

Szegedi Tudományegyetem

Informatikai Intézet

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

Diplomamunka

Készítette:

Barta Bence

Programtervező Informatikus

hallgató

Témavezető:

Csirik János

Professor Emeritus

Szeged

2020

Tartalomjegyzék

Feladatkiírás	4
Tartalmi összefoglaló	5
1. Számítógépes tomográfia	6
1.1. A CT felépítése	6
1.2. Rekonstrukció	7
1.3. Orvosi képek jellemzői	8
2. Gerinc és borda az emberi testben	10
3. Irodalom áttekintés	12
3.1. Borda címkézés	12
3.1.1. Bordák szegmentálása alacsony dózisú CT felvételeken [10]	12
3.1.2. Bordák szegmentálása CT képeken, cikkösszefoglaló [3]	14
3.2. Csigolya címkézés	16
3.2.1. Mérföldkő a CT csigolyaszegmentálásban [20]	16
4. Borda címkézés	18
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	22
4.4. Nem bordaalakú objektumok eltávolítása	24
4.5. Bordák címkézés újranolesztéssel	25
4.6. Bordák címkézés bounding boxal	26
5. Csigolyák elválasztása	27
5.1. Csigolyák közötti rések berajzolása bordák alapján	27
6. Eredmények	29
6.1. Bordacímkézés	29
6.2. Csigolyák szétválasztása bordák alapján	30
6.3. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése bordákra	31
6.4. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése csigolyákra	31
7. Összefoglalás	35
Nyilatkozat	38
Köszönetnyilvánítás	39

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. A feladathoz hozzátartozik az algoritmus kiértékelése, és tesztelése több képen.

Tartalmi összefoglaló

A következőkben az általam implementált algoritmus működését mutatom be, mely lehetővé teszi alacsony dózisú CT felvételeken látható páciensek bordáinak kijelölését és címkézését. Továbbá lehetőséget nyújt megközelítőleg bejelölni a bordákhoz kapcsolódó csigolyákat.

Az első fejezetben ismertetem a számítógépes tomográfia alapjait. Az ezt követő fejezetben leegyszerűsítve bemutatom az emberi bordák és csigolyák alaptulajdonságait. A harmadik fejezet az irodalomáttekintésről szól. Itt ismertetem a hasonló témával foglalkozó cikkek eredményeit. A negyedik fejezetben a bordákat címkéző algoritmus működését ismertetem. Az ezt követő fejezet a csigolyák bordák alapján történő elválasztásáról szól. Az utolsó előtti fejezetben ismertetem az algoritmusok eredményeit. Végezetül egy összefoglalóval zárom a munkám.

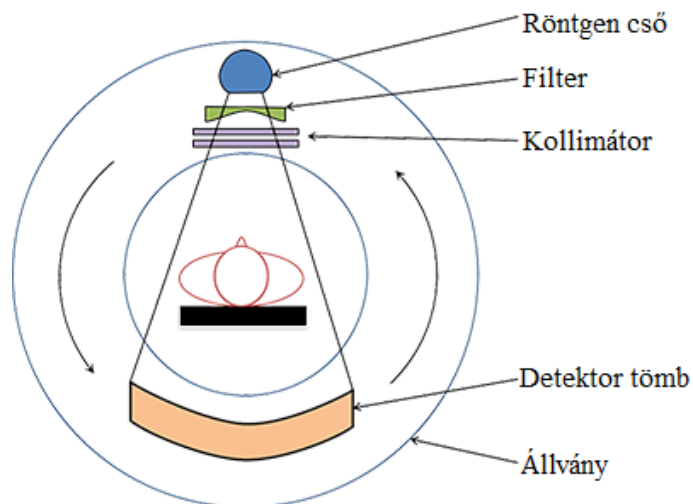
1. fejezet

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 képek az objektum egy-egy szeletét ábrázolják. Ezeket a szeleteket összerakva három dimenziós képet kapunk.

1.1. A CT felépítése

A CT felépítését az 1.1 ábra szemlélteti.



1.1. ábra. CT felépítése [4]

A röntgen cső által biztosított sugárzáson több módosítás is történik, mire az elér-

né 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 keménységtől függően különböző mértékben nyelik el, illetve eresztik át a sugárzást. A detektorok az elnyelődés vagy áteresztés mértékét rögzítik.

Orvosi CT felvételek készítésénél fontos szempont, hogy a páciens minél kisebb dózisban kapjon sugárzást. Az alacsonyabb dózis rosszabb képminőséget eredményez, de egyes vizsgálatokhoz a gyengébb kép is megfelelően használható. Az újabb rekonstrukciós algoritmusok segítségével egyre kisebb dózist felhasználva is elérhető a vizsgálatokhoz szükséges képminőség.

1.2. Rekonstrukció

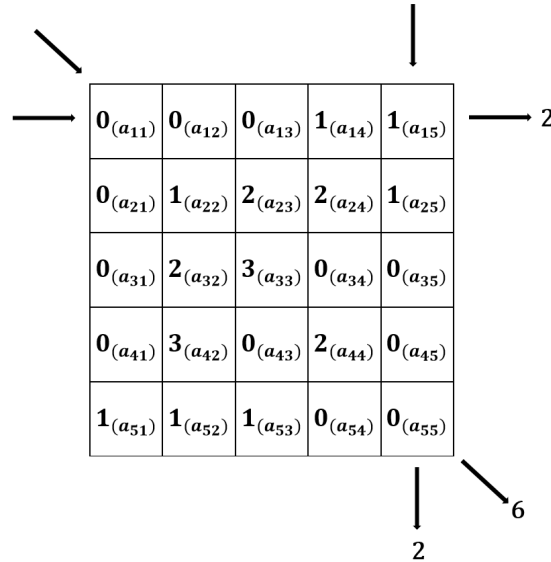
A CT mérési eredményeit felírhatjuk egy táblázatba, ahol az oszlopok a vetítősugar elfordulási szögét, a sorok pedig a vetítősugar sorszámát reprezentálják. A táblázat értékei pedig az adott sugár, bizonyos szögű elfordulásnál mért elnyelődései. Ezt a táblázatot nevezzük szinogramnak.

Rekonstrukciónak nevezzük azt az eljárást, amikor 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-es egyenletrendszer.

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

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 ismeretlent kell meghatározni több százezer egyenletből. Egy sorozat pedig rengeteg szeletből állhat.

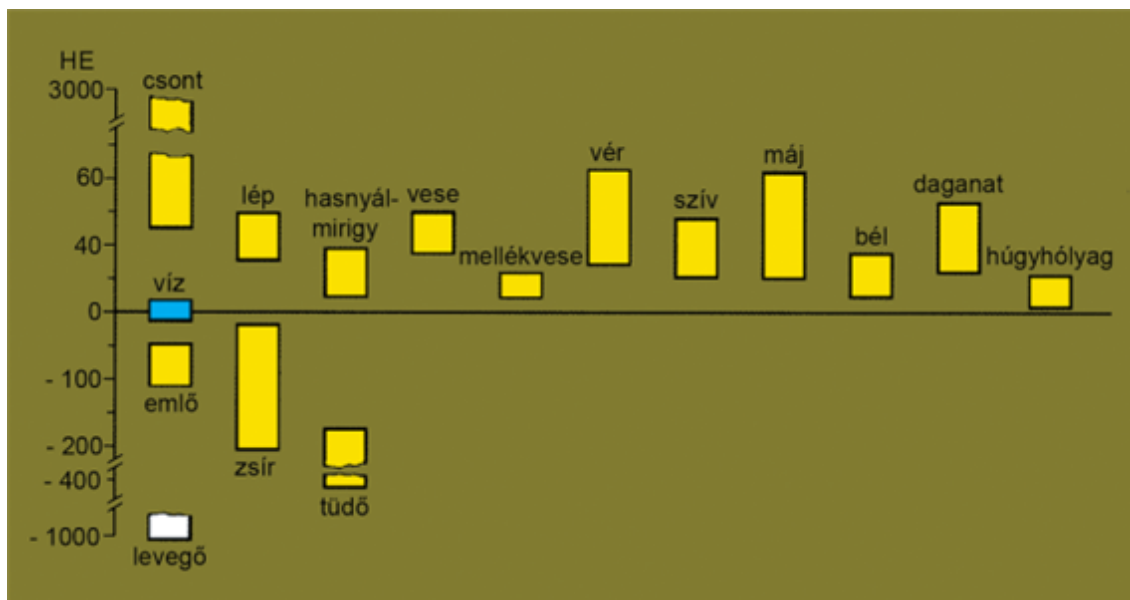


1.2. ábra. Rekonstruálandó objektum egy szelete

1.3. Orvosi képek jellemzői

Az orvosi képeket tipikusan DICOM formátumban kerülnek elmentésre. E formátum segítségével minden szelet külön fájlba kerül, mely fájl a képi intenzitásokon kívül tartalmazhat számtalan kiegészítő információkat, mint például a páciens nevét, a vizsgálat időpontját, de akár még az orvos által írt diagnózis is eltárolható. Az ilyen képek megjelenítésére speciális program szükséges, mely tudja kezelni ezt a formátumot.

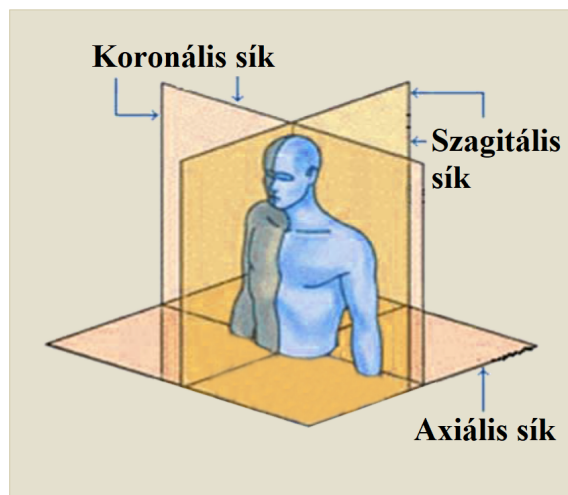
A CT felvétel 3D-s pixelekből, azaz voxelekből tevődik össze. A voxelek hordozzák a képi információt, melyeket Hounsfield egységekben mérünk. Ez a mértékegység a különböző anyagok sugárelnyelő képességét számszerűsíti a vízhez viszonyítva. A Hounsfield



1.3. ábra. Hounsfield skála az emberi test szöveteivel [15]

értékekből következtethetünk a szövet típusára. A különböző szervek sugárelnyelő képességét az 1.3 ábra szemlélteti.

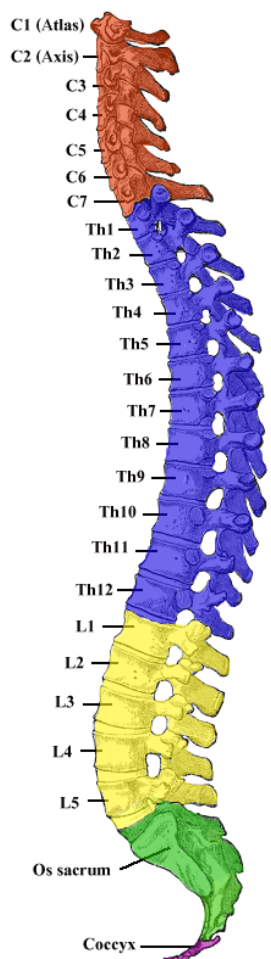
A háromdimenziós CT felvételeket a kétdimenziós kijelzőn különböző nézetekből jeleníthetők meg. Ehhez definiálunk három egymásra merőleges síkot. Az axiális sík a fejet és a lábakat választja el. A koronális sík a test eleje és hátulja között helyezkedik el. Végül a szagittális sík jobb és bal oldalra osztja a testet. E síkok tetszőlegesen eltolhatók a hozzájuk tartozó merőleges mentén. Az elhelyezkedésüket az 1.4 ábra szemlélteti.



1.4. ábra. Különböző síkok elhelyezkedései és elnevezései [18]

2. fejezet

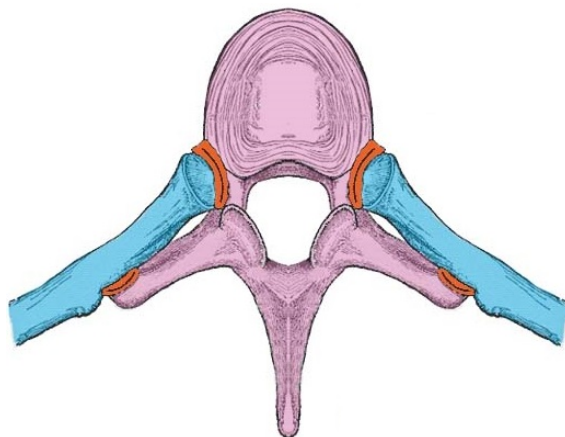
Gerinc és borda az emberi testben



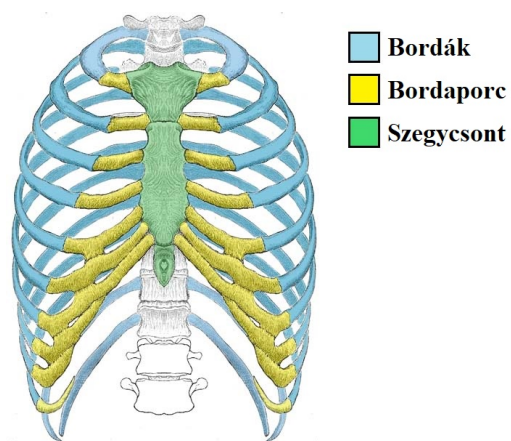
Az embernek normális esetben 33 gerinccsigolyája van. A felső 24 porckorongokkal van elválasztva egymástól. Az alsó 9 össze van nőve. Az csigolyákat különböző régiókra oszthatjuk elhelyezkedésük szerint. Az embernek az első 7 csigolyája a nyaki, a következő 12 a háti, az utána következő 5 az ágyéki,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

A 12 háti csigolyák mindegyikéhez kapcsolódik 2 borda, egyik jobbról, másik balról, a 2.2 ábrán látható módon. Az első 7 pár borda a egymástól függetlenül kapcsolódik a szegycsonthoz. A következő 3 pár borda a fölötte lévő bordának a porcához kapcsolódik. Az utolsó 2 pár borda lengő bordáknak is szoktuk nevezni, mivel ezek a hasi izomzatnál véget érnek, és a gerincen kívül nem csatlakoznak semmi máshoz. Ezt az elrendezést hivatott szemléltetni a 2.3 ábra.

2.1. ábra. Emberi gerincoszlop



2.2. ábra. Egy háti csigolya axiális nézetből, kékkel jelölve a borda, pirossal a csigolyához való kapcsolódás pontjai [1]



2.3. ábra. Bordák szegycsonthoz való kapcsolódásainak szemléltetése [1]

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 figyelhetők meg. Az általam megvizsgált írások között felelhetőek atlasz alapú, gépi tanulás, illetve szekvenciális algoritmusokon alapuló módszerek. Az alábbi sorokban ezek közül összegzek.

3.1. Borda címkézés

3.1.1. Bordák szegmentálása alacsony dózisú CT felvételeken [10]

Tesztelt képek:

115 alacsony dózissal felvett mellkasi CT képek, különböző szelet vastagsággal. 5 CT felvétel az algoritmus paramétereinek a beállítására, 110 CT felvételt az algoritmus kiértékelésére használtak ahol 98%-os pontosságot értek el.

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 hozzátartozó csigolyától.

Csont szegmentálás

Zajszűrés és küszöbölés. Elsőként minden képen 3x3-as átlagolósűrűt alkalmazunk, ezután 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 iteratíván kerül megrajzolásra az aktuális(I_i) és a rákövetkező(I_{i-1}) képszeletből.

Elvi algoritmus:

1. Kezdőpont megtalálása a legalsó képen.
2. 2D távolság transzformáció 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 megtalált pontok 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.

Magrégió 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 nevezhessünk két kritériumnak kell eleget tennie. Először is az intenzitása magasabb kell, hogy legyen, mint az előre megadott küszöbérték (175HU). Másodszor 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 (98.8%) bordát sikerült sikeresen szegmentálni. A 32 meg nem talált bordából 6 a legfelső borda volt míg a maradék 26 a legalsó bordák közül került ki.

3.1.2. Bordák szegmentálása CT képeken, cikkösszefoglaló [3]

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

Priorinformáció nélküli módszerek

- Küszöbölés

1. 2010, Furuhashi et al. [5] 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. [2] módszere:

Több szintű küszöbölést használtak (HU skála alapján). Az eredményt pedig morfológiai műveletek bevetésével finomították. A küszöbölt képen morfológiai nyitást alkalmaztak, hogy elválasztják a bordákat a csigolyáktól. Ezt követően az axiális szeletek meghatározzák a középvonalat amely végig megy a gerincen (gerinccsatorna). Ez azért szükséges, 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 fejlesztésére további morfológiai műveleteket alkalmaznak.

3. 2009, Zhou et al. [23] 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 csont régiók 60 kategóriába osztják szét (csigolyák (18) bordák(12), szegycsont (3) stb..)

- Rekurzív megrajzolás (tracing)

1. 2004, Shen et al. [14] módszere:

Magpont keresése a bordákon, a mellkashoz közel, majd ebből a magpontból bordák növesztése.

2. 2010, H. Li et al. [11] módszere:

Hough transzformációt használnak, hogy megtalálják az első bordát a szagittális szeletek sorozatában meghatározott dőlésszögű és hosszú vonalat keresve. Azt a szeletet, melyen megtalálják az ennek megfelelő vonalat (bordát) kulcs szagittális szeletnek nevezik (KSP) és a borda közepét magpontnak tekintik.

3. 2012, Zhang et al. [22] módszere:

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

4. 2012, Yao et al. [21] módszere:

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

-Régió növelés (Region growing)

1. 2002, Kim et al. [8] módszere:

Hibrid módszer rekurzív megrajzolással (recursive tracing) és régiónöveléssel. A cél-objektum a felhasználó által megadott kezdőpontból 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. [13] módszere:

3D középvonal kinyerése a torakális szeletből. A Módszer két részre osztható.

a) Előfeldolgozás ahol meghatározzuk a gerinc középvonalát az axiális vetületekből. A csont régió az összefüggő komponens analízis során kerül meghatározásra. Az összefüggő komponensek közepe potencionális magpont(seed point).

b) A magpont meghatározása után következik a Tracing Random Walker algoritmust használva.

Priorinformáció alakú módszerek

-Bordaketrec modell alapján

1. 2012 Wu et al. [19] módszere:

A borda magpontját mintaillesztéssel, tanulás alapú objektum középvonal detektá-

ló algoritmussal határozzák meg. Tanítóadatbázisnak 40 CT 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.[7] módszere:

Mindegyik csont voxelhez egy jellemző vektor tartozik. Az első alakleíró jellemző az úgynevezett Axial-inertia descriptor. Itt különösen az adott voxel halmaz lokális görbülete koncentráltak. A második jellemző az úgynevezett Rotation Invariant Shape Context Descriptor. Mindegyik csont voxelre kiszámoltak 56 sávot melyeknek a sugarait véletlenszerűen választották 2 és 35 között. Aztán az összes sávra kiszámolták, hogy hány csont voxel érint. Ebből pedig előáll a jellemző.

2. 2007, Staal et al. [16] 5 lépéses módszere:

1. Binarizálás 100HU és az 1D gerinc voxel (1D ridge voxel) meghatározása

2. Primitív elemek meghatározása az 1D gerinc voxelekből. A régió növelés magpontja random kerül kiválasztásra a gerinc voxelekből.

3. Spin-glass osztályozóval 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 teljesítményt nyújtják.

4. A következő lépésben a borda primitívek középvonalakká kerülnek csoportosításra.

5. Végül az egész szegmentálásra egy régió növelő algoritmust alkalmazunk.

3.2. Csigolya címkézés

3.2.1. Mérföldkő a CT csigolyaszegmentálásban [20]

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 tesztképen tesztelték a workshopon: 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 kószati 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 gerincoszlop szegmentálásából, disc detektálásból, és csigolya pozíció és rotáció becslésből áll.

Módszer 2:

Statisztikai csigolya alak és pozíció modellen alapul, mely a gerincoszlop csontos éleit 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 hisztogramját tanulja meg egy annotált adatbázisból.

Módszer 4:

Két részből áll, csigolya detektálás, és csigolyaszegmentálás. Spline interpoláción alapuló módszerekkel határozzuk meg a gerincoszlopot. A csigolya befoglalásokat Canny éldetektálással, és random forrest regressziós modell alkalmazásával határozzuk meg.

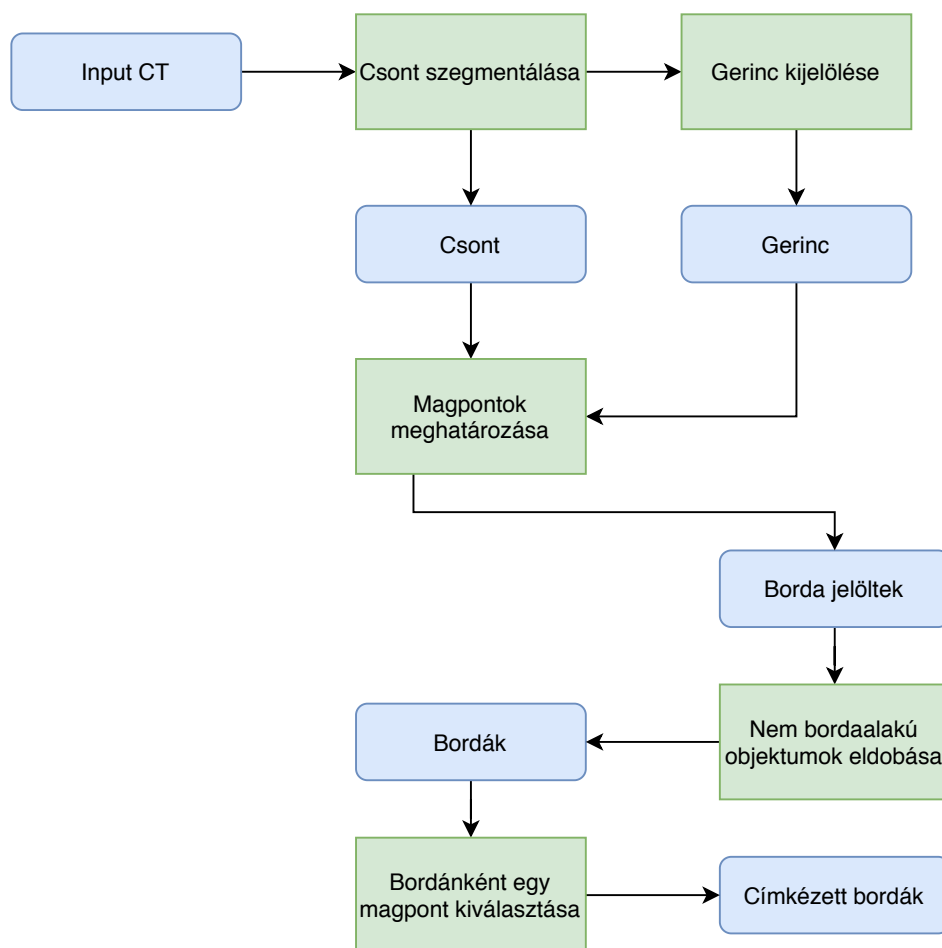
Módszer 5:

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 iteratíván változtatjuk a csigolya intenzitásához viszonyítva.

4. fejezet

Borda címkézés

A bordák címkézését megvalósító algoritmushoz J. Lee és társai [10] publikációjában megfogalmazottakat vettem alapul. Ez alapján az algoritmusom főbb lépései a 4.1 ábrán láthatjuk. Az alábbi alfejezetben ezeket taglalom részletesen.



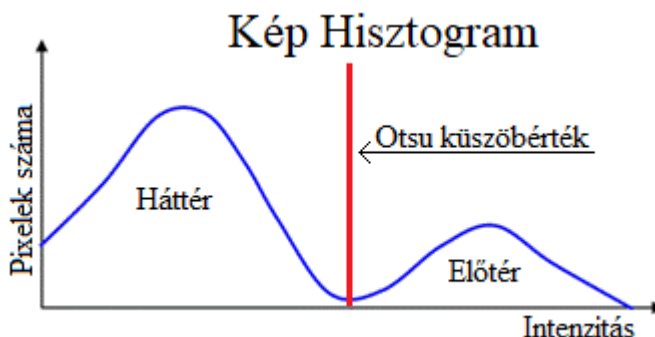
4.1. ábra. Borda címkéző algoritmus lépései

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 előtér és a háttér közötti varianciát. [12] A módszer a 4.1-es egyenlet minimalizálásával találja meg az optimális t



4.2. ábra. Histogram és otsuval meghatározott threshold érték

küszöbértéket. Szemléletesen pedig a 4.2 ábrán láthatjuk ahol a piros függőleges vonal az optimális küszöbértéket jelöli.

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

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 [6] 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 nevezzük normalizálásnak.

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

4.2. Gerinc kijelölés

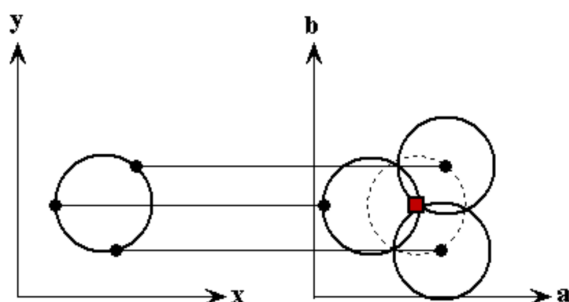
A gerinc helyzetének meghatározása kulcsfontosságú a bordadetektálás szempontjából. Tudjuk, hogy a bordák, a gerinchez kapcsolódnak, ezért, ha ismerjük a gerinc helyzetét, könnyen megtalálhatjuk a csigolyákhoz tartozó bordákat is, a gerinc mentét pásztázva.

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.

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

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



4.3. ábra. Kép és akkumulátor kép [17]

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-es egyenlet alapján megtalálhatóak. A paraméterter tehát három-dimenziós (a, b, r) , de a könnyebb szemléltetés érdekében rögzítsük a sugarat, r -t. Ezzel a paraméterterünk kétdimenziósra csökken, de csak meghatározott sugarú körök keresésére leszünk képesek.

Keressük tehát (a, b) paramétert, vagyis a kör pozícióját a képen. (a, b) paraméterek lehetséges értékeit nyilvántarthatjuk egy két dimenziós mátrixban szemléletesen a 4.3 ábra jobb oldali koordináta rendszerében látható. Ezt a mátrixot nevezzük akumlátor képnek. A keresett kör a 4.3 ábra baloldali koordináta rendszerében helyezkedik el. E körön válasszunk ki például három pontot, de az objektum többi pontja is felhasználható, majd e három pont körül rajzoljunk köröket az akumlátor képen, úgy, hogy minden körön lévő pixelt egyel növeljük a mátrixban. A három kör metszéspontja lokális - és ebben az esetben globális is - maximum lesz. Ennek a maximum pontnak az (a, b) koordinátái lesznek az eredeti kör középpontjának a koordinátái.

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

4.2.2. Körök keresése axiális szeleteken

A gerinc kijelölésének algoritmus a egy egyszerű észrevételen alapszik, miszerint a gerinc az axiális vetületekből nézve kör alakú. A szegmentált kép axiális szeletein keressünk kör, illetve kör alakú objektumot a Hough transzformáció segítségével. A talált körök nagy valószínűséggel a gerincre fognak esni, mivel az axiális vetületeken kevés más hasonló méretű kör alakú objektum látható. Az algoritmus eredménye a 4.5 ábrán látható.

4.2.3. Körök helyzetének korrigálása

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

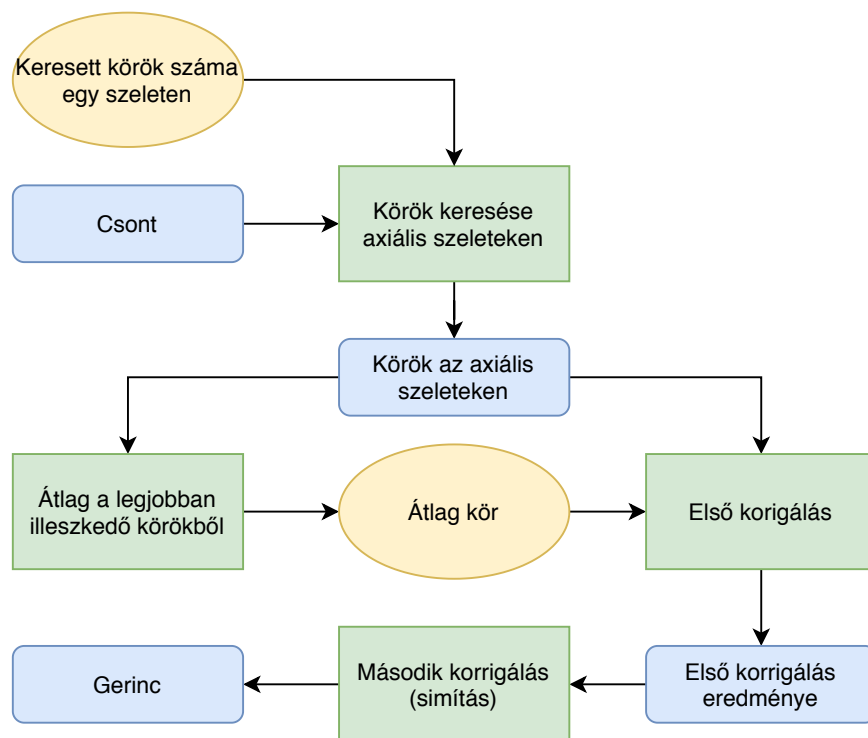
Ha az átlagtól nagyban eltérő kört találunk, haladjunk végig a Hough transzformáció által nyújtott további körök listáján és helyettesítsük a kiugró kört egy olyan körrel, ami legközelebb van az átlaghoz a listában. Ezt a megoldást nevezhetjük első korrekciós lépésnek. Az algoritmus eredménye a 4.6 ábrán látható.

4.2.4. Körök helyzetének második korrigálása

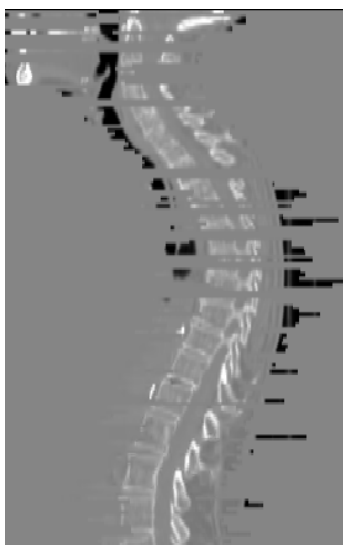
Előfordulhat olyan eset is, hogy az adott szeleten egyáltalán nem látszik kör, például a ritka csontozat miatt. Ebben az esetben a Hough transzformáció aligha fog megfelelő pozíciójú kört találni. Ennek a problémának a megoldására szolgál az úgynevezett második korrekciós lépés, mely szerint lokálisan, 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 4.7 ábrán látható.

4.3. Magpontok meghatározása

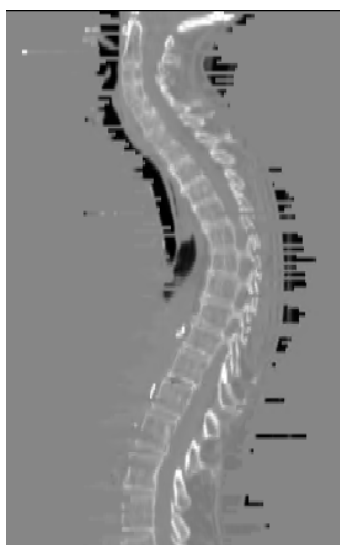
A gerinc kijelölése kritikus fontosságú az algoritmus szempontjából, hiszen a következő lépések erre építkeznek. A bordákat régiónöveléssel tudjuk kijelölni a szegmentált képen. A régiónöveléshez magpontokra van szükségünk. Tudjuk, hogy a borda hozzákapcsolódik a gerinchez, ezért célszerű a gerinc mentén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



4.4. ábra. Gerinckijelölés lépései



4.5. ábra. Korrigálatlan



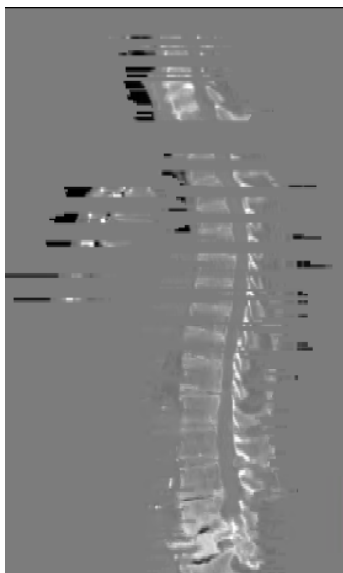
4.6. ábra. Első korrigálás



4.7. ábra. Második korrigálás

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

A régiónövelés egy magpontból (voxelből) kiindulva a magponttal szomszédos voxeleket beveszi a szegmentálásba, majd az újonnan bevett voxelek szomszédjait is hozzáveszi a szegmentáláshoz iteratíván. Az algoritmus akkor áll meg, ha már nem tud új voxel



4.8. ábra. Korrigálatlan



4.9. ábra. Első korrigálás



4.10. ábra. Második korrig

bekerülni a szegmentált régióba. A bordacímkéző algoritmus által használt régiónövelés bináris képen dolgozik, ezt figyelembe véve akkor mondjuk, hogy kettő voxel szomszédos, ha intenzitásuk megegyezik illetve négy-szomszédságban állnak. Használható lenne a nyolc-szomszédság is, de a feladat szempontjából előnyösebb, a régiónövelést a szigorúbb négy-szomszédság szerint alkalmazni, a nem kívánt objektum összenövésnek megelőzése érdekében. Például kisebb lesz az esélye a borda-lapocka összenövésnek.

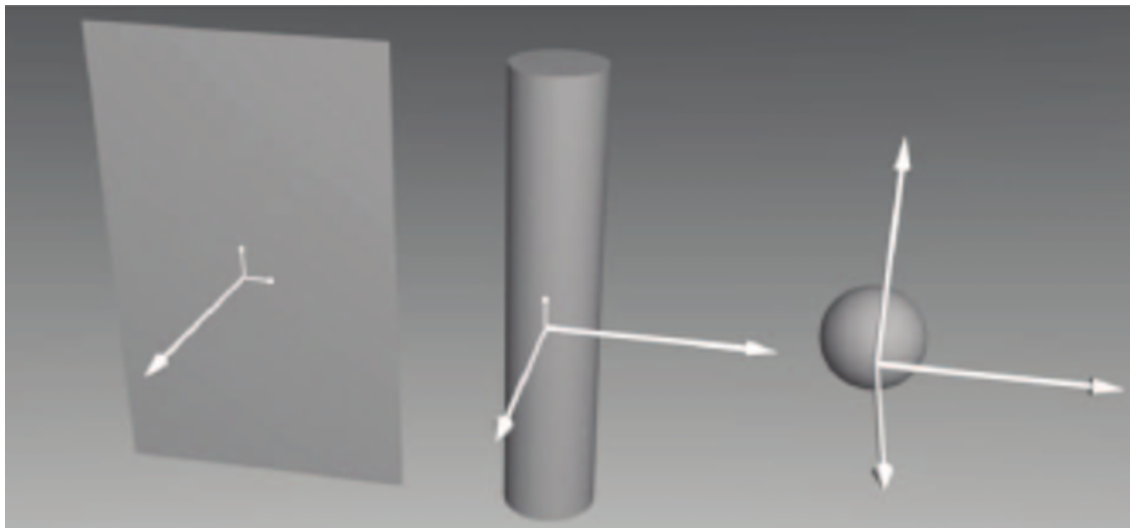
4.4. Nem bordaalakú objektumok eltávolítása

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

A 4.11 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 sajátértékekkel 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 4.11 ábrán az első objektuméhoz fog hasonlítani, míg a bordáké a középső, henger alakúhoz.



4.11. ábra. Különböző objektumok sajátértékei [9]

4.5. Bordák címkézés újranolesztéssel

A nem bordaalakú objektumok eltávolítása után következhet, a bordák megfelelő sorrendben történő címkézése. Az összefüggő komponensek algoritmusai definiálhat egy címkézést, de nem veszi figyelembe a bordák anatómiai sorrendjét.

Az címkéző algoritmus bemenete csak a bordákat tartalmazza, mivel az előző lépésben eltávolítottuk az egyéb objektumokat, de fontos, hogy a bordáknak külön címkéjük legyen, vagyis külön objektumként jelenjenek meg, ezt a régiónövelés tudja biztosítani. A keresés ugyan olyan módszerrel történik, mint az 4.3-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 régiónövelést tartalmaz, amit már egyszer különben is végrehajtott az algoritmus, egy előző lépésben. Az előző alfejezetben is említésre került, hogy a régiónövelés definiál egy anatómiailag helytelen címkézését. 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 frissítjük a címkéket. Azt is megtudjuk állapítani, hogy melyik objektum/borda melyik oldalon található, ha összehasonlítsuk a bounding boxok közepének az X koordinátáját. Választhatunk a bounding 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 újránövesztéses módszer. Az újránövesztéssel 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 mélységértéket, vagyis megjeleníthetjük a felhasználó számára, hogy adott axiális szeleten melyik csigolya látható.

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

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

nyeket szolgáltat. Végül ahogy haladunk felfelé a gerinc oszlopon úgy csökken a bordák közötti hely illetve a csigolyák mérete is csökken, valamint a gerinc fokozatos meghajlása 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.

6. fejezet

Eredmények

6.1. Bordacímkezés

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. 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 felcímkezésre, 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 címkezésére

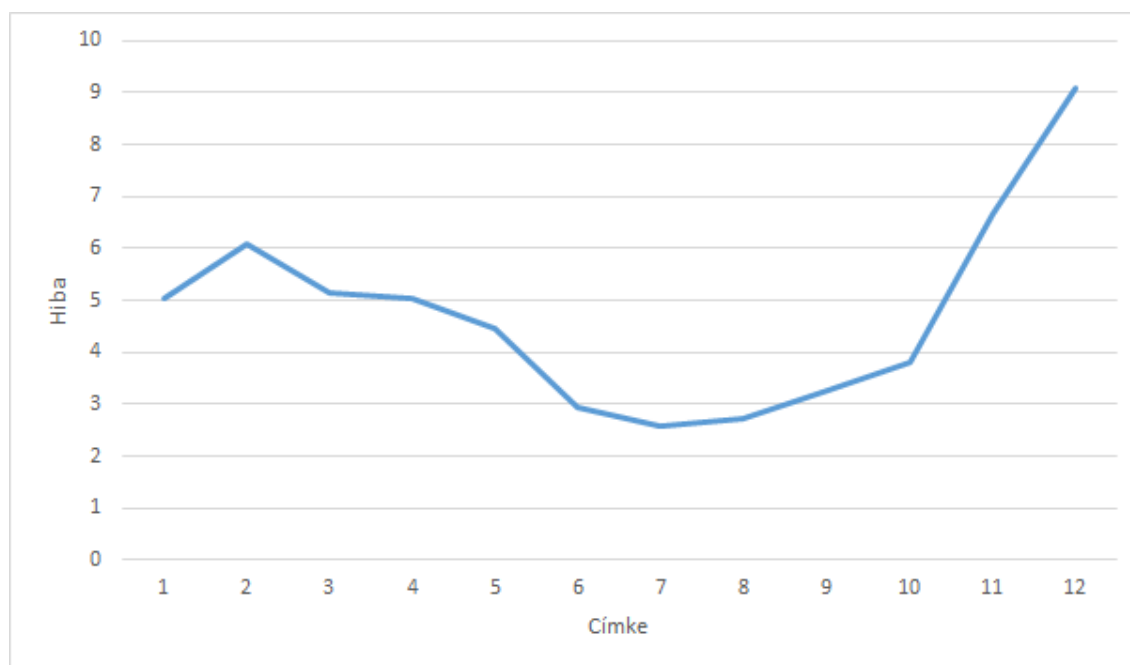
Címke	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Hiba	5,05	6,1	5,14	5,02	4,46	2,95	2,58	2,73	3,27	3,8	6,65	9,09

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 szezletszámban 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. bordákhoz 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 legpontosabb eredményt, hiszen itt van a legkevésbé íves része a gerincnek.

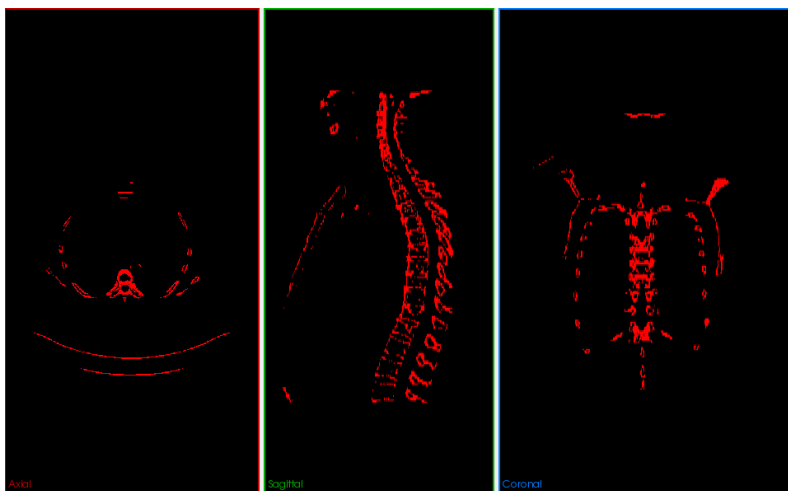


6.1. ábra. Hiba szemléltetése grafikonon

6.3. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése bordákra

E fejezetben különböző esetekre láthatunk példákat a bordák címkézésének folyamatára.

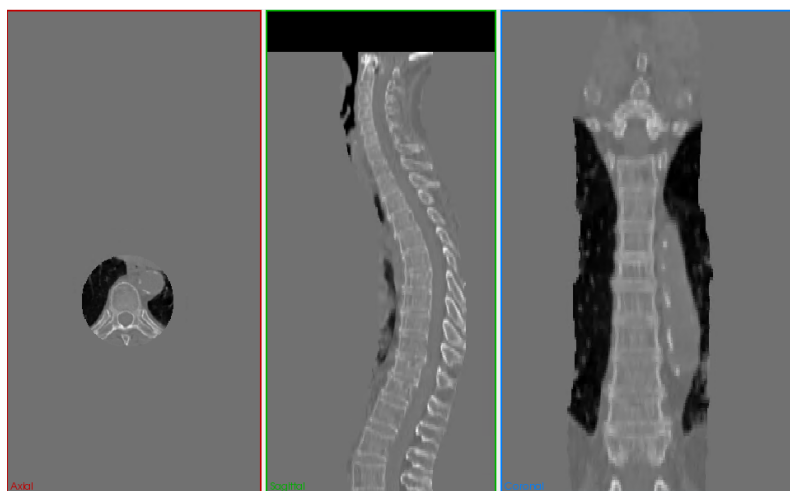
Az esetenkénti első képeken a csont szegmentálásának az eredményét láthatjuk. Itt még minden csontszerkezet látszik. A második képeken látható a gerinc kijelölésének végleges eredménye. A gerinc kijelölése három lépésből áll, itt most csak az utolsó lépés eredményét szemléltetem, azzal, hogy visszavetítem 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.



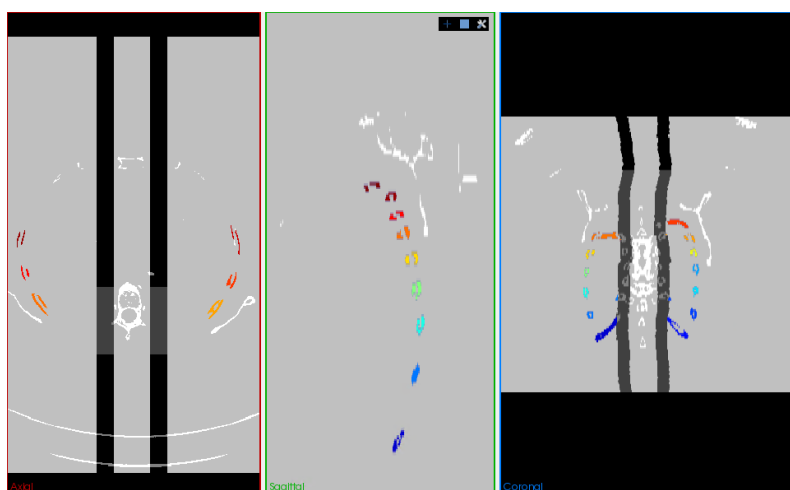
6.2. ábra. Csont szegmentálás (1. eset)

6.4. Különböző esetek részeredményeinek szemléltetése csigolyákra

A zárójelben felsorolt képeken (6.8, 6.9) a csigolya közötti rések becslését láthatjuk a borda alapú módszer segítségével. A borda alapú algoritmus eredménye a piros vonal mélység koordinátája. A zöld nyíl azt mutatja meg, hogy hol kellene elhelyezkednie a csi-

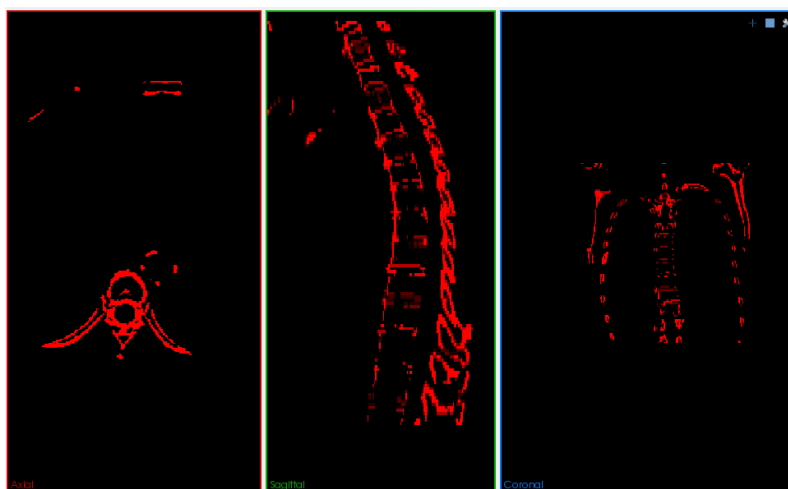


6.3. ábra. Gerinc kijelölés (1. eset)

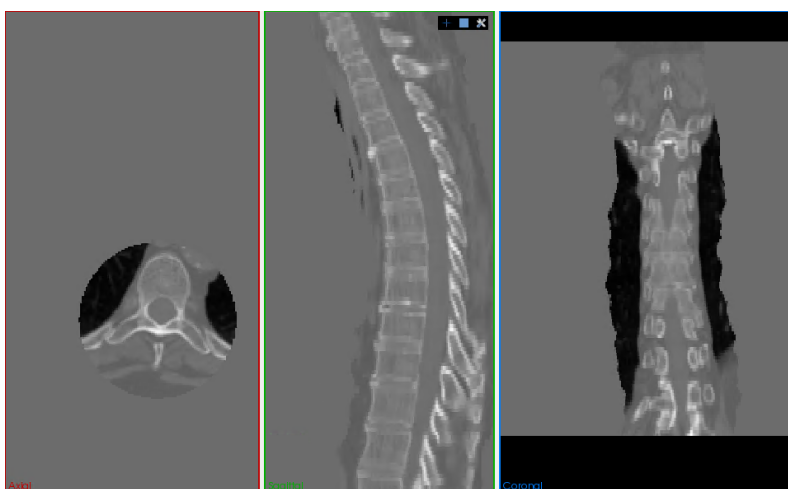


6.4. ábra. Régió növelés (1. eset)

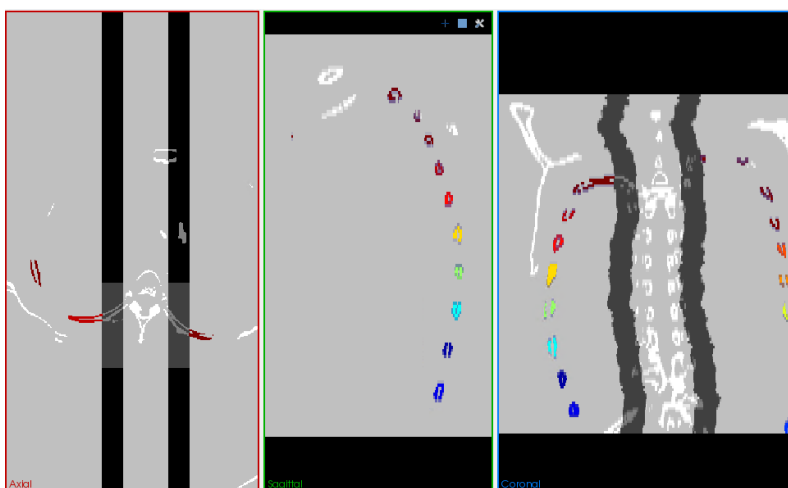
golyák határanak. Ahol nincs drasztikus eltérés az algoritmus eredménye és a tényleges határ között, oda nem került berajzolásra. Láthatjuk, hogy az alsó csigolyákhoz kapcsolódó lengőbordákkal történő becslés instabil eredményt szolgáltat, míg a gerinc közepén lévő csigolya közti rések helyesen szerepelnek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



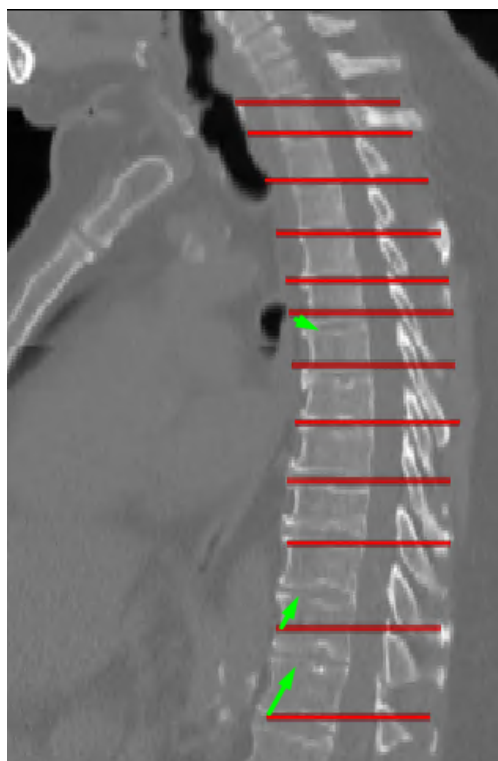
6.5. ábra. Csont szegmentálás (2. eset)



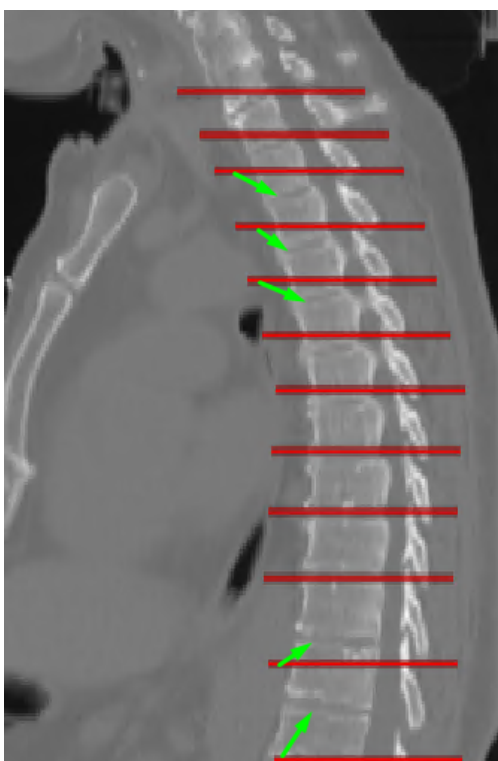
6.6. ábra. Gerinc kijelölés (2. eset)



6.7. ábra. Régió növelés (2. eset)



6.8. ábra. Csigolyák elválasztása bordák alapján (1. eset)



6.9. ábra. Csigolyák elválasztása bordák alapján (2. 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 feltételnek, ezért eltávolításra kerül, és inntől kezdve a címkézés is elcsúszik. A fix pont megadása segít a problémán, ugyan akkor, ha középső szakaszcól kerül hibásan eltávolításra egy borda, akkor megint csak hibás lesz a fölötte 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 szelettel 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.

Irodalomjegyzék

- [1] Bordák anatómiája: <https://teachmeanatomy.info/thorax/bones/ribcage>.
- [2] Shantanu Banik, Rangaraj M Rangayyan, and Graham S Boag. Automatic segmentation of the ribs, the vertebral column, and the spinal canal in pediatric computed tomographic images. *Journal of digital imaging*, 23(3):301–322, 2010.
- [3] E Contini. Rib cage segmentation in ct scans. Master’s thesis, 2014.
- [4] A CT felépítése és működése: <https://www.radiologycafe.com/radiology-trainees/frcr-physics-notes/ct-equipment>.
- [5] Satoru Furuhashi, Katsumi Abe, Motoichiro Takahashi, Takuya Aizawa, Takashi Shizukui-shi, Masakuni Sakaguchi, Toshiya Maebayashi, Ikue Tanaka, Mitsuhiro Narata, and Yasuo Sasaki. A computer-assisted system for diagnostic workstations: automated bone labeling for ct images. *Journal of digital imaging*, 22(6):689–695, 2009.
- [6] 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. *Oncology letters*, 15(2):2373–2379, 2018.
- [7] Mariem Gargouri, Julien Tiern, Erwan Jolivet, Philippe Petit, and Elsa D Angelini. Accurate and robust shape descriptors for the identification of rib cage structures in ct-images with random forests. In *2013 IEEE 10th international symposium on biomedical imaging*, pages 65–68. IEEE, 2013.
- [8] Dongsung Kim, Hanyoung Kim, and Heung Sik Kang. Object-tracking segmentation method: vertebra and rib segmentation in ct images. In *Medical Imaging 2002: Image Processing*, volume 4684, pages 1662–1671. International Society for Optics and Photonics, 2002.
- [9] Bianca Lassen-Schmidt, Jan-Martin Kuhnigk, Ola Friman, Stefan Krass, and Heinz-Otto Peitgen. Automatic segmentation of lung lobes in ct images based on fissures, vessels, and bronchi. pages 560–563, 01 2010.
- [10] Jaesung Lee and Anthony P Reeves. Segmentation of individual ribs from low-dose chest ct. In *Medical Imaging 2010: Computer-Aided Diagnosis*, volume 7624, page 76243J. International Society for Optics and Photonics, 2010.
- [11] Hong Li, Jun Li, Shinong Pan, Qiyong Guo, Jiren Liu, and Yan Kang. Automatic rib positioning method in ct images. In *2010 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, pages 1–4. IEEE, 2010.
- [12] Nobuyuki Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1):62–66, 1979.

- [13] Sowmya Ramakrishnan, Christopher Alvino, Leo Grady, and Atilla Kiraly. Automatic three-dimensional rib centerline extraction from ct scans for enhanced visualization and anatomical context. In *Medical Imaging 2011: Image Processing*, volume 7962, page 79622X. International Society for Optics and Photonics, 2011.
- [14] Hong Shen, Lichen Liang, Min Shao, and Shuping Qing. Tracing based segmentation for the labeling of individual rib structures in chest ct volume data. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pages 967–974. Springer, 2004.
- [15] Hounsfield skála: https://regi.tankonyvtar.hu/hu/tartalom/tamop425/2011_0001_524_Radiologia/ch01.html.
- [16] Joes Staal, Bram van Ginneken, and Max A Viergever. Automatic rib segmentation and labeling in computed tomography scans using a general framework for detection, recognition and segmentation of objects in volumetric data. *Medical Image Analysis*, 11(1):35–46, 2007.
- [17] Hough transzformáció körökre: <https://www.cis.rit.edu/class/simg782.old/talkHough/HoughLecCircles.html>.
- [18] Vetületek: <https://www.ipfradiologyrounds.com/hrct-primer/image-reconstruction/>.
- [19] Dijia Wu, David Liu, Zoltan Puskas, Chao Lu, Andreas Wimmer, Christian Tietjen, Grzegorz Soza, and S Kevin Zhou. A learning based deformable template matching method for automatic rib centerline extraction and labeling in ct images. In *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 980–987. IEEE, 2012.
- [20] Jianhua Yao, Joseph E Burns, Daniel Forsberg, Alexander Seitel, Abtin Rasoulzadeh, Purang Abolmaesumi, Kerstin Hammernik, Martin Urschler, Bulat Ibragimov, Robert Korez, et al. A multi-center milestone study of clinical vertebral ct segmentation. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 49:16–28, 2016.
- [21] Jianhua Yao, Joseph E Burns, and Ronald M Summers. Sclerotic rib metastases detection on routine ct images. In *2012 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pages 1767–1770. IEEE, 2012.
- [22] Li Zhang, Xiaodong Li, and Qingmao Hu. Automatic rib segmentation in chest ct volume data. In *2012 International Conference on Biomedical Engineering and Biotechnology*, pages 750–753. IEEE, 2012.
- [23] Xiangrong Zhou, Tatsuro Hayashi, Mingxu Han, Huayue Chen, Takeshi Hara, Hiroshi Fujita, Ryujiro Yokoyama, Masayuki Kanematsu, and Hiroaki Hoshi. Automated segmentation and recognition of the bone structure in non-contrast torso ct images using implicit anatomical knowledge. In *Medical Imaging 2009: Image Processing*, volume 7259, page 72593S. International Society for Optics and Photonics, 2009.

Nyilatkozat

Alulírott Barta Bence Programtervező Informatikus szakos hallgató, kijelentem, hogy a dolgozatomat a Szegedi Tudományegyetem, Informatikai Intézet Számítógépes Algoritmusok és Mesterséges Intelligencia Tanszékén készítettem, MSc 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 27.

.....

aláírás

Köszönetnyilvánítás

Szeretném megköszönni ennek és ennek