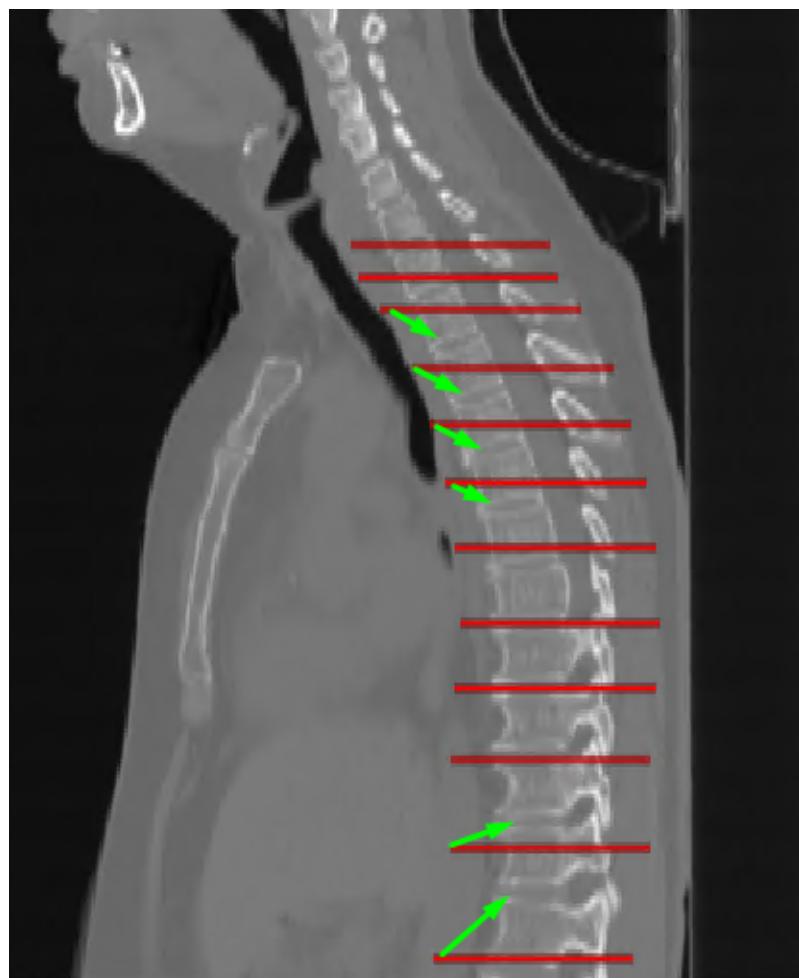
4.34. ábra. Csigolyák közötti rések



4.35. ábra. Csigolyák közötti rések



4.36. ábra. Csigolyák közötti rések



4.37. ábra. Csigolyák közötti rések

5. 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. Az algoritmus tehát nagy százalékban képes szegmentálni a bordákat, de a címkézés már gyengébb eredményt szolgáltat. A borda alakú objektumok szűrésénél előfordulhat, hogy egy-egy borda nem tesz eleget az algoritmusban felállított feltételeknek, ezért eltávolításra kerül, és innentől kezdve a címkézés is elcsúszik. A fix pont megadása segít a problémán, ugyan akkor, ha középső szakaszról kerül hibásan eltávolításra egy borda, akkor megint csak hibás lesz a fölötté lévő bordák címkéje.

A megvalósítás ezen kívül tartalmaz még a címkézett bordák alapján történő csigolyák közötti rések - ezzel együtt konkrét csigolya címkék - meghatározását is. Az ezzel kapcsolatos eredmények azt mutatják, hogy a gerinc középső régióján könnyebb becslést adni a csigolyák közötti határokra, itt az átlagos legkisebb hiba a T7-es csigolyánál van, 2,58 szeettel téveszti el az eredeti határ helyét. A legnagyobb hiba 9,09 szelet, a T12 csigolyánál található ahol a lengőbordák helyezkednek el. Ahhoz, hogy a lengőbordák alapján tudjuk jól elkülöníteni a csigolyákat nagyon közel kell magpontot keresnünk a csigolyákhoz, ez pedig újabb hibára ad lehetőséget.

Algoritmusok

E fejezetben a leglényegesebb algoritmusok leírását adom meg. Az első algoritmus (1) a bordák detektálását, a második pedig a gerinc kijelölését írja le, mindenkorrigálással (2).

Algorithm 1: Bordák detektálása

```
input : CT kép csontKep, korrigált körök listája korLista
output: Bordákat tartalmazó kép bordaKep

bordaKep ← masol (csontKep);
z ← 0;

foreach kor in korLista do
    /* Bal oldali borda */                                */
    x ← korX(kor) - 7;
    // Kis távolság a kör középpontjától;
    for y ← 0;
    y < sizeY(csontKep); y ← y + 1 do
        if csontKep [x,y,z] == 1 then
               bordaKep ← regioNoveles(csontKep [x,y,z])
    /* Jobb oldali borda */                                */
    x ← korX(kor) + 7;
    // Kis távolság a kör középpontjától;
    for y ← 0;
    y < sizeY(csontKep); y ← y + 1 do
        if csontKep [x,y,z] == 1 then
               bordaKep ← regioNoveles(csontKep [x,y,z])
    z ← z + 1;

return bordaKep;
```

Algorithm 2: Gerinc kijelölése

```

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

korSzam ← 8;
korAtlag ← 0;

/* Több kört keresünk egy axiális szeleten, ezeket a
köröket egy listában tároljuk */
```

foreach axialSzelet *in* csontKep **do**

- | korokListaja ← hough (axialSzelet, korSzam);

```

/* Első helyen lévő körökből átlagszámítás */
```

foreach korLista *in* korokListaja **do**

- | kor ← korLista [0];
- | korAtlag ← korAtlag +kor ;

korAtlag ← korAtlag/ length(korokListaja);

```

/* Első korrigálás */
```

foreach korLista *in* korokListaja **do**

- | **if** not metszikEgymast (korLista [0], korAtlag) **then**
- | | minTavolsag ← integerMax;
- | | minKor ← korLista [0];
- | | **foreach** kor *in* korLista **do**
- | | | **if** minTavolsag > tavolsag (kor, minKor) **then**
- | | | | minTavolsag ← tavolsag (kor, minKor) ;
- | | | | minKor ← kor ;
- | | | retKorLista ← minKor;
- | | **else**
- | | | retKorLista ← korLista [0];

```

/* Második korrigálás */
```

filterMerete ← 15;

tempKorLista ← masol (retKorLista);

for i ← filterMerete/2; i < length(retKorLista) - filterMerete/2; i ← i + 1 **do**

- | korAtlag ← 0;
- | **for** j ← -filterMerete/2;
- | | j < filterMerete/2;
- | | j ← j + 1 **do**
- | | | korAtlag ← korAtlag + tempKorLista[i + j];
- | | retKorLista [i] ← 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
- [4] Enrico Contini *Literatur Review Biomedical Image Science*, 2013
- [5] Jianhua Yao, Joseph E. Burns, Daniel Forsberg, Alexander Seitel, Abtin Rasoulian, Purang Abolmaesumi, Kerstin Hammernik, Martin Urschler, Bulat Ibragimov, Robert Korez, Tomaz Vrtovec, Isaac Castro-Mateos, Jose M. Pozo, Alejandro F. Frangi, Ronald M. Summers, Shuo Li, *A multi-center milestone study of clinical vertebral CT segmentation*, 2016