

**Szegedi Tudományegyetem**  
**Informatikai Intézet**

**Csigolyák és bordák címkézése alacsony dózisú  
CT felvételeken**

Diplomamunka

*Készítette:*

**Barta Bence**

Programtervező Informatikus  
hallgató

*Témavezető:*

**Csirik János**

Professor Emeritus

Szeged  
2020

# Tartalomjegyzék

Feladatkiírás . . . . .	4
Tartalmi összefoglaló . . . . .	5
Bevezetés . . . . .	7
<b>1. Számítógépes tomográfia</b>	<b>8</b>
1.1. A CT felépítése . . . . .	8
1.2. Rekonstrukció . . . . .	9
<b>2. Gerinc és borda az emberi testben</b>	<b>11</b>
<b>3. Irodalom áttekintés</b>	<b>12</b>
3.1. Borda címkézés . . . . .	12
3.1.1. Bordák szegmentálása alacsony sugárzású CT képek segítségével [1] . . . . .	12
3.1.2. Bordák szegmentálása CT képeken, cikkösszefoglaló [4] . . . . .	14
3.2. Csigolya címkézés . . . . .	16
3.2.1. Mérföldkő a CT csigolyaszegmentálásban [5] . . . . .	16
<b>4. Borda címkézés</b>	<b>18</b>
4.1. Csont szegmentálása . . . . .	19
4.1.1. Otsu szegmentálás . . . . .	19
4.1.2. Csont szegmentálása CT képeken . . . . .	19
4.2. Gerinc kijelölés . . . . .	20
4.2.1. Hough transzformáció . . . . .	20
4.2.2. Körök keresése axiális szeleteken . . . . .	21
4.2.3. Körök helyzetének korrigálása . . . . .	22

4.2.4. Körök helyzetének második korrigálása . . . . .	22
4.3. Magpontok meghatározása . . . . .	23
4.4. Nem bordaalakú objektumok eltávolítása . . . . .	26
4.5. Bordák címkézés újranövesztéssel . . . . .	27
4.6. Bordák címkézés bounding boxal . . . . .	27
<b>5. Csigolyák elválasztása</b>	<b>29</b>
5.1. Csigolyák közötti rések berajzolása bordák alapján . . . . .	29
5.2. Csigolyák elválasztása 2D összegkép segítségével . . . . .	30
<b>6. Eredmények</b>	<b>32</b>
6.1. Bordacímkézés . . . . .	32
6.2. Csigolyák szétválasztása bordák alapján . . . . .	33
6.3. Csigolyák szétválasztása 2D összegkép alapján . . . . .	34
6.4. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése bordákra . . . . .	34
6.5. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése csigolyákra . . . . .	35
<b>7. Összefoglalás</b>	<b>49</b>
Nyilatkozat . . . . .	53
Köszönetnyilvánítás . . . . .	54
Irodalomjegyzék . . . . .	55

# **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.

# Tartalmi összefoglaló

A következőkben egy olyan algoritmus működését mutatom be, mely lehetővé teszi alacsony dózisú CT felvételeken látható páciensek bordáinak a kijelölését és címkézését. Az algoritmust J. Lee és társai [1] módszere alapján alkottam meg.

Az első fejezetben az algoritmus főbb lépéseit és azok részleteit ismertetem. A második fejezetben bemutatom az eredményeket, mind számszerűsítve és minden konkrét esetek szemléltetésével.

**TODO:** Ha bekerül valami új dolog a főrészbe, akkor ehhez hozzáírni

**TODO:** Vagy motiváció

# Bevezetés

**TODO:** Mediso részhez ide nem kell semmi

# 1. fejezet

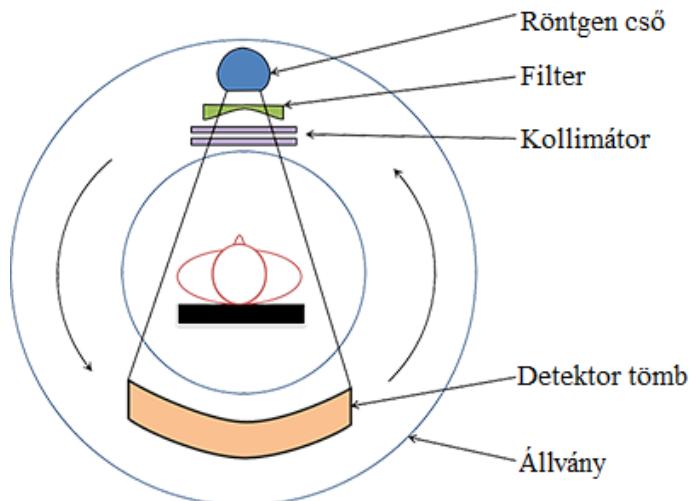
## Számítógépes tomográfia

A számítógépes tomográfia vagy CT (Computed Tomography) az orvosi képalkotás egyik területe, mely adott tárgyról vagy páciensről különböző szögekből besugárzott röntgen sugarak mérési eredményeit felhasználva készít keresztmetszeti képeket. A képe az objektum egy-egy szeletét ábrázolja. Ezeket a szeleteket összerakva három dimenziós képet kapunk.

Az eljárás során vékony röntgen sugárral világítjuk át az objektumot.

### 1.1. A CT felépítése

A CT felépítését az 1.1 ábra szemlélteti. [6]



1.1. ábra. CT felépítése [6]

A röntgen cső által biztosított sugárzáson több módosítás is történik, mire az elérné az objektumot. A Röntgen sugár különböző energiájú sugárzásokat tartalmaz. Ennek kezelésére szolgál a filter vagy szűrő, mely eltünteti az alacsony energiájú sugárzásokat, melyek nem játszanak szerepet a képalkotásban, viszont növelik a páciens dózisát. Ezzel a módosítással egy sokkal keskenyebb spektrumú sugarat kapunk. Ez azért fontos, mert a képrekonstrukció arra a feltételezésre épít, hogy a sugárzás egy intenzitású energiából áll.

A szűrő után következik az úgynevezett kollimátor, mely a szétszóródó sugarak felfogására szolgál.

Az így módosított sugarak keresztülhaladnak a páciens szövetein. A szövetek keményiségtől függően különböző mértékben nyelik el, illetve ereszlik át a sugárzást. A detektorok azt mérik, hogy milyen mértékű ez az elnyelődés vagy áteresztés.

## 1.2. Rekonstrukció

A CT mérési eredményeit felírhatjuk egy táblázatba, ahol az oszlopok az elfordulás szögeit, a sorok pedig a vetítősugár sorszámát reprezentálják. A táblázat értékei pedig az adott sugár, bizonyos szögű elfordulásnál mért intenzitásai. Ezt a táblázatot szinogramnak nevezzük.

Rekonstrukciónak nevezzük azt az eljárást, amikor a előállítjuk az objektum képét annak vetületi információi alapján, vagyis a szinogram alapján.

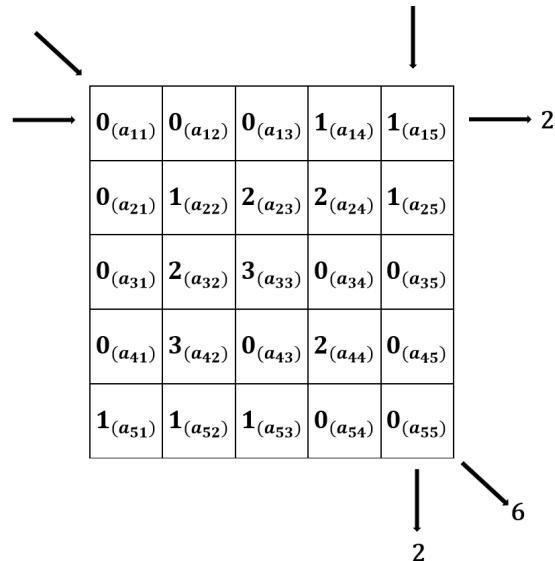
Az 1.2 ábrán egy 5x5 ös négyzetet láthatunk. A négyzet tartalmazza az adott pixel intenzitását, más néven áteresztőképességét, és jobb alsó indexben a pixel azonosítóját. Ha a szeletet különböző irányból besugározzuk, akkor a nyilak végén látható összegzett értékeket mérhetjük. A mért értékek alapján felírhatjuk az 1.1 egyenletet.

$$\begin{aligned} a_{11} + a_{12} + a_{13} + a_{14} + a_{15} &= 2 \\ a_{11} + a_{22} + a_{33} + a_{44} + a_{55} &= 6 \\ a_{15} + a_{25} + a_{35} + a_{45} + a_{55} &= 2 \end{aligned} \tag{1.1}$$

Ha további szögekből folytatjuk a besugárzást, akkor több egyenletet kapunk. Megfelelő számú egyenlet segítségével (a példában 25) rekonstruálhatjuk az eredeti mátrixot.

A valóságban egy szelet rekonstruálásához több százezer ismeretlen kell meghatároz-

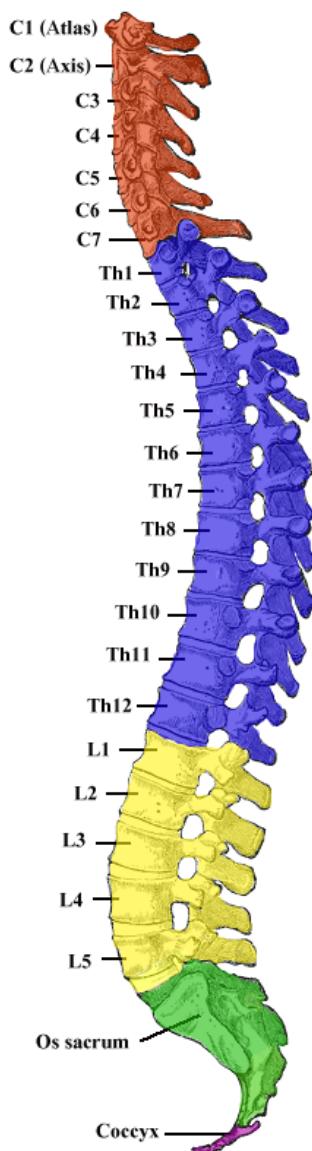
ni több százezer egyenletből. Egy sorozat pedig rengeteg szeletből állhat.



1.2. ábra. Rekonstruálás objektum egy szelete

## 2. fejezet

### Gerinc és borda az emberi testben



Az embernek normális esetben 33 gerinccsigolyája van. A felső 24 porckorongokkal van elválasztva egymástól. Az alsó 9 össze van nőve. Az csigolyákat különböző régiókra oszthatjuk elhelyezkedésük szerint. Az embernek az első 7 csigolyája a nyaki, a következő 12 a háti, az utána következik 5 ágyéki, eztán jön 5 keresztcsonti és végül 4 farokcsonti. minden csigolyának megvan a saját sorsszáma, mely a 2.1 ábrán látható.

Balaldassl dadasa dasadsa asasd ad ad as asd adsda sdas ads ads sd das sad d ads ads dsa adsad sasdadsadadssssssssss ssssss sssssss sssssss sssssssss sssssddd dddddddddd dddddsada

## **3. 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 összegzlek.

#### **3.1. Borda címkézés**

##### **3.1.1. 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(Ii) és a rákövetkező(Ii-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.

### 3.1.2. 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

##### - Küszöbölgés

###### **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.

## 3.2. Csigolya címkézés

### 3.2.1. 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 interpolación alapuló módszerekkel határozzuk meg a gerincoszlopot. A csigolya befoglalásokat Canny eldetektálással, és random forest regressiós modell alkalmazásával határozzuk meg.

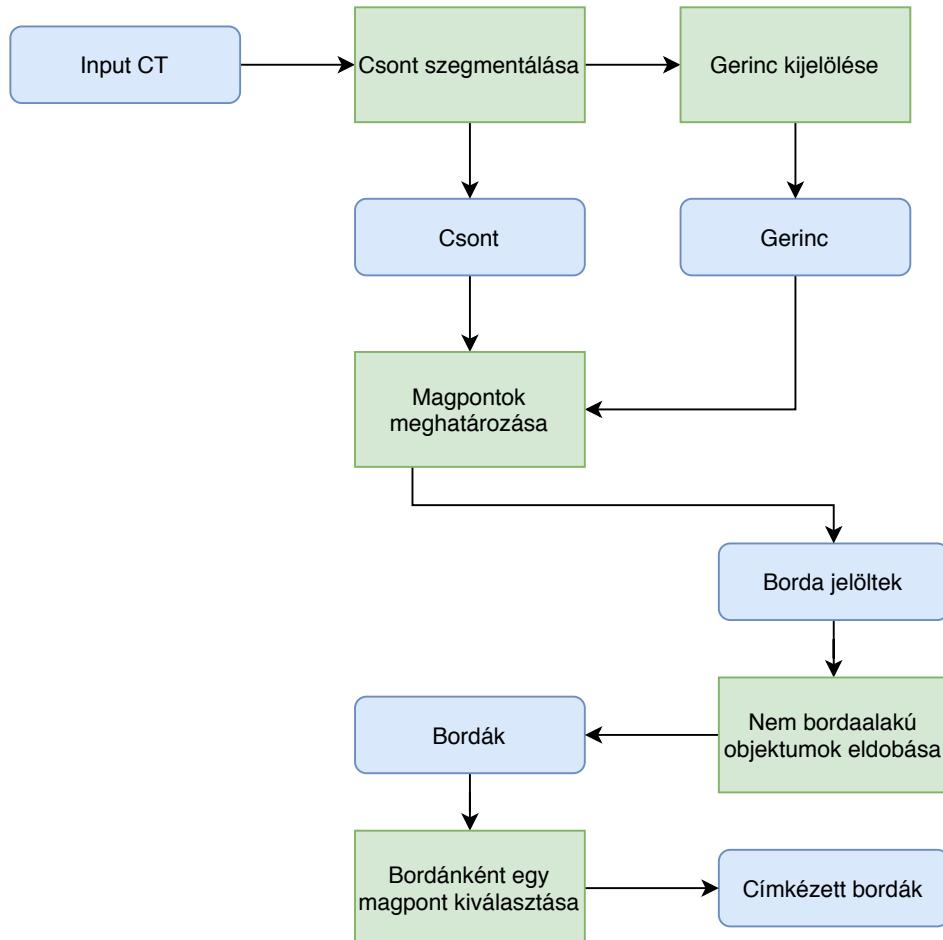
**Módszer 5:**

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 intenzitáshoz viszonyítva.

## 4. fejezet

### Borda címkézés

A bordák címkézését megvalósító algoritmushoz J. Lee és társai [1] publikációjában megfogalmazottakat vettem alapul. Ez alapján az algoritmusom főbb lépései a 4.1 ábrán láthatjuk. Az alábbi alfejezetben ezeket taglalom részletesen.



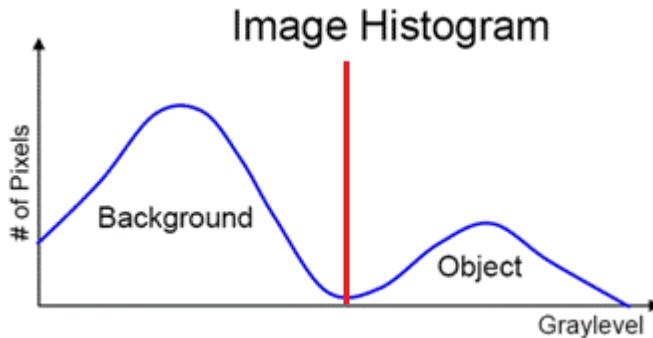
4.1. ábra. Algoritmus lépései

## 4.1. 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.

### 4.1.1. 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 a 4.3 képlet minimalizálásával találja meg az optimális



4.2. ábra. Histogram és otsuval meghatározott threshold érték

$t$  küszöbértéket. Szemléletesen pedig a 4.2 ábrán láthatjuk ahol a piros függőleges vonal az optimális küszöbértéket jelenti.

$$\sigma_w^2 = \omega_0(t)\sigma_0^2 + \omega_1(t)\sigma_1^2 \quad (4.1)$$

4.3. ábra. Variancia képlet

### 4.1.2. 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 normalizálásnak.

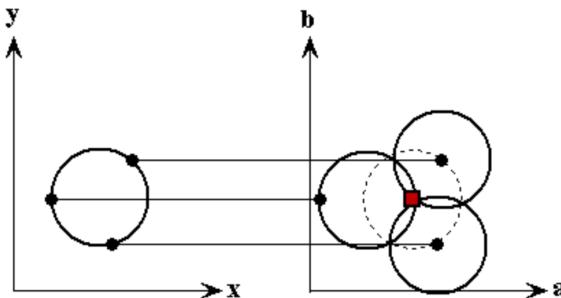
Ennek az egyik módszere a következő. Az adott kép hisztogramát 0-tót lefelé illetve 1000-től felfelé eldobjuk. Ebbe a tartományba a lágy szövetek és a csontok tartoznak bele, hogy a kettő között pontosan hol helyezkedik el a határ az Otsu könnyedén meg fogja határozni egy darab threshold érték keresésével. 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.

## 4.2. 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.

### 4.2.1. 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 elő, így több kör detektálására is alkalmas.



4.4. ábra. Kép és akkumulátor kép

A kör egyenlete kettő dimenziós térben a 4.2 egyenlettel írható le.

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (4.2)$$

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 4.2 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.  $(a, b)$  paraméterekek lehetséges értékeit nyilvántarthatjuk egy két dimenziós mátrixban szemléletesen a 4.4 ábra jobb oldali koordináta rendszerében látható. Ezt a mátrixot nevezzük akumulátor képének. A keresett kör a 4.4 ábra baloldali koordinátarendszerében helyezkedik el. E körön válasszunk ki például három pontot, de az objektum többi pontja is felhasználható, majd e három pont körül rajzoljunk köröket az akumulátor 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 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 akumulátor képbe.

#### 4.2.2. Körök keresése axiális szeleteken

A gerinc kijelölésének algoritmusára egy egyszerű észrevételen alapszik, miszerint a gerinc az axiális vetületekből nézve kör alakú. A szegmentált kép axiális szeletein keressük 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 4.6 ábrán látható.

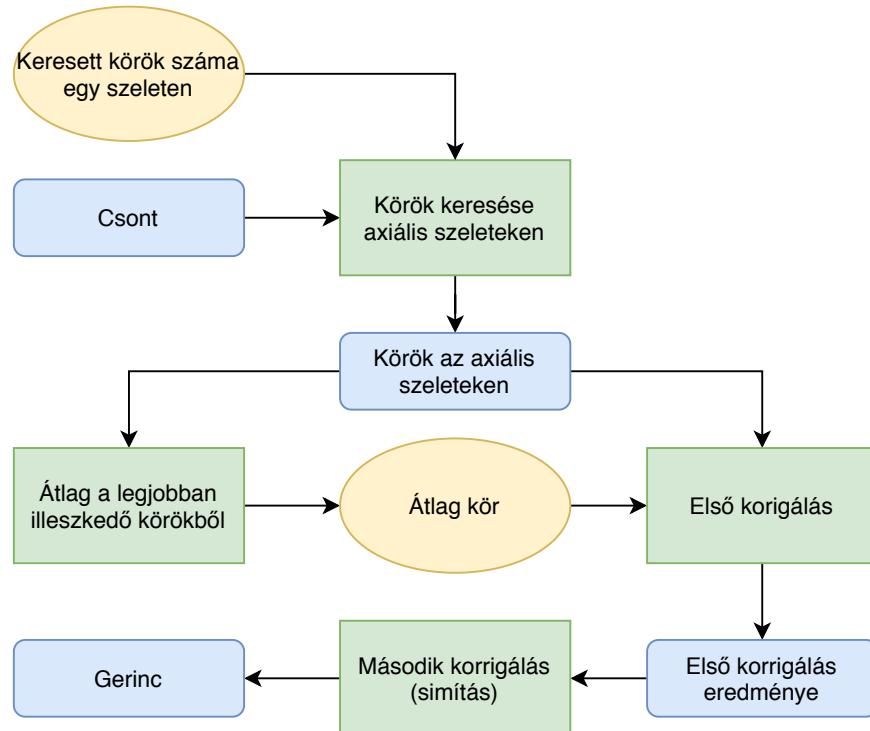
#### **4.2.3. Körök helyzetének korrigálása**

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 azért, 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 elsők választott körök többnyire jó helyen vannak ezért kicsi a valószínűsége, hogy egy jó helyen lévő kör fog nagyban eltérni az átlagtól.

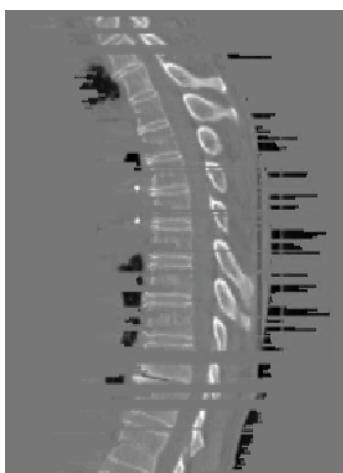
Ha az átlagtól nagyban eltérő kört találunk, haladjunk végig a Hough transzformáció által nyújtott további körök listáján és helyettesítsük a kiugró kört egy olyan körrel, ami legközelebb van az átlaghoz a listában. Ezt a megoldást nevezhetjük első korrekciós lépésnek. Az algoritmus eredménye a 4.7 ábrán látható.

#### **4.2.4. 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 4.8 ábrán látható.



4.5. ábra. Gerinckijelölés lépései



4.6. ábra. Korrigálatlan



4.7. ábra. Első korrigálás



4.8. ábra. Második korrig

### 4.3. Magpontok meghatározása

A gerinc kijelölése kritikus fontosságú az algoritmus szempontjából, hiszen a következő lépések erre építkeznek. A bordákat régióöveléssel tudjuk kijelölni a szegmentált képen. A régióöveléshez 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 régióövelést a



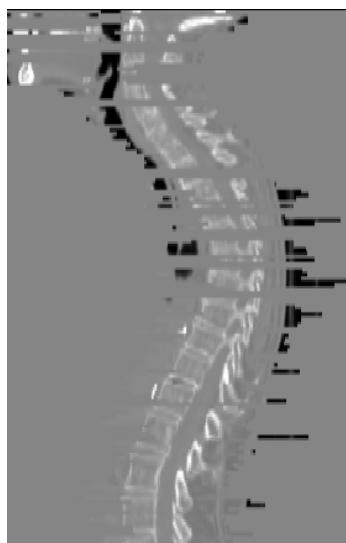
4.9. ábra. Korrigálatlan



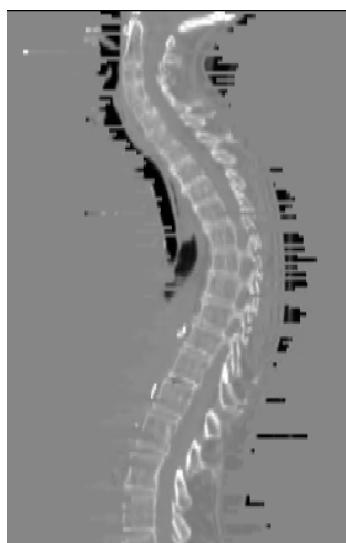
4.10. ábra. Első korrigálás



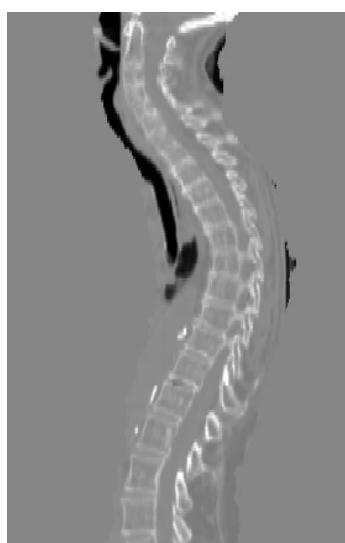
4.11. ábra. Második korrig



4.12. ábra. Korrigálatlan



4.13. ábra. Első korrigálás



4.14. ábra. Második korrig



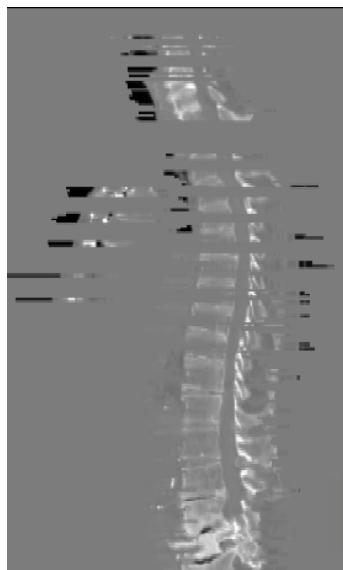
4.15. ábra. Korrigálatlan



4.16. ábra. Első korrigálás



4.17. ábra. Második korrig



4.18. ábra. Korrigálatlan



4.19. ábra. Első korrigálás



4.20. ábra. Második korrig

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

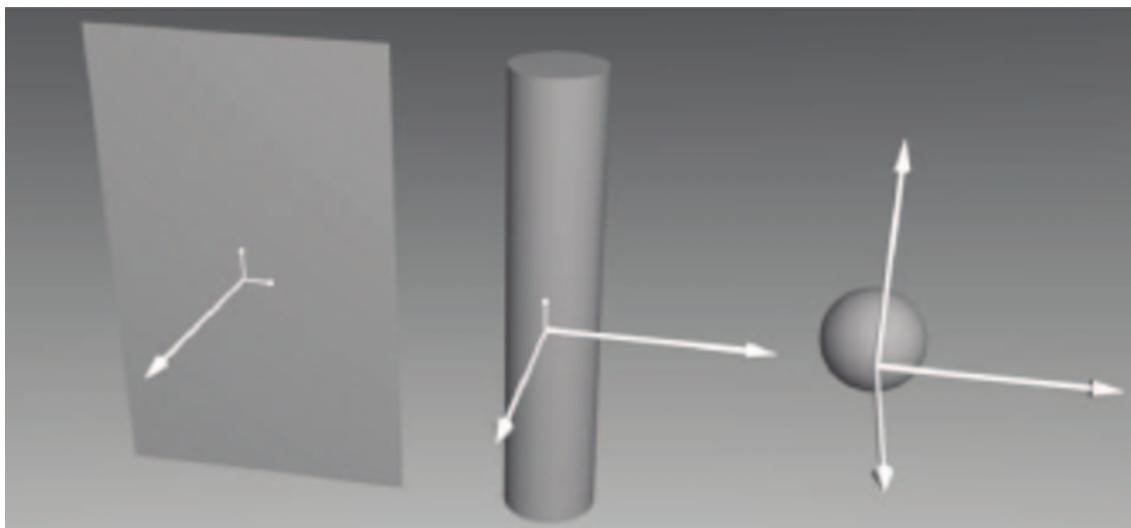
A régiònövelés egy magpontból (voxelből) kiindulva a magponttal szomszédos voxeleket beveszi a szegmentálásba, majd az újonnan bevett voxelek szomszédjait is hozzáveszi a szegmentáláshoz iteratívan. Az algoritmus akkor áll meg, ha már nem tud új voxel bekerülni a szegmentált régióba. A bordacímkéző algoritmus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

#### 4.4. Nem bordaalakú objektumok eltávolítása

A régió növelés 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 különbözõ objektumok különbözõ alakleíró tulajdonságokkal rendelkeznek. Ilyen tulajdonság például az objektum Hesse mátrixának a sajátértékei és azoknak egymáshoz viszonyított aránya.

A 4.21 ábrán láthatjuk hogy az objektum alakja hogyan befolyásolja a sajátértékek arányát. Az elsõ objektumon megfigyelhetünk egy nagy, és kettő kicsi sajátértéket, ebbõl következtethetünk, hogy az objektum sík alakú. A középsõ objektumon két nagy és egy kicsi sajátértékkal bír, így alakja henger. Végül közel hasonló sajátértékekkel rendelkezõ objektumok gömb alakúak.

A különbözõ bordáknál is megfigyelhetõ hogy két nagy illetve egy kicsi sajátértékkal rendelkeznek, ezt kihasználva elhagyhatjuk az ennek nem megfelelõ objektumokat. Például egy lapocka esetében a sajátértékek aránya a 4.21 ábrán az elsõ objektuméhoz fog hasonlítani, míg a bordáké a középsõ, henger alakúhoz.



4.21. ábra. Különböző objektumok sajátértékei

## 4.5. Bordák címkézés újranövesztéssel

A nem bordaalakú objektumok eltávolítása után következhet, a bordák megfelelő sorrendben történő címkézése. Az összefüggő komponensek algoritmusa definiálhat 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 régióövelés 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.

## 4.6. Bordák címkézés bounding boxal

Az újra növesztéses módszer nem túl hatékony, hiszen rengeteg régióövelést tartalmaz, amit már egyszer különben is végrehajtott az algoritmus, egy előző lépésekben. Az előző fejezetben is említésre került, hogy definiálva van egy anatómiaileg helytelen címkézése.

## Csigolyák és bordák címkézése alacsony dózisú CT felvételeken

---

Ebben a módszerben nem növesztjük újra a bordákat, hanem az objektumokhoz tartozó címkéket módosítjuk. A módszer a következő: határozzuk meg az objektumok bounding boxát. Az objektumok címkéjét rendezzük sorba a bounding boxok tetejének a magassága alapján. A sorba rendezés után frissítsük a címkéket. Azt is megtudjuk állapítani, hogy melyik objektum/borda melyik oldalon található, ha összehasonlítsuk a boundig boxok közepének az X koordinátáját. Választhatunk a boundig box közepe helyett más tetszőleges jellegzetes pontot is például egy sarkot, de akkor ezt konzisztensen kell alkalmaznunk.

A bounding boxal való címkézés jobb eredményeket produkál mint az újranövesztéses módszer. Az újranövesztéssel 70%-os pontosság érhető el, míg a bounding boxal 79%.

## **5. 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.

#### **5.1. Csigolyák közötti rések berajzolása bordák alapján**

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-

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.

Felmerülhet, hogy a bordák bounding boxának a teteje alkalmas lehet-e a rések megtalálására. A kísérletek azt mutatják, hogy a fent tárgyalt módszer jobbnak bizonyul. Ezt annak tudhatjuk be, hogy a bordák bounding boxának a teteje nem ott helyezkedik el ahol a borda a csigolyához kapcsolódik. Ez a borda alakjából következik, egyes bordák a csigolyából kiindulva felfele haladnak, és később indulnak meg lefelé.

## 5.2. Csigolyák elválasztása 2D összegkép segítségével

E módszer alapja az a felismerés volt, hogy a 3D kép esetén több próbálkozás ellenére is nehéz volt valóban 3D módszert (szegmentálás, detektálás) kifejleszteni a csigolyák pontos szétválasztására.

Így felmerült, hogy készítsünk egy 2D képet, amely megfelelően tartalmazza a csigolyákat és a köztük lévő réseket is. Mivel szemmel is a szagítális nézetben legkönnyebb meghatározni a csigolya határait, így szaggitalis összegképet készítettünk, amely y és z koordinátákat tartalmaz. Ahhoz, hogy az így elkészített képen jól láthatóvá váljanak a csigolyák, több lépésre volt szükség egy egyszerű összegkép elkészítéséhez képest:

1. a bordáknál is alkalmazott gerinc kijelölése
2. a csak gerinct tartalmazó kép újramintavételezése, hogy izotropikus, az x,y irányú felbontásnak megfelelő kép keletkezzen
3. a szaggitalis 2D összegkép elkészítése
4. a kijelölt gerinc alapján a gerinc középvonalának kijelölése a 2D képen
5. a gerinc középvonala mentén lokális maximumhelyek keresése, azok szűrése
6. a maximumhelyeknél csigolyaelválasztó vonalak berajzolása

Az így létrehozott vízszintes vonalak szétávlasztják a csigolyákat. Az eredmények alapján a nyaki csigolyák meghatározása a legbizonytalanabb, a többi régióban viszont

## Csigolyák és bordák címkézése alacsony dózisú CT felvételeken

többnyire jó eredményt biztosít. A megfelelő csigolyacimkék hozzárendeléséhez szükség van egy csigolya címkéjé- nek kézi megadsára, a többi csigolya ez alapján kapja meg a címkéket.

# 6. fejezet

## Eredmények

### 6.1. Bordacímkézés

Az eredményeket az alábbi 6.1-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. Segmentált 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%	79.5%	81.5%

6.1. táblázat. Eredmények összefoglalása bordák címkézésére

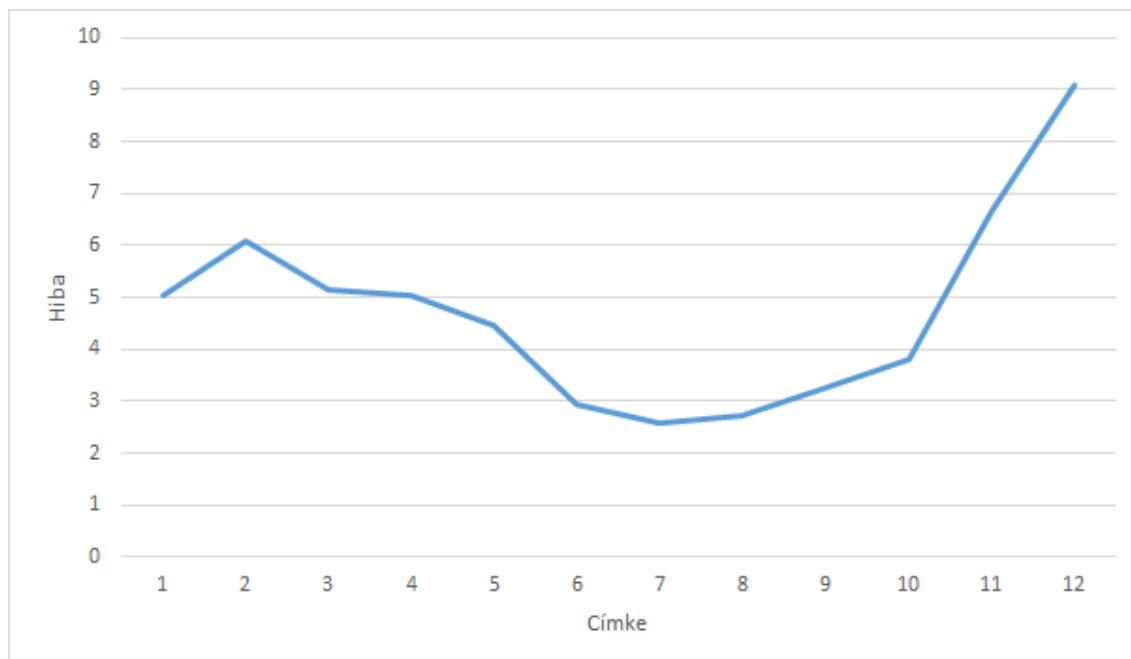
Címke	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Hiba	5,05	6,1	5,14	5,02	4,46	2,95	2,58	2,73	3,27	3,8	6,65	9,09

6.2. táblázat. Eredmények összefoglalása csigolyák szétválasztására

## 6.2. Csigolyák szétválasztása bordák alapján

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 6.2 táblázatban láthatóak a csigolyánkénti átlag hibák számában 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 6.1 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.



6.1. ábra. Hiba szemléltetése grafikonon

### **6.3. Csigolyák szétválasztása 2D összegkép alapján**

A csigolyák szétválasztása ugyanazon a 60 képen került kiértékelésre mint az előző módszerek. A képekre egyenként megvizsgáltuk, hogy az algoritmus által behúzott vonalak alapján a képen látható csigolyák hányszázaléka választható el. A teszt képeken átlagos esetben 16 csigolya volt látható, ebből esetenként átlagosan 13 választható el megfelelően és átlagosan 3 nem. Így a képeken szereplő összes gerinc csigolyáinak 82%-a választható szét jól a módszerrel. Ezekben az esetekben egyik csigolya címkejét manuálisan megadva a többi csigolya címkeje is meghatározható. Legnehezebb régióban a nyaki csigolyák bizonyultak, amelynek több oka is van:

- a csigolyák mérete kisebb, így a határok kevésbé jól láthatóak (szeletvastagság)
- a nyaki csigolyák tipikusan nagyobb ívet írnak le, mint a többi csigolya, így vízszintes vonalak behúzásával csak közelíteni lehet a valódi csigolyahatárokat

A többi régióról viszont elmondható, hogy átlagos esetben sikeresen szétválasztja az összes csigolyát. Így ez a módszer pontosabb eredményt szolgáltat az előző, borda alapú kijelölésnél, hiszen:

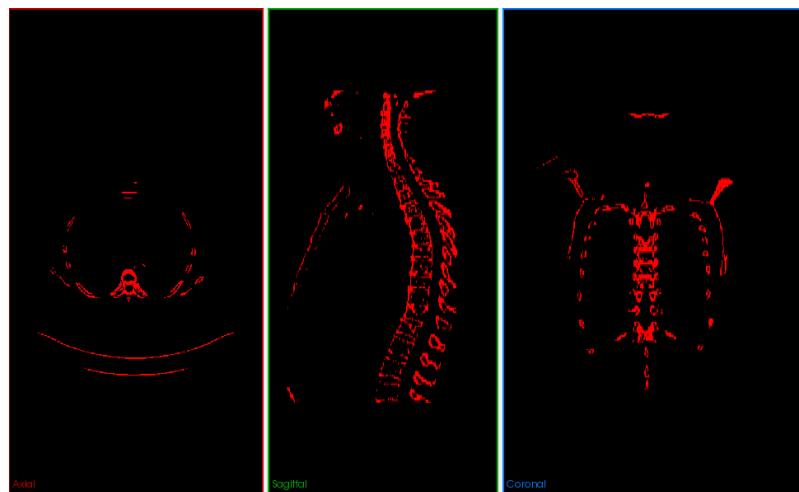
- nem csak a borda régió csigolyáit választja szét
- pontosabb a szétválasztás

### **6.4. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése bordákra**

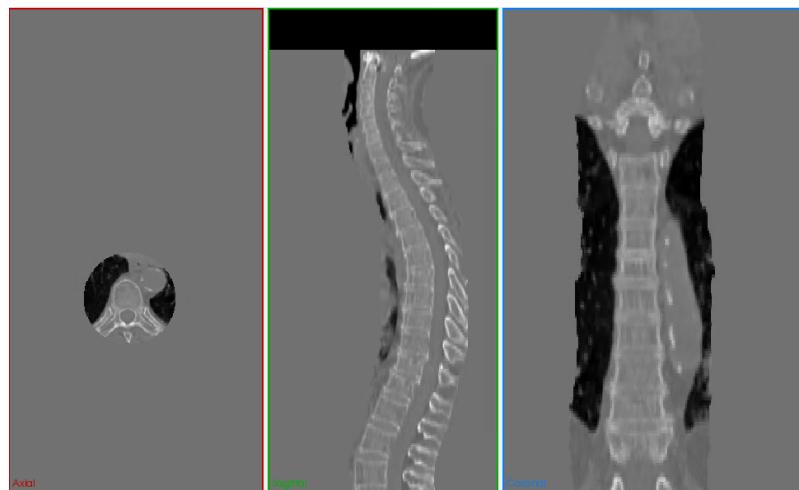
E fejezetben különböző esetekre láthatunk példákat a bordák címkézésének folyamatára.

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



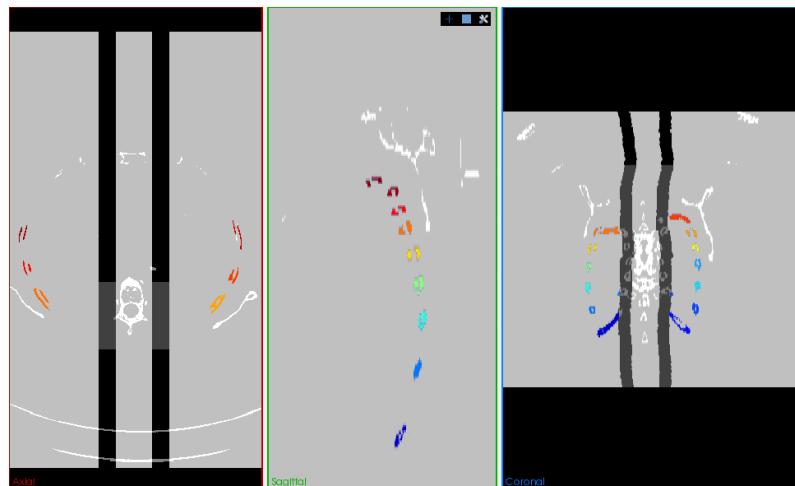
6.2. ábra. Csont szegmentálás



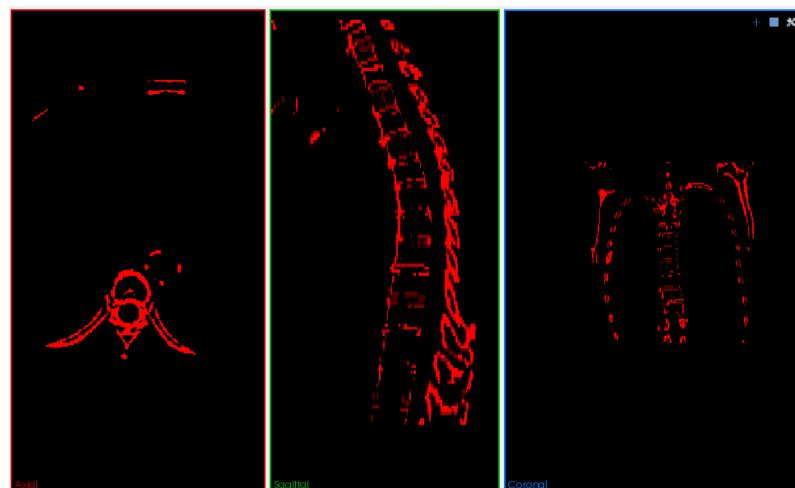
6.3. ábra. Gerinc kijelölés

## 6.5. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése csigolyára

A zárójelben felsorolt képeken (6.32, 6.33, 6.34, 6.35, 6.36, 6.37) a csigolya közötti rések becslését láthatjuk a két módszer alapján. A borda alapú algoritmus eredménye a piros



6.4. ábra. Régiónenövelés



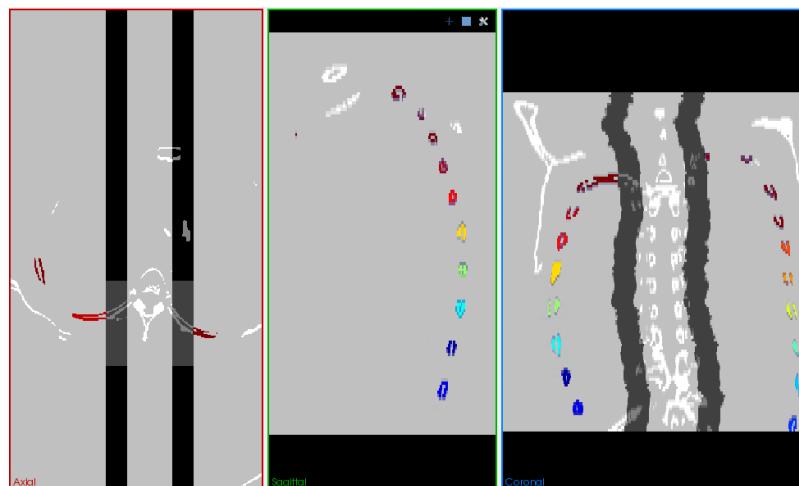
6.5. ábra. Csont szegmentálás

vonal mélység koordinátája. A zöld nyíl azt mutatja meg, hogy hol kellene elhelyezkednie a csigolyák határának. Ahol nincs drasztikus eltérés az algoritmus eredménye és a tényleges határ között, oda nem került berajzolásra. Láthatjuk, hogy az alsó csigolyákhöz kapcsolódó lengőbordákkal történő becslés instabil eredményt szolgáltat, míg a gerinc közepén lévő csigolya közti rések helyesen szerepelnek több esetben is.

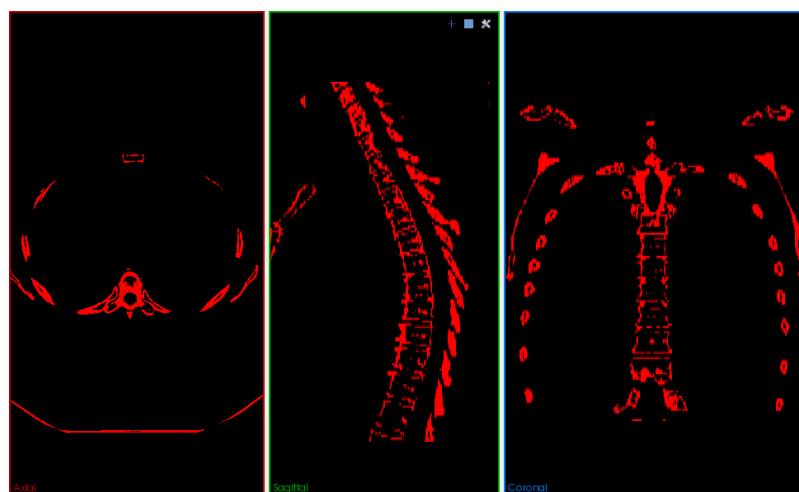
A 2D összekép alapú csigolyaszétválasztás eredményeit szintén egy-egy vonal szemlélteti (fekete).



6.6. ábra. Gerinc kijelölés



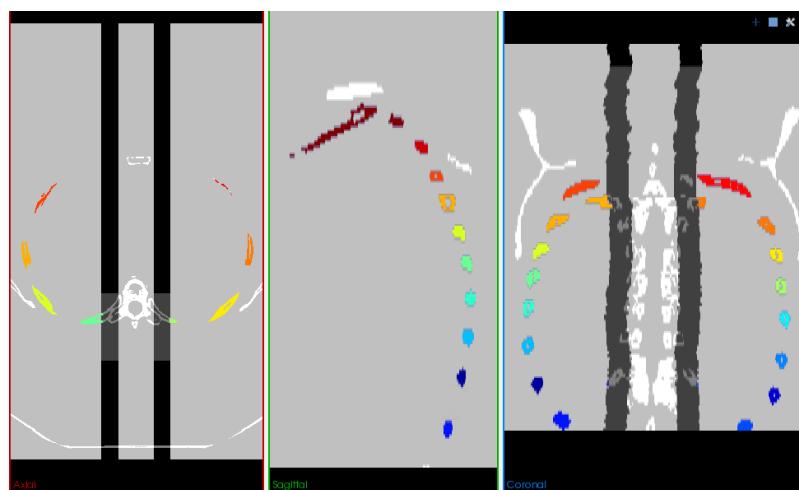
6.7. ábra. Régióönüvelés



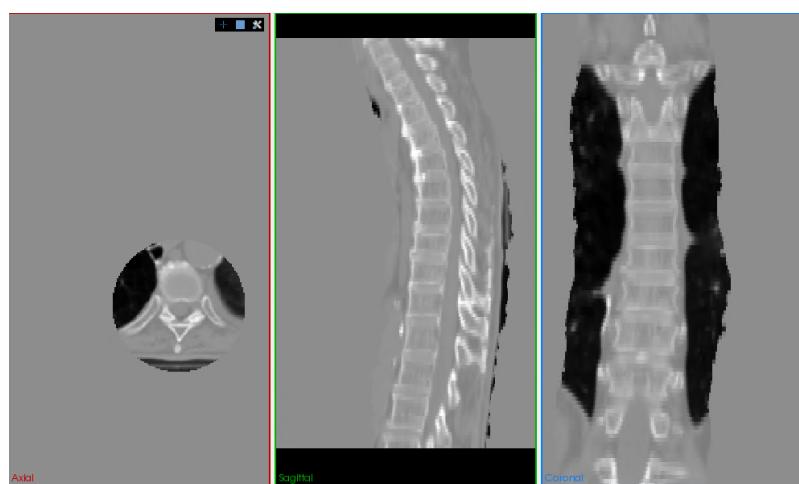
6.8. ábra. Csont szegmentálás



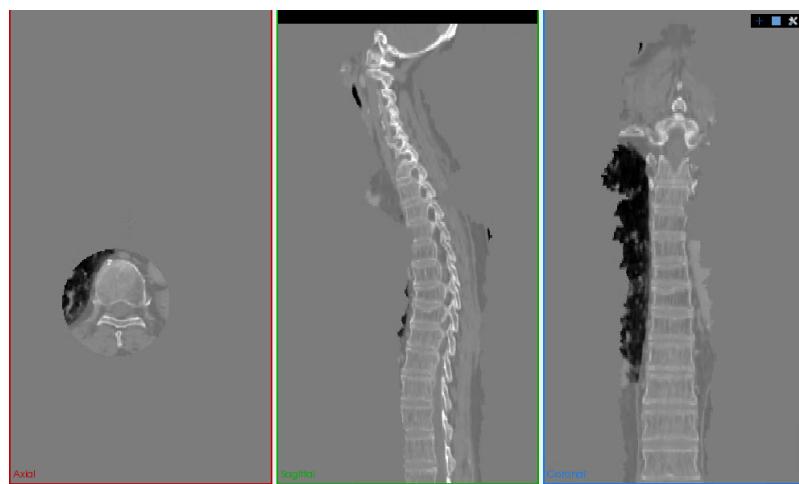
6.9. ábra. Gerinc kijelölés



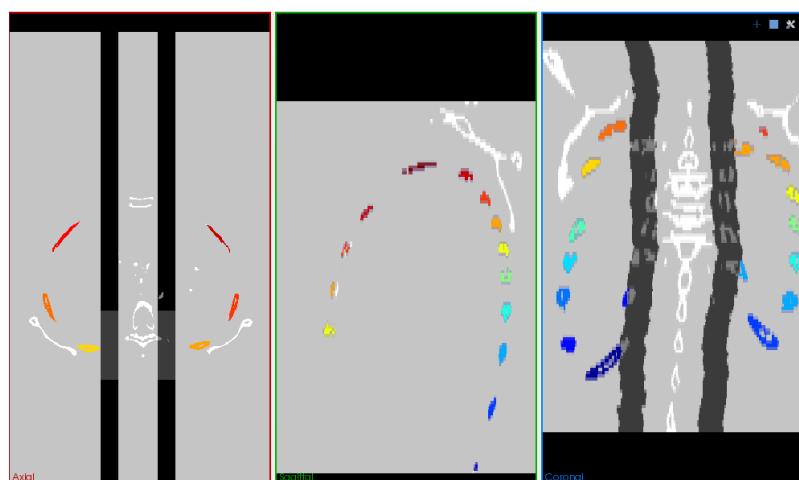
6.10. ábra. Régiónenövelés



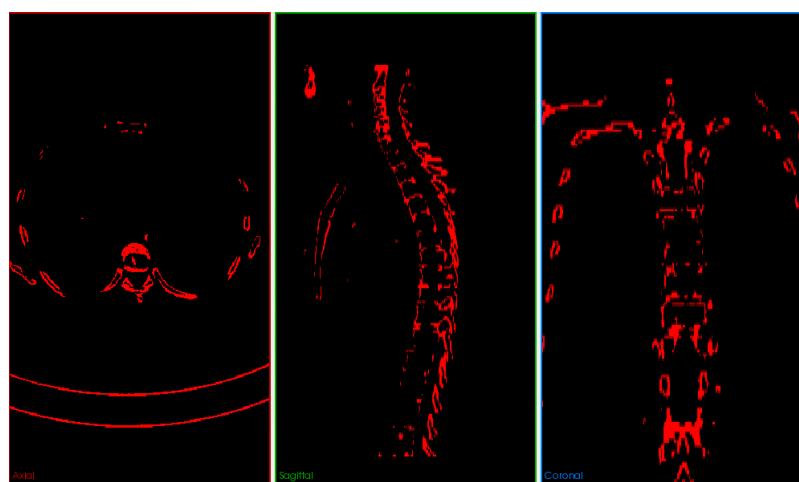
6.11. ábra. Csont szegmentálás



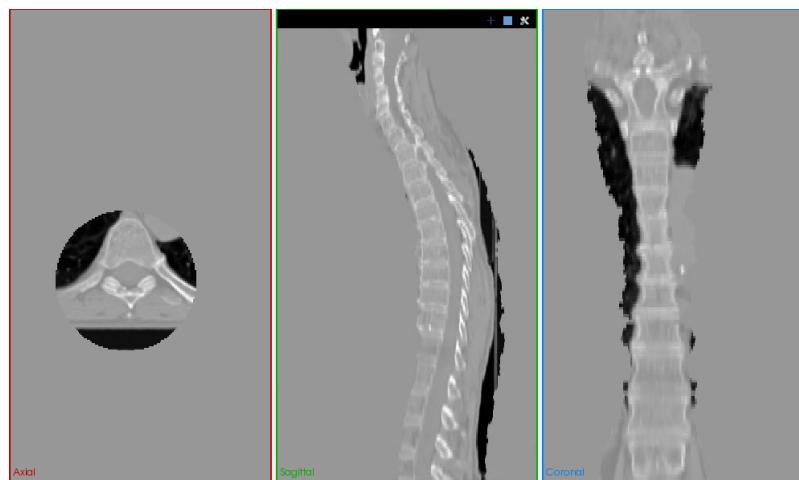
6.12. ábra. Gerinc kijelölés



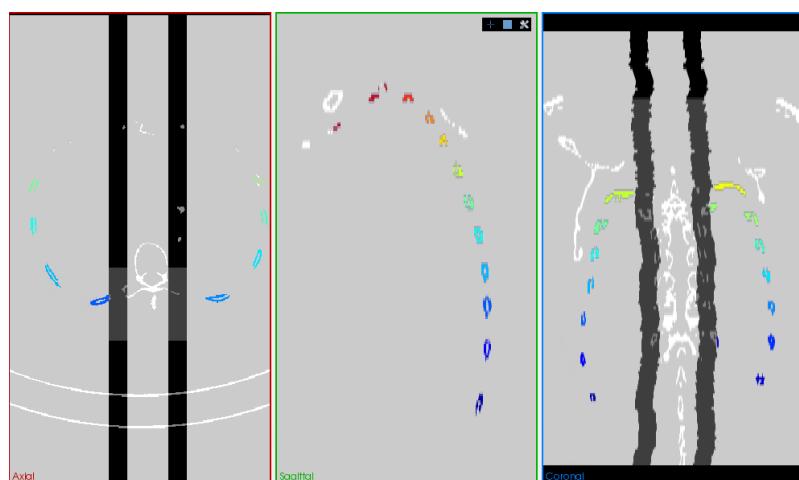
6.13. ábra. Régiónenövelés



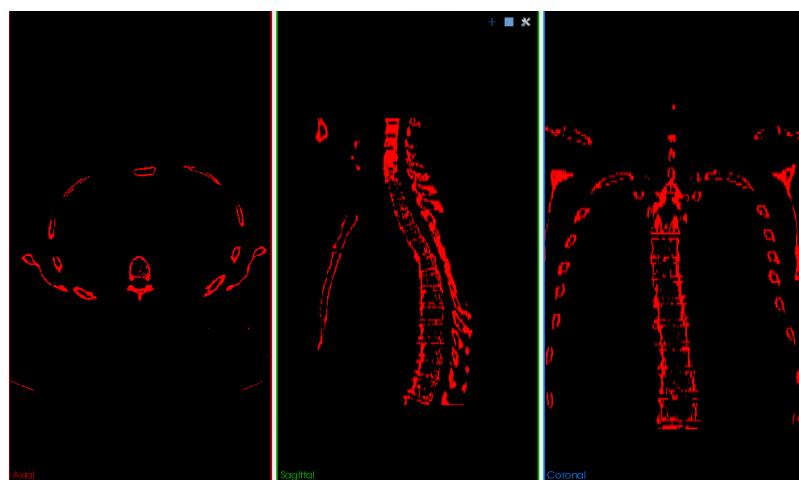
6.14. ábra. Csont szegmentálás



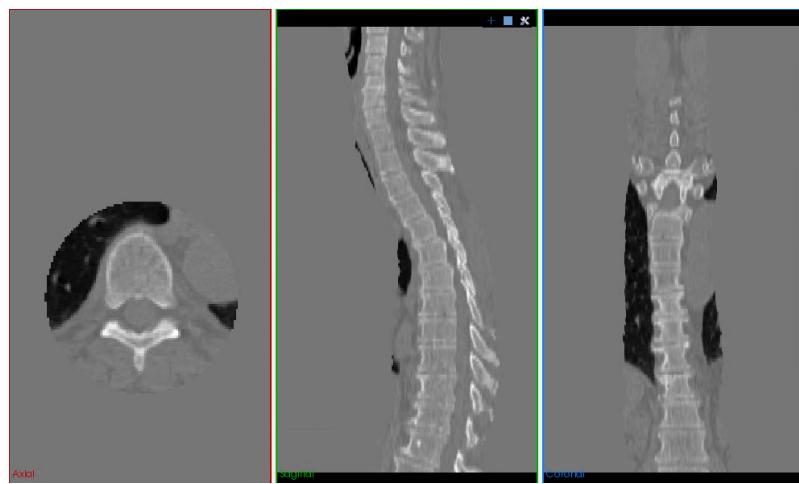
6.15. ábra. Gerinc kijelölés



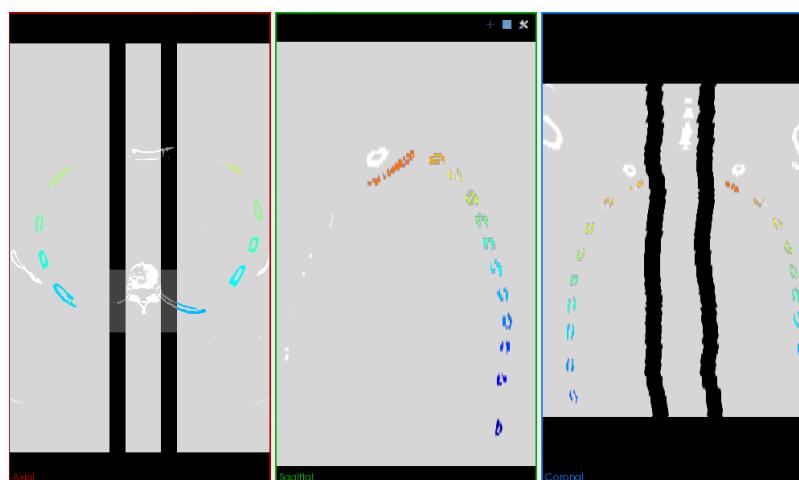
6.16. ábra. Régiónenövelés



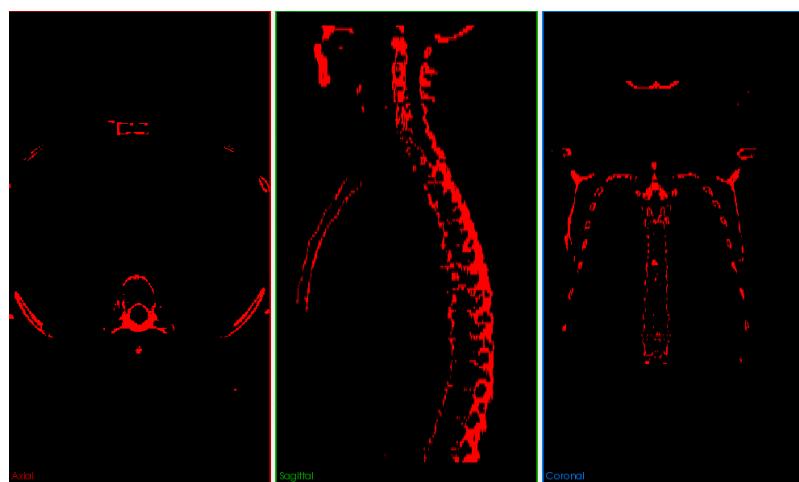
6.17. ábra. Csont szegmentálás



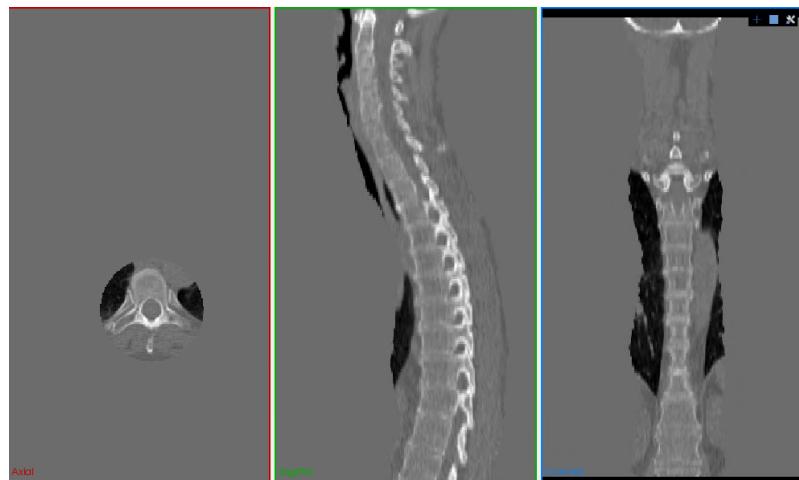
6.18. ábra. Gerinc kijelölés



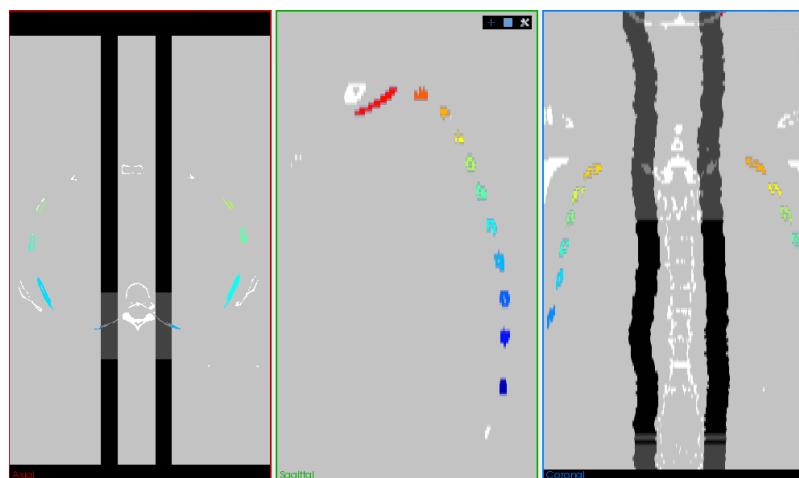
6.19. ábra. Régiónenövelés



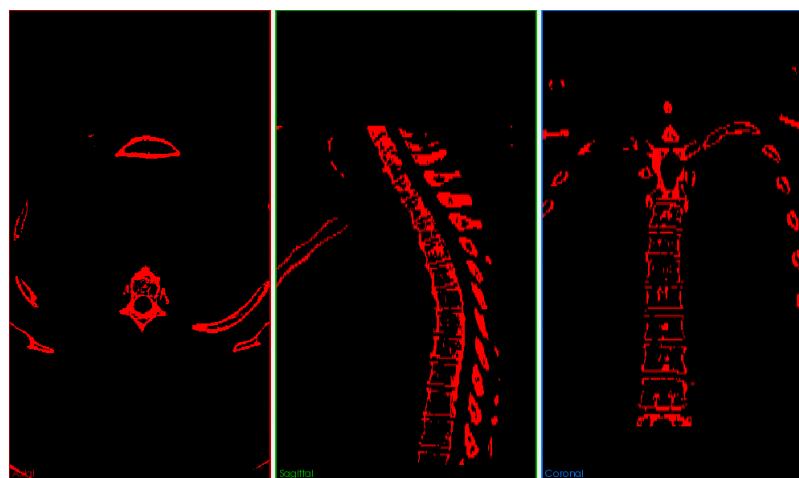
6.20. ábra. Csont szegmentálás



6.21. ábra. Gerinc kijelölés



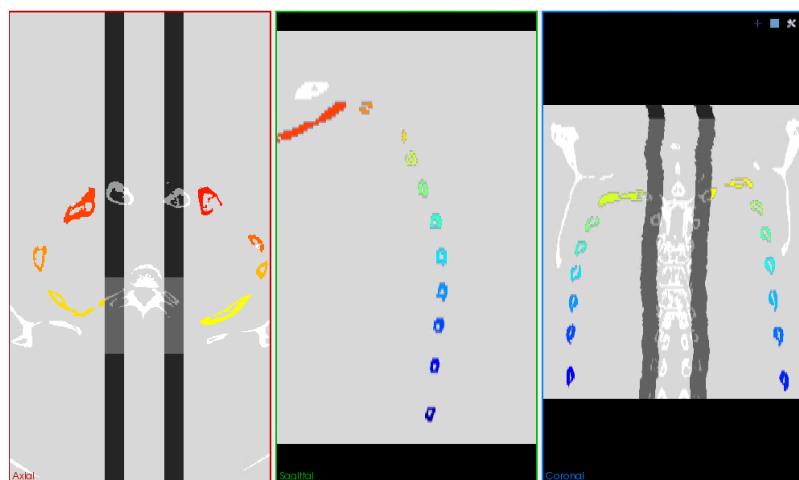
6.22. ábra. Régiónenövelés



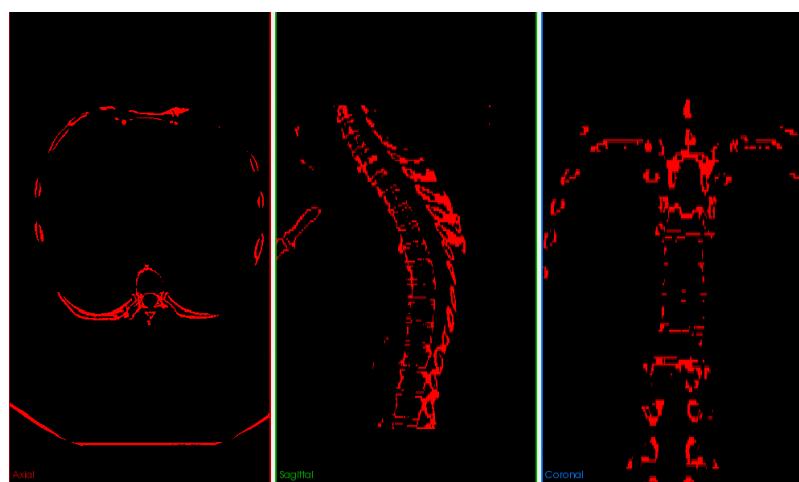
6.23. ábra. Csont szegmentálás



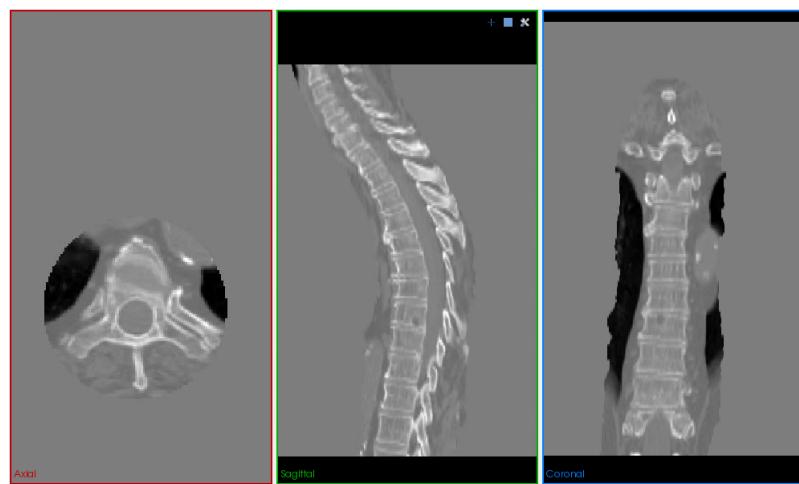
6.24. ábra. Gerinc kijelölés



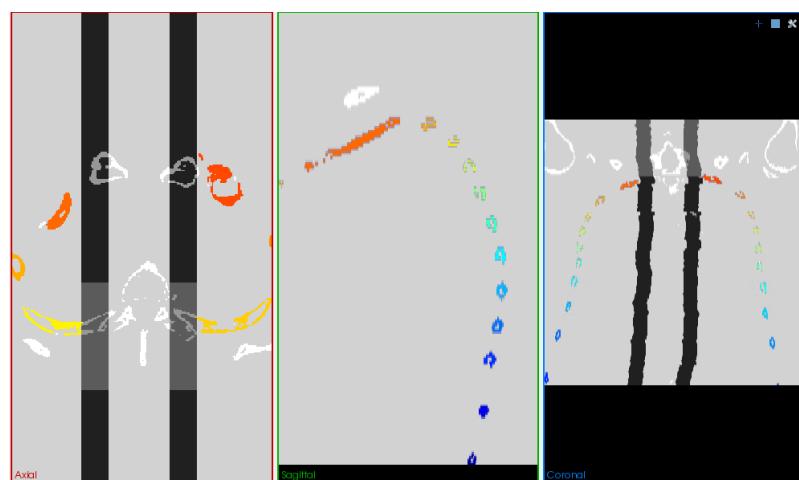
6.25. ábra. Régiónenövelés



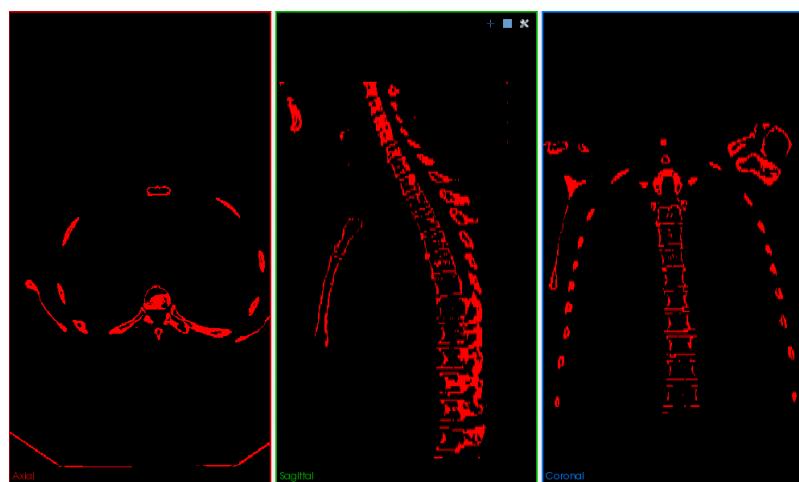
6.26. ábra. Csont szegmentálás



6.27. ábra. Gerinc kijelölés



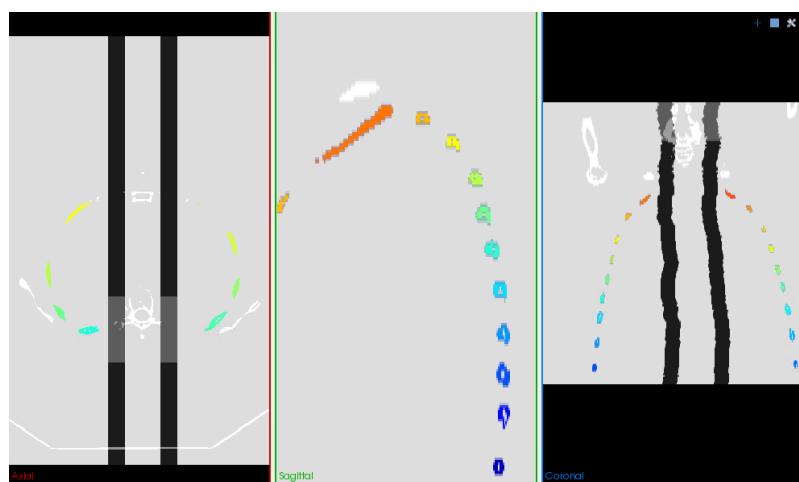
6.28. ábra. Régiónenövelés



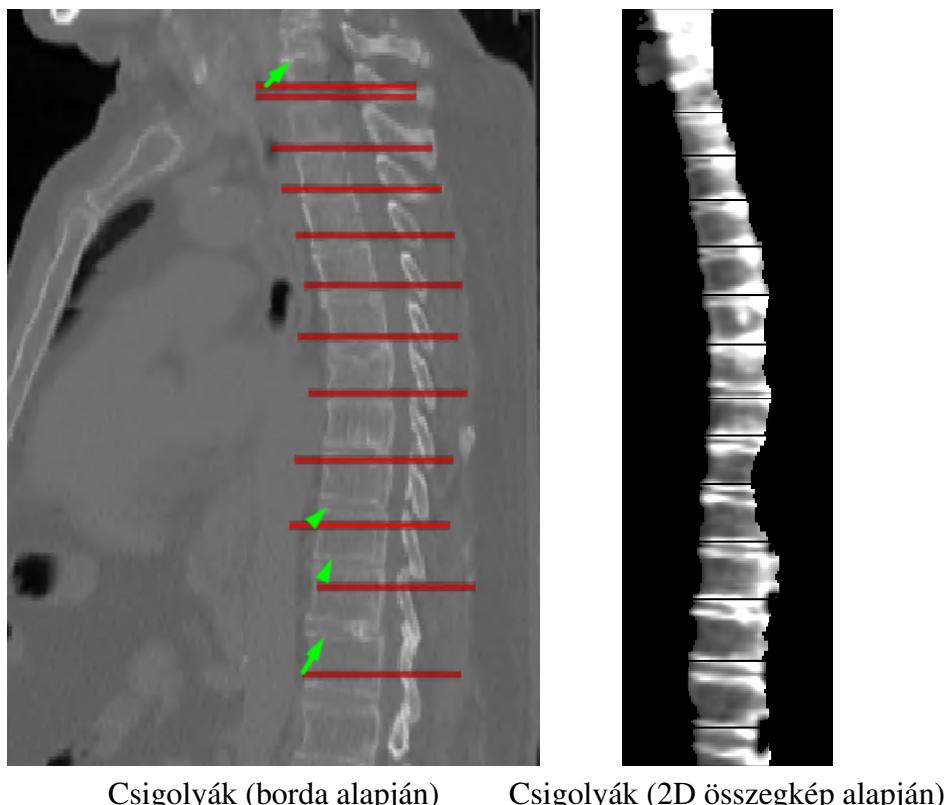
6.29. ábra. Csont szegmentálás



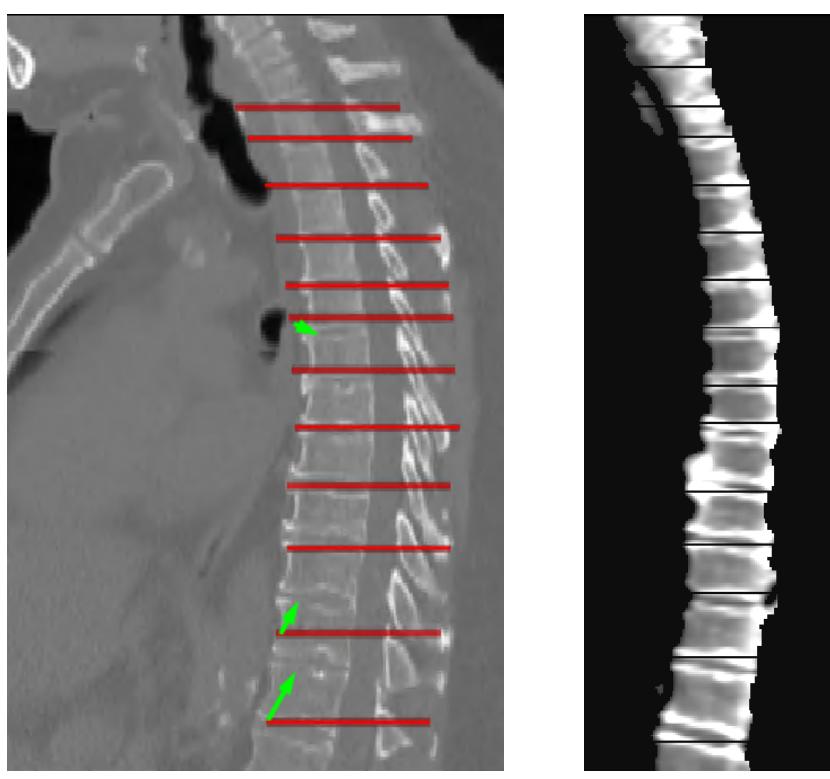
6.30. ábra. Gerinc kijelölés



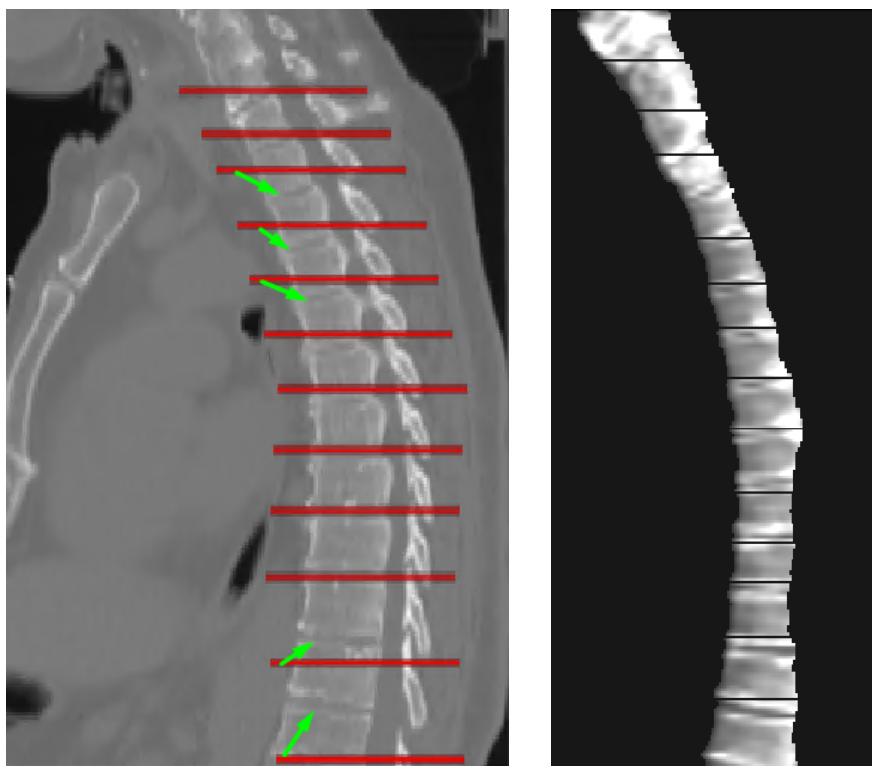
6.31. ábra. Régiónenövelés



6.32. ábra. 9. eset

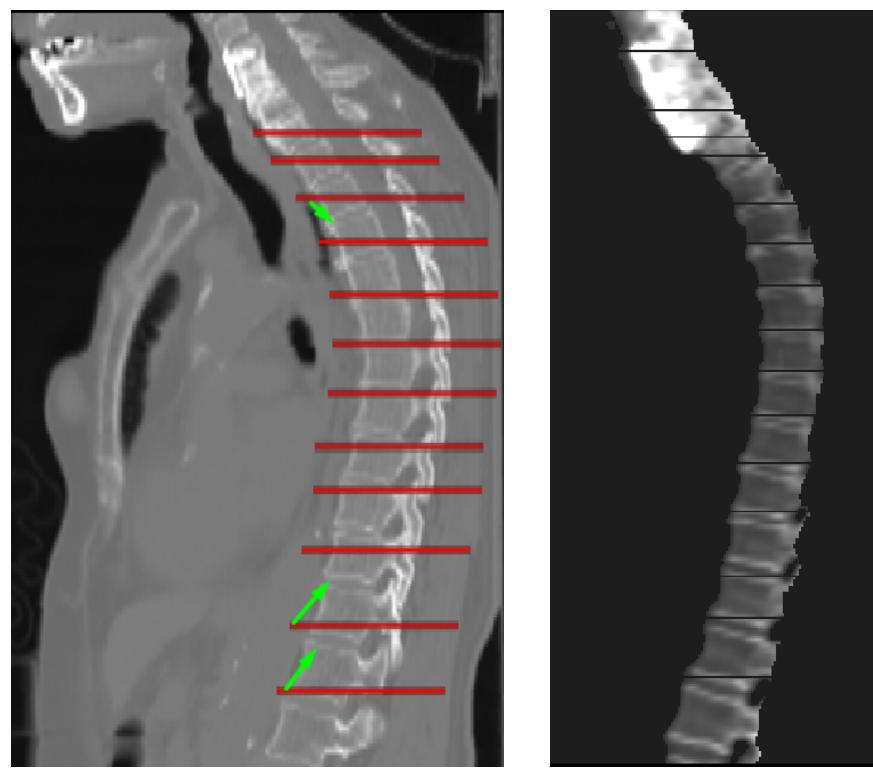


6.33. ábra. 12. eset



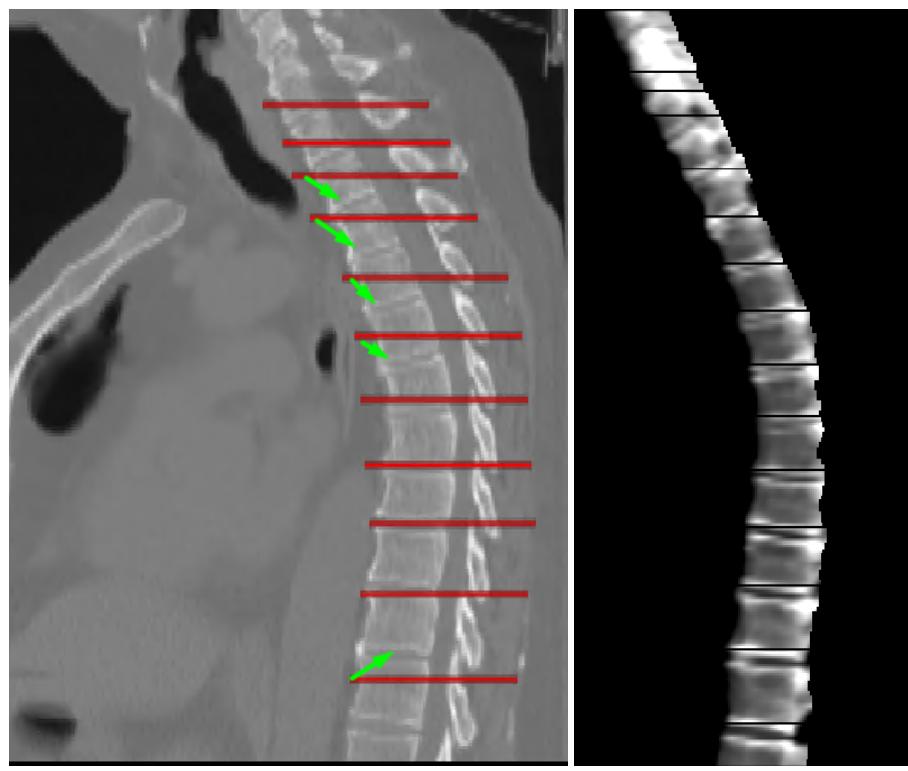
Csigolyák (borda alapján)      Csigolyák (2D összegkép alapján)

6.34. ábra. 13. eset



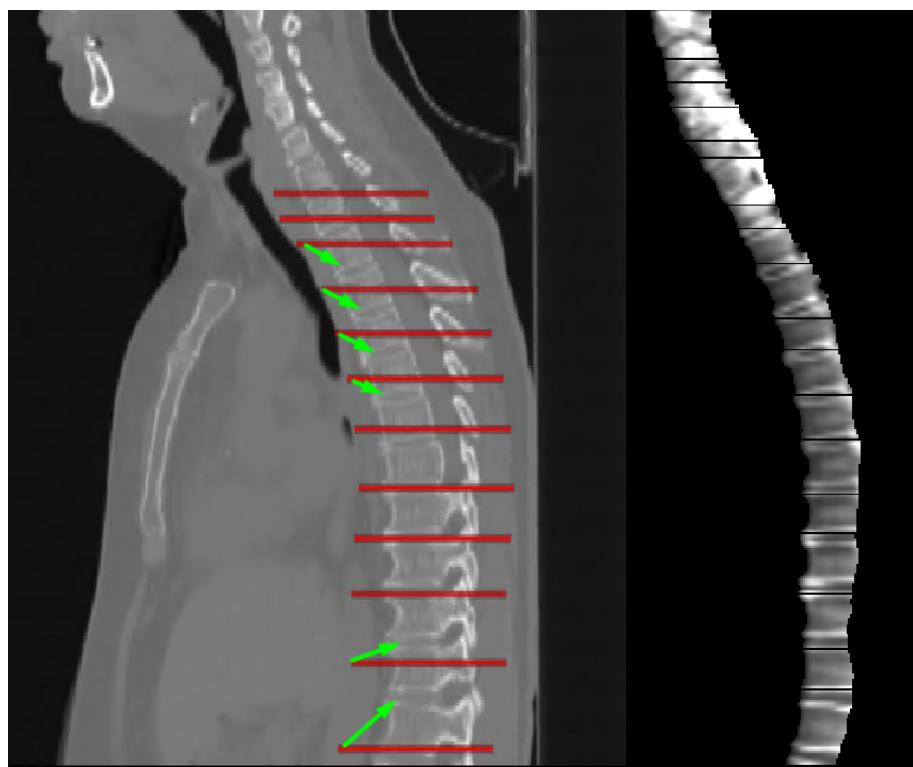
Csigolyák (borda alapján)      Csigolyák (2D összegkép alapján)

6.35. ábra. 14. eset



Csigolyák (borda alapján)      Csigolyák (2D összegkép alapján)

6.36. ábra. 39. eset



Csigolyák (borda alapján)      Csigolyák (2D összegkép alapján)

6.37. ábra. 46. eset

## 7. 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 79%-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.

Az előző módszer korlátai miatt kidolgozásra került egy 2D összegképen alapuló csigolyaszétválasztó módszer is, amely nem csak a bordaregióban található csigolyák szétválasztására alkalmas. Összeségében ez a módszer pontosabb az előzőnél (azonos régióban is), gyors, és átlagosan a csigolyák 82%-át képes szétválasztani megfelelően. A nyaki

## Csigolyák és bordák címkézése alacsony dózisú CT felvételeken

csigolyák szétválasztása okozza a hibák legnagyobb részét.

# 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;

```

---

# Nyilatkozat

Alulírott ..... szakos hallgató, kijelentem, hogy a dolgozatomat a Szegedi Tudományegyetem, Informatikai Intézet ..... Tanszékén készítettem, ..... diploma megszerzése érdekében.

Kijelentem, hogy a dolgozatot más szakon korábban nem védtem meg, saját munkám eredménye, és csak a hivatkozott forrásokat (szakirodalom, eszközök, stb.) használtam fel.

Tudomásul veszem, hogy szakdolgozatomat / diplomamunkámat a Szegedi Tudományegyetem Informatikai Intézet könyvtárában, a helyben olvasható könyvek között helyezik el.

Szeged, 2020. április 19. ....

aláírás

# **Köszönetnyilvánítás**

Szeretném megköszönni ennek és ennek

# 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 Abolma- esumi, 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 mi- lestone study of clinical vertebral CT segmentation*, 2016
- [6] A CT felépítése és működése: <https://www.radiologycafe.com/radiology-trainees/frcr-physics-notes/ct-equipment>