



**Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem**  
Villamosmérnöki és Informatikai Kar

Tilk Bence

**TÜDŐKÖRVONAL  
MEGHATÁROZÁSA MELLKAS  
TOMOSZINTÉZIS  
FELVÉTELEKEN**

KONZULENS

**Dr. Horváth Gábor**

BUDAPEST, 2016

# Tartalomjegyzék

<b>Összefoglaló .....</b>	<b>4</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>5</b>
<b>1 Általános Bevezetés.....</b>	<b>6</b>
1.1 PA röntgen, CT és Tomoszintézis összehasonlítása .....	6
1.1.1 CAD rendszerek.....	11
<b>2 Szakirodalom áttekintése .....</b>	<b>13</b>
<b>3 Alap eljárás továbbfejlesztése.....</b>	<b>21</b>
3.1 Intenzitás alapú szegmentálás .....	21
3.2 Gradiens alapú eljárás továbbfejlesztése .....	24
3.3 Energia alapú szegmentálás .....	26
3.4 Simítás .....	29
<b>4 Modell alapú megközelítés .....</b>	<b>30</b>
4.1 Formát leíró modell .....	33
4.2 Tüdő méretét leíró modell.....	36
<b>5 Kiértékelés .....</b>	<b>38</b>
5.1 Referencia készítés .....	38
5.2 Kiértékelési metrikák.....	39
5.3 Eredmények .....	40
<b>6 Összefoglalás.....</b>	<b>47</b>
6.1 Eljárás áttekintése .....	47
6.2 Továbbfejlesztési lehetőségek .....	48
<b>7 Köszönetnyilvánítás .....</b>	<b>49</b>
<b>8 Hivatkozások .....</b>	<b>50</b>

# HALLGATÓI NYILATKOZAT

Alulírott **Tilk Bence**, szigorló hallgató kijelentem, hogy ezt a szakdolgozatot meg nem engedett segítség nélkül, saját magam készítettem, csak a megadott forrásokat (szakirodalom, eszközök stb.) használtam fel. Minden olyan részt, melyet szó szerint, vagy azonos értelemben, de átfogalmazva más forrásból átvettem, egyértelműen, a forrás megadásával megjelöltem.

Hozzájárulok, hogy a jelen munkám alapadatait (szerző, cím, angol és magyar nyelvű tartalmi kivonat, készítés éve, konzulens neve) a BME VIK nyilvánosan hozzáférhető elektronikus formában, a munka teljes szövegét pedig az egyetem belső hálózatán keresztül (vagy hitelesített felhasználók számára) közzétegye. Kijelentem, hogy a benyújtott munka és annak elektronikus verziója megegyezik. Dékáni engedéllyel titkosított diplomatervek esetén a dolgozat szövege csak 3 év eltelte után válik hozzáférhetővé.

Kelt: Budapest, 2016. 12. 11.

.....  
Tilk Bence

# Összefoglaló

A szakdolgozatom végső célja egy olyan algoritmus elkészítése, amely mellkas tomoszintézis képeken képes a tüdőt elválasztani a többi területtől egy körvonal segítségével. Ezen körvonalnak több lehetséges felhasználási lehetősége is van a számítógép által segített diagnosztikai rendszerekben. A két legfontosabb lehetőség: a krónikus obstruktív légúti betegség felismerése alaki elváltozásokból, valamint tüdőrák észlelésénél a tüdön kívüli fals pozitív elváltozások kiszűrése.

A Digitális tomoszintézis egy kitűnő képalkotási technika a betegségek korai felismeréséhez, összehasonlítva a CT-vel (Computed Tomography), gyorsabb, alacsonyabb a dózisa és olcsóbb is a berendezés. Ezeket az előnyöket figyelembe véve célszerű lehet szűrővizsgálatként használni. Ugyanakkor a rekonstrukció során keletkező képek közötti átmosódás miatt a felvétel kevesebb mélységi információt tartalmaz, mint egy CT felvétel. Ezen átmosódás a berendezés geometriájából adódóan a szélső szeletképeken jellemző, amely a szegmentálást, valamint a létrehozott megoldásnak a minősítését is problémássá teszi.

A diplomatervezés során egy mellkas digitális tomoszintézis felvételeken alkalmazható tüdőszegmentáló eljárást terveztem és implementáltam MATLAB környezetben. A tervezés során különféle eljárások együttes alkalmazásával növeltem a rendszer pontosságát. A kiértékeléshez, valamint a modellépítéshez szükséges referenciák előállítása CT felvételek segítségével történt, emiatt az eredményeket fenntartásokkal kell kezelni.

# **Abstract**

The final goal of my thesis is to create an algorithm, which is capable of segment the lung from other organs on chest tomosynthesis with a contour. This contour has several possible potential uses by Computer Aided Diagnosis systems. Two main options are to recognize Chronic Obstructive Pulmonary Disease by detecting shape disorders and determining the search area for a lung cancer detection method.

Digital tomosynthesis is an excellent screening technique for early detection of diseases, compared to CT (Computer Tomography), it is faster, cheaper and has lower radiation level. Considering these advantages, tomosynthesis should be used as screening method. However, after the reconstruction, the slices are not ideally thin and the are partly overlapping, causes that, images have less depth information, than CT images. This overlapping causes bigger problem on the noncentral images, the geometry of the machine causes this characteristic. This problem makes hard to segment the lung, and the evaluation as well.

During the thesis, a method is designed, which is capable of segmenting the lung on chest digital tomosynthesis images, and it is implemented in MATLAB environment. During the design the accuracy of the method is increased by using multiple methods together. For validating the results such reference images should be used where accurate lung contours are available. Because of the lack of such reference images, simulated tomosynthesis images are computed, where at least approximately correct lung contours can be determined. Based on these “reference images” the validation results can be considered as approximately correct too.

# 1 Általános Bevezetés

Napjaink halállal végződő megbetegedéseinek listáján rendkívül elől szerepelnek a tüdőmegbetegedések[1], a legjellemzőbb krónikus elváltozás a tüdőrák és a COPD (Chronic Obstructive Pulmonary Disease). A daganat korai felismerése jelentősen növelheti a túlélés esélyét, ezért elengedhetetlen egy olyan szűrővizsgálat, amelynek a segítségével pontosan megállapítható valakiről, hogy beteg vagy sem.

A szakdolgozat készítése során az orvosi diagnosztikában újnak tekinthető Digitális Tomoszintézissel készült mellkas képeken alkalmazható robosztus algoritmust fejlesztettem ki, amely a tüdő területet képes elválasztani a szeletkép többi részétől. Ennek az algoritmusnak több lehetséges hasznosítási területe lehet a tüdő elváltozásainak detektálásán belül.

Egyik lehetséges terület a COPD[2], vagyis krónikus obstruktív légúti betegség azonosítása, amely egy nem visszafordítható betegség. Kezelés nélkül végzetes lehet, ezért létfontosságú ennek a betegségnek az időben történő észlelése. Azok a páciensek, akik ezzel a betegséggel küzdenek, jellemzően csökkent vitálkapacitással rendelkeznek, így a tüdő becsült tüdőterfogata alapján lehetséges felismerni a betegséget.

Másik lehetséges felhasználás a tüdőrák diagnosztizálás, amely során egy már létező tüdőfolt kereső eljárást segít. A foltkereső eljárás a tüdőn kívül található foltokat nem veszi figyelembe, ezzel számítási időt takarít meg és a fals pozitív találatok arányát is csökkenti. Az eljárás létrehozása során elsősorban ezzel a betegség detektálási eljárással foglalkoztam, mert a munka elkezdésekor a tanszéken már voltak elkészített algoritmusok a tüdőrák detektálására, melyek elég nagy pontossággal működnek. Mivel a tüdőkontúrt megkereső algoritmus pontossága nem volt elégséges, ezért erre a részproblémára koncentráltam.

## 1.1 PA röntgen, CT és Tomoszintézis összehasonlítása

A PA röntgen egy képet készít a páciens mellkasáról, így a képnek nincs mélység információja, cserébe a vizsgálat rendkívül gyors (néhány percet vesz igénybe) és viszonylag alacsony a sugárterhelése[3] (0.1mSv) az eljárásnak. Az eljárás elsősorban szűrésre alkalmas, hiszen ez a legolcsóbb eljárás a három közül, valamint előbb említett előnyös tulajdonságai miatt sok embert lehet megvizsgálni minimális kockázattal és

gyorsan. Amennyiben valakinél elváltozás gyanúja merül fel, öt további, részletesebb vizsgálatokra lehet küldeni, ezzel elkerülve a fölösleges kockázatot és költséget.

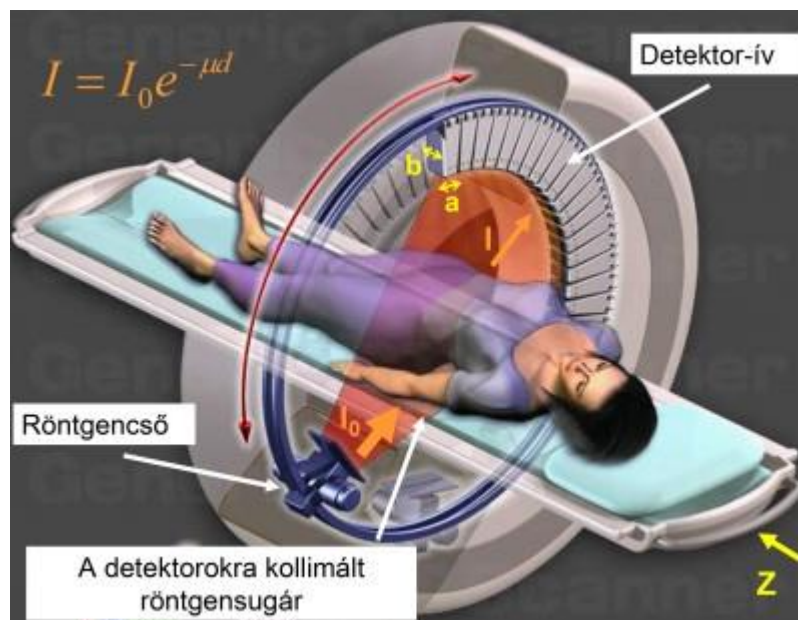


**1.1. ábra: PA mellkas-röntgen készítése[4]**



**1.2. ábra: egy PA röntgen kép**

A CT vagyis Computed Tomography valódi háromdimenziós képalkotó technológia, amely axiális szeletképek készítésével éri el a háromdimenziós képalkotást. A szeletek száma 100 és 1000 között változik, a modern nagyszeletszámú CT berendezéseknél 1000 fölötti szeletszám is előfordulhat. A térbeli képalkotás miatt pontosabb felvétel készíthető a betegről, az elváltozás mérete, elhelyezkedése és alakja könnyedén megállapítható, viszont a módszer sugárterhelése (7mSv)[3] két nagyságrenddel nagyobb, mint a PA röntgen (0.1mSv) esetében. Ennek a sugárterhelésnek az oka a mellkasról egyenként elkészített axiális szeletképek. Minden egyes axiális szelet létrehozásához a testet teljesen körbejárja a detektor és a röntgenső, amely a detektorhoz képest a műszer ellentétes oldalán található.



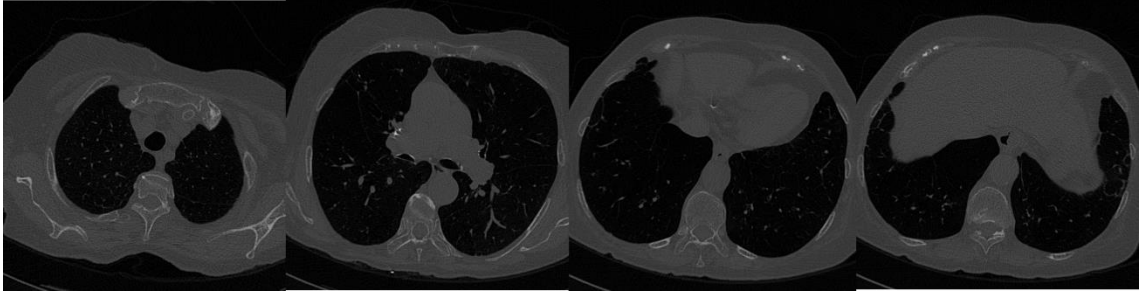
**1.3. ábra: CT működése során a detektor és a röntgenső helikális, csavarvonal alakú pályán mozog[5]**

Az előbb bemutatott képalkotás miatt az eljárás a másik két módszerhez képest lassúnak is mondható: átlagosan húsz percig tart, de az időtartam a szeletszám függvényében változhat. Továbbá a berendezés ára[6], amely a 2,7 millió dollárt is elérheti, egy nagyságrenddel nagyobb, mint a másik két műszer ára, így célszerű csak indokolt esetben használni, ezzel csökkentve a várólistát és a költségeket.

A magas dózis okozta kockázatot minimalizálendő, megjelent az alacsony dózisú CT (LDCT) berendezés, amely továbbra is lassú, valamint még drágább is, de nem jelent akkora egészségügyi kockázatot a sugárterhelés, ami még mindig a három ismertetett képalkotási technika közül a legnagyobb.



A CT előnye, hogy a rekonstruálás nem alulinformált, így minden voxel (legkisebb műszer által megfigyelhető térfogategység) intenzitása leírja a vizsgált anyagnak a sugárzáselnyelő tulajdonságát. Ha egy tetszőlegesen elhelyezkedő voxelnek az intenzitása megegyezik egy másik voxel intenzitásával, akkor nagyon hasonló az anyagok sugárzást elnyelő képessége, vagyis a képek normalizáltak.



**1.4. ábra: Axiális CT szeletek**

A digitális tomoszintézis[7] által létrehozott képek a CT és a PA röntgenfelvételek közé pozicionálhatóak, ha a mélységinformáció szerint történik a sorrendezés. A berendezés több képet készít a betegről, úgy, hogy a detektor és a sugárforrás vízszintesen mozog ellentétes irányba. Ez lehetővé teszi, hogy minden kép elkészítése különböző szögből történjen. A kapott projekciókból a rekonstrukció során mélységi információt is lehet szerezni, így szeletképeket kapunk a betegről. A mélységi információ miatt két és fél dimenziós képalkotási módszernek lehet tekinteni, mert a mélységi információk jóval szegényesebbek, mint egy CT felvételen. Ugyanakkor a koronális képek felbontása jobb is lehet, mint a CT által készített képek felbontása.

A felvételkészítés közben az eszköz mintegy 40-60 vetített képet készít a betegről, amely a rekonstruálás után 100-400 szeletképpé konvertálódik. Ezeknek a rekonstruált képeknek a felbontása meghaladja az 1000x1000 pixeles felbontást is.

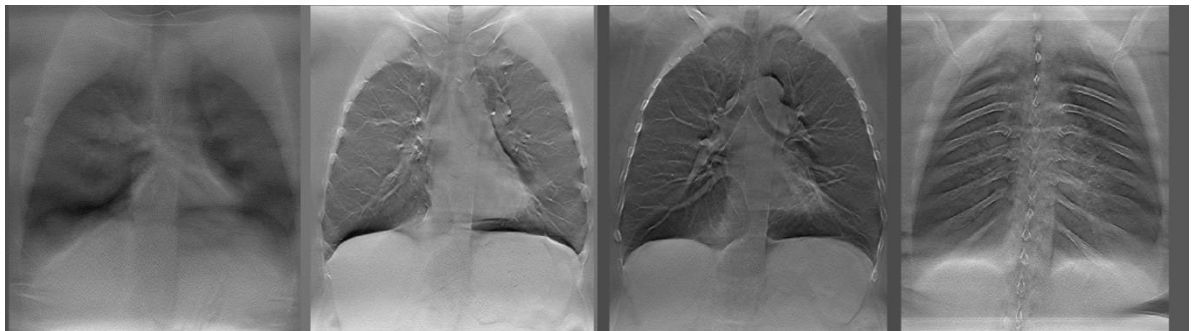
Az eljárás előnye a PA mellkasröntgennel szemben egyértelműen a mélységinformáció, amely korlátos ugyan, de rendelkezésre áll, ugyanakkor a berendezés alig drágább, mint egy hagyományos PA röntgen berendezés, továbbá a vizsgálat ideje is hasonló és a beteg által elnyelt dózis(0.14mSv)[8] is alig magasabb.

Ezek az előnyös tulajdonságok teszik megfelelővé a szűrővizsgálatra[9]. Segítségével nagyobb eséllyel található meg az elváltozás még korai stádiumban, így javulnak a betegek túlélési esélyei.

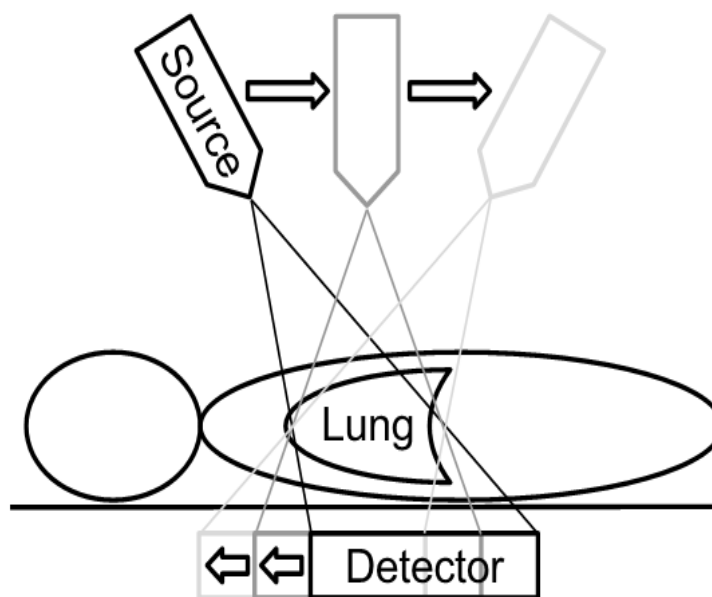
A DTS képalkotás két hátránnyal rendelkezik az alacsony dózisú CT-vel összehasonlítva:

- a szeletek egymásra történő átmosódása, amely igazán zavaró hatásként a szélső képeken jelenik meg
- az intenzitásértékek nem normalizáltak, emiatt azonos tulajdonságú szövetekhez különböző intenzitásérték tartozhat, ez a szeletek közötti intenzitásértékek eltérésénél válik igazán látványossá

Az első problémát a korlátozott szögtartományból történő képalkotás okozza. A szeletek összemosódásának mértéke függ a szelet pozíciójától, amely igazán zavaró hatásként a szélső képeken jelenik meg. Az 1.5. ábrán látható a DTS képek karakterisztikája. A szélső szeleteken az átmosódás miatt, homályos a kép és olyan struktúrák is megjelennek, amelyek egy másik szelet térfogatrészében vannak jelen, de átmosódnak, emiatt a struktúrák határai a képen elcsúszhatnak a valósághoz képest. Emiatt válik igazán nehéz problémává a tüdőkontúr meghatározása a szélső képeken.



**1.5. ábra: DTS képek, látható, hogy a szélső képek sokkal zajosabbak**



1.6. ábra: A DTS működési elve

A tomoszintézis rekonstrukciós eljárása egy információhiányos folyamat, emiatt bizonyos előzetes feltételezéseket felhasználva lehet csak a rekonstruált szeleteket előállítani. Ahogy a feltételezések modellezése egyre komplexebbé válik és közelít a valósághoz, egyre jobb rekonstruált képeket készít az eljárás, így a képminőség jelentős javulása várható a jövőben.

### 1.1.1 CAD rendszerek

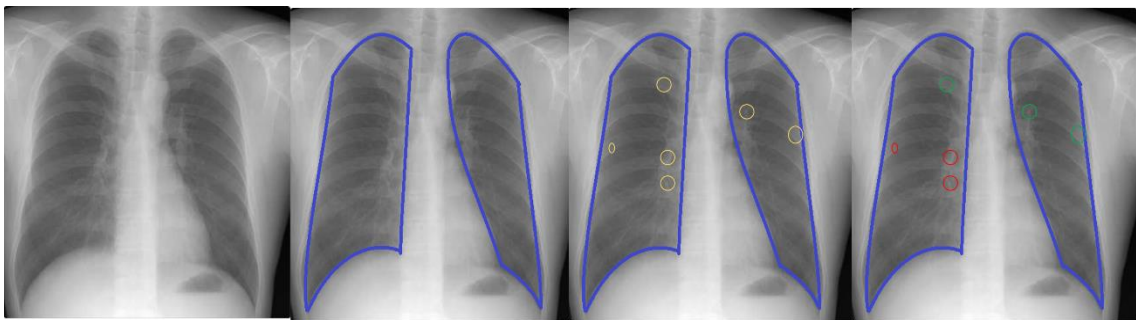
A CAD a Computer Aided Diagnosis vagy a Computer Assisted Diagnosis rövidítése, amely magyarul egy olyan számítógép által kínált eljárás, amely a diagnosztizálási feladatok során tanácsokkal, ajánlásokkal segíti az orvos munkáját. A CAD rendszerek nem váltják ki a radiológusok munkáját, csak hatékonyabbá teszik, ugyanakkor hosszútávú célkitűzés a diagnosztizálás teljes automatizálása. Természetesen nem lehet tudni, mit hoz a jövő, de a jelenlegi tendenciák azt mutatják, hogy az ilyen rendszerek még hosszú ideig csak segíteni fogják az orvosok munkáját, nem fogják kiváltani azt a közeljövőben.

A tanszéken fejlesztett rendszernek három fő részfolyamata van:

1. Az első lépés létrehozni egy bináris maszkot a képhez, amely meghatározza, hogy az adott pixel része-e a tüdőnek, vagyis egy tüdőkontúr létrehozása. Ez a körvonal segít csökkenteni a fals pozitív folttalálatok számát, mert tüdőrákhoz tartozó foltok nem lehetnek tüdőn kívül. A foltkereső eljárásra jellemző, hogy a borda és

a kulcscsont tudja leginkább félrevezetni, így fontos, hogy ezek a részek a szegmentált tüdőterületen kívül legyenek. További hasznos tulajdonsága a fölösleges területek eldobásának az, hogy a későbbi folyamatok számítási komplexitása csökken. Továbbá a későbbiekben diagnosztikai metrikaként fel lehet használni a tüdő alakját és méretét.

2. A második lépés a képen valamilyen speciális tulajdonsággal rendelkező körárnyékok felismerése, amelyhez képfeldolgozási eszközöket használ az eljárás. Ebben a lépésben a megtalált foltoknak valamilyen tulajdonságát nyeri ki az algoritmus, amely leírja a folt jellemzőit.
3. Ezt követően ezekről az elváltozás-jelöltekről el kell döntení, hogy kóros elváltozások, vagy csak anatómiai struktúrák. Itt jön képbe a gépi tanulás, mint eszköz, amely a jellemzők alapján osztályozza a foltokat.



**1.7. ábra: A munkafolyamat egyes állomásai: tüdő szegmentálás, foltkeresés, osztályozás**

## 2 Szakirodalom áttekintése

A DTS egy viszonylag fiatal képalkotási technika, amelynek a legfontosabb alkalmazási területe az emlőszűrés, eddig kisebb szerepet kapott a mellkas tomoszintézis. Emiatt nagyon kevés valóban hasznos publikáció született a területen, ezért fontos a hasonló tématerületről szóló cikkek követése. A CT képeken vagy PA röntgen képeken történő szegmentálás is ilyen rokonterületnek minősül.

A szakirodalmat áttekintve két releváns cikk található, amely leír egy olyan eljárást, amely egy továbbfejlesztett algoritmus alapjaként szolgálhat.

Jiahui Wang által írt cikk[11] olyan részletesen ismerteti a módszert, hogy rekonstruálható az eljárás a cikk alapján. Továbbá a cikkben bemutatott eredmények alapján, az elérhető módszerek közül a legmegbízhatóbbnak tűnt. A továbbiakban ennek az algoritmusnak az ismertetése következik.

A cikkben ismertetett eljárás a képek gradiense alapján keresi meg a tüdőt, ehhez első lépésként előállítja a gradiensképeket, amelyeket a képfeldolgozásban szokásos csúszó ablakos konvolúcióval[12] hoz létre. A deriváláshoz használt mátrixok az alábbiak:

$$A_y = \frac{1}{22} \times \begin{matrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{matrix} \quad (2.1)$$

$$A_x = \frac{1}{22} \times \begin{matrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \end{matrix} \quad (2.2)$$

Az alábbi képlet írja le a konvolúciót, I az eredeti képet leíró mátrix, A mátrix a konvolúció kerneljét írja le:

$$(I * A)(x, y) = \sum_i \sum_j I(x - i, y - j)A(i, j) \quad (2.3)$$

A konvolúció kerneljeként használt mátrixok 11x11-es méretűek, amely nagynak számít, összehasonlítva a képfeldolgozásban általánosan használt 3x3-as vagy 5x5-ös mátrixokkal. A méret oka az, hogy az orvosi képeken elég jelentős a zaj, a nagy méret egyfajta zajszűrőként funkcionál. A két mátrix közül az egyik az x tengely irányú változásokat emeli ki, a másik az y tengely irányú változásokat emeli ki. Ezek összege adja a tényleges gradiens képet, mivel a cikkben[11] nem egyértelmű, hogyan összegezi a két irány szerinti deriváltat, ezért a két leggyakrabban használt képlet kipróbálásra került.

Az abszolút értékes összegzés:

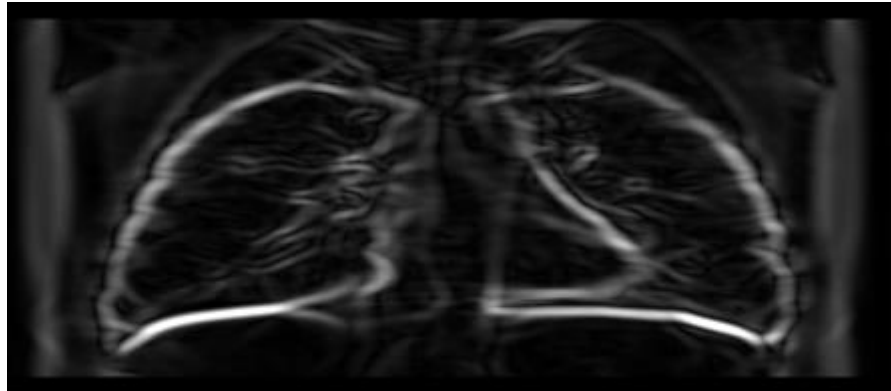
$$I_{grad} = |I_{xgrad}| + |I_{ygrad}| \quad (2.4)$$

A négyzetes összegzés képlete:

$$I_{grad} = I_{xgrad}^2 + I_{ygrad}^2 \quad (2.5)$$

A két képlet közötti különbség abban mutatkozik meg, hogy az élek melyik tartományban erősebbek. Ha a gradiensek abszolút értéke kisebb, mint egy, akkor a 2.4-es képlet emeli ki jobban az éleket, ha nagyobb, mint egy, akkor a négyzetes összegzés (2.5) emeli ki jobban az éleket.

A képek beolvasásánál az intenzitásértékek nulla és egy közé normalizáltak, ezért az első képlet ad jobb eredményt, így az implementáció során abszolút értékes összegzés került felhasználásra.



**2.1. ábra:** Egy szeletképnek a gradiense, magas intenzitás mutatja az eredeti képen az éleket, a kép már össze van nyomva függőlegesen

A következő lépésben, mivel egyszerre csak egy tüdővel dolgozik az eljárás, ketté kell szedni a képet, és csak az egyikkel kell foglalkozni egyszerre. Az algoritmus megoldása a két tüdő szétszedésére: a képet a felénél kettévágja bal és jobb oldali képre. Itt fontos megjegyezni, hogy a kép készítésének geometriai tulajdonságai miatt a bal oldali képen van a jobb tüdő, a jobb oldali képen a bal tüdő. Ezt a jelenséget a leglátványosabban a szívnél lehet tetten érni, amely a képen inkább a jobb oldalhoz van közelebb. A valóságban ismert, hogy a szív az ember bal oldalához van közelebb.

A gradiens képeket függőlegesen össze kell nyomni a jobb hatásfok érdekében, mert egy későbbi folyamatnál célszerű olyan alakzatot keresni, amelynek a magassága és a szélessége egy nagyságrendbe esik, gyakorlatilag körszerű. A tüdő általában a függőleges tengelye mentén hosszabb, mint a vízszintes tengely mentén, ezzel az összenyomással közelebb kerül az eljárás számára ideális formához. Mivel egyszerű újraméretezésről van szó, a művelet inverze is skálázás, tehát könnyen vissza lehet alakítani az eredeti koordináta rendszerbe a kapott rendszert. Ezt követően már az újraméretezett tüdőféllel dolgozik tovább az eljárás.

Mivel egy zárt, közel konvex alakzatról van szó, ha megfelelő belső pontot választ az algoritmus, akkor az alakzat minden pontjára rálátni: egy háromszázhatvan fokok „körbenézéssel” le lehet írni az alakzatot és a középpont helyzetéből a pozíciója is rekonstruálható. Ez adja az ötletet, hogy a féltüdőről készült gradiens képet célszerű

átttranszformálni polárkoordináta-rendszerbe. A transzformálás az alábbi képlettel történik:

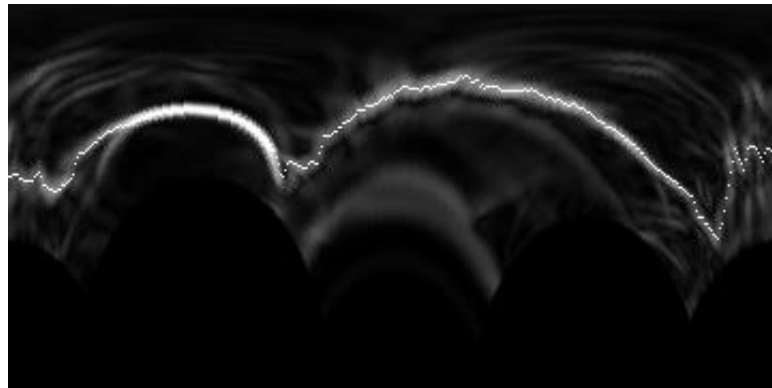
$$r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (2.6)$$

$$\varphi = \begin{cases} \arctg\left(\frac{y}{x}\right) & \text{ha } x > 0 \text{ és } y \geq 0 \\ \arctg\left(\frac{y}{x}\right) + 2\pi & \text{ha } x > 0 \text{ és } y < 0 \\ \arctg\left(\frac{y}{x}\right) + \pi & \text{ha } x < 0 \\ \frac{\pi}{2} & \text{ha } x = 0 \text{ és } y > 0 \\ \frac{3\pi}{2} & \text{ha } x = 0 \text{ és } y < 0 \end{cases} \quad (2.7)$$

Képek esetén mintavételezés alapú a megvalósítás, vagyis a polárkoordinátás képen található pixel Descartes-féle koordináta-rendszerben megegyező pozícióhoz legközelebbi pixel intenzitását kapja a vizsgált pixel.

Az így kapott képen láthatóvá válik egy fényesebb útvonal a kép bal szélétől a kép jobb széléhez, amely a tüdőkontúrt írja le.

A cikk nem tér ki rá, hogyan kell megválasztani ezt a belső pontot dinamikusan, a kép alapján, így erre a későbbiekben teszünk egy ajánlást. A cikk szerint egy fixen megválasztott belső pont megfelelő lesz, de a felvétel készítésénél lehetségesek elmozdulások az előzetesen elképzelthez képest. Továbbá nagyon eltérő tüdőméret esetén tüdőn kívülre eshet a belső pont, ami az egész szegmentálást lehetetlenné teszi.



**2.2. ábra: Egy tüdőfél polárkoordinátás képe, a legfényesebb pixelek jelzik a megtalált útvonalat**

Ezt követően ezen a képen meg kell találni az optimális útvonalat, úgy, hogy az minél nagyobb intenzitású pixeleken haladjon át, ugyanakkor túl nagy ugrások ne legyenek a szomszédos oszlopban lévő pixelek között, mert az ellentmondana az anatómiai ismereteknek.



A cikk erre a problémára dinamikus programozást javasol, amely két jellemzőt optimalizál:

$$E_{int}(x_i, y_i) = \frac{|y_i - y_{i-1}|}{y_i + y_{i-1}} \quad (2.8)$$

$E_{int}$  a belső energiát írja le, ami azt mutatja meg, hogy a polárkoordinátás szomszédos pontok között mekkora a távolság. Ezt az értéket minimalizálni kell, hiszen a lekerekített tüdő anatómiailag közelebb áll a valósághoz.

A tüdő függőleges összenyomására ezen képlet miatt volt szükség. Tökéletes kör alakú összenyomott tüdő esetén, a polárkoordinátás kép egy vízszintes egyenes, amelyben nincs ugrás, így a belső energiája 0. A belső energiát a körtől való eltérés mértéke adja.

$$E_{ext}(x, y) = -I(x, y) \quad (2.9)$$

Külső energiaként a kiválasztott útvonalon található pixelek intenzitása használható úgy, mint egyfajta jutalmazófüggvény, ezért ez negatív költséggel jelenik meg a 2.9-es képletben.

$$E(x, y) = w_{int}E_{int}(x, y) + w_{ext}E_{ext}(x, y) \quad (2.10)$$

Az adott pixelre számított teljes energia a belső és a külső energia súlyozott összege, a cikk 10-szer nagyobb értéket javasol  $w_{int}$ -nek, mint  $w_{ext}$ -nek.

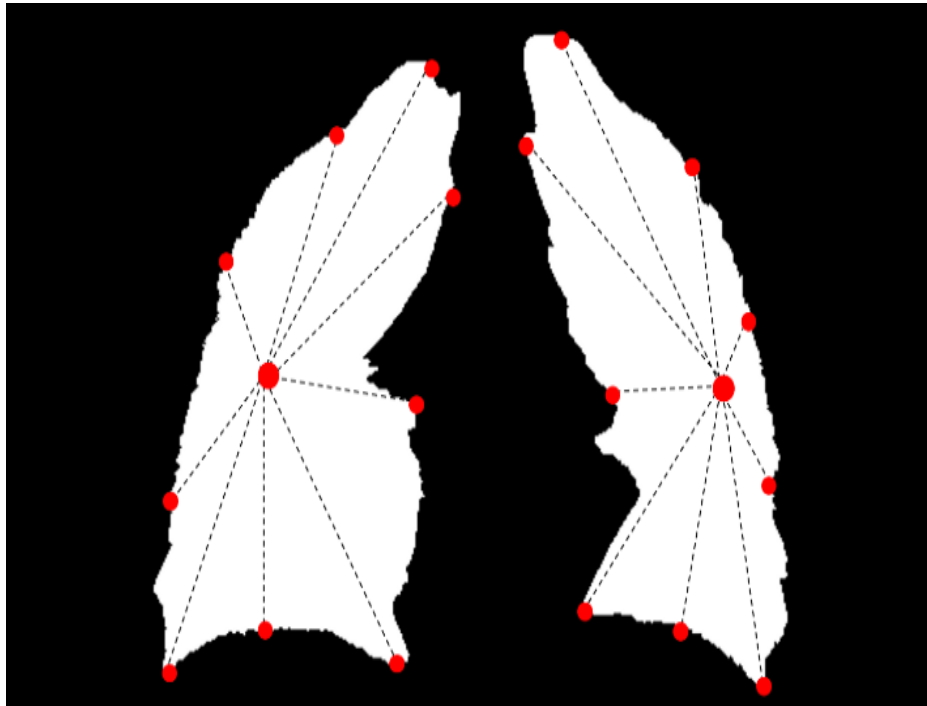
$$c(x, y) = \min_{t_1 \leq l \leq t_2} \{c(x_{i-1}, y_{i-1} + l) + E(x_i, y_i)\} \quad (2.11)$$

Dinamikus programozás miatt egy táblázatot kell kitölteni az előbbi képlet alapján, a túl nagy ugrásokat célszerű nem csak belső energiával büntetni, hanem lehetetlenné kell tenni, úgy, hogy csak korlátozott tartományra történjen a minimum keresés. Ezeket a határokat a képletben  $t_1$ -gyel és  $t_2$ -vel jelölik.

Ezt követően rendelkezésre áll egy útvonal a kép bal szélétől a jobb oldaláig, amely leírja a tüdőkontúrt. Ennek a kontúrnak van egy problémája: amennyiben a tüdőkörvonalnak nem minden kontúrpontja köthető össze a középponttal egy szakasszal úgy, hogy teljes hosszában a tüdőn belül maradjon, akkor a kontúr ezen pontjai nem határozhatóak meg pontosan. Vagyis a tüdő vagy túl (középponttól távolabbi pontot vesz ki) kontúrpontnak, így belekerül a maszkba olyan rész, amely nem része a tüdőnek) vagy alul (belsőponthoz közelebbi pontot vesz ki kontúrunk, így tüdőterület marad ki a maszkból) lesz szegmentálva ebben a tartományban. Ezt a problémát a választott megoldás, a dinamikus programozás okozza, ugyanis a polárkoordinátás képen nem képes olyan

útvonalat meghatározni, amely egy szögtartományhoz több kontúrpontot rendel. Erre a problémára a megoldást más módszerek használata jelenti, amelyek nem érzékenyek a konvexitásra. A következő fejezetben bemutatásra kerül több ilyen megoldás.

A rendelkezésre álló útvonalat vissza kell konvertálni derékszögű koordináta-rendszerbe, amely megadja a tüdőkontúrját. Az eredmény egy zárt görbe, ez leír egy maszkot, amely a szegmentált tüdő maga.



**2.3. ábra: A visszaállított tüdő, bejelölve a tüdő középpontját, valamint az egyes kontúrpontokkal összekötő egyenesek**

A cikk leír még egy fontos módszert, amellyel ki lehet használni, hogy az egyes képek nem függetlenek egymástól, vagyis a szomszédos képeken látható körvonalak nem térhetnek el egymástól jelentősen. Ezt a gondolatot felhasználva a lehetséges körvonalakat súlyozza az előfordulásuk valószínűségének arányában. Ehhez definiálja a képek feldolgozási sorrendjét: kiválaszt egy középső szeletet, amelyen elvégzi a szegmentálást. Ezt tekinti a legmegbízhatóbbnak olyan szempontból, hogy ezen a képen tudja legpontosabban szegmentálni a tüdőt. Ezt a szeletet manuálisan kell megválasztani, a szeletképek feldolgozása ezután a választott középpont felől a szélső képek irányába történik.

Az útvonal valószínűségének súlyozása a polárkoordinátás képen történik, a valószínűtlen pixelek intenzitásának csökkentésével. A vizsgált képen egy tetszőleges

oszlopban megtalált útvonalhoz tartozó pixel sorszámanak várható értéke megegyezik a már feldolgozott szomszédos szelet megfelelő oszlopában megtalált útvonalpixel sorszámaival. Akkor tekinthető valószínűtlennek egy pixel, ha a sorának száma távol van a várható sor számának értékétől. A valószínűség a várható értéktől távolodva folyamatosan csökken, így Gauss függvénnyel lehet modellezni. Az eljárás minden oszlopra egy Gauss függvényt illeszt, a középpontja megegyezik az oszlopban kiválasztott pixel sor számának várható értékével, a szórás a bizonytalanságot modellezi. A képen minden pixel intenzitásának az értéke súlyozva lesz az illesztett Gauss függvény megfelelő pontjának értékével. Ezzel elérhető, hogy egy szűk sávban fog elhelyezkedni az útvonal, a sávnak szélessége a normáleloszlású függvény szórásától függ.

$$I'(x, y) = I(x, y)G(O(y) - x) \quad (2.12)$$

A képletben  $I(x, y)$  a kép megfelelő pixelének az intenzitásértéke a polár koordinátás képen, vagyis  $y$ -odik oszlop  $x$ -edik sor.  $G$  egy nulla középpontú Gauss függvény.  $O(y)$ , az  $y$ -odik oszlopban várható távolság. A képlet felfogható úgy is, hogy a Gauss függvény várható értéke  $O(y)$ .  $I'$  lesz az új, valószínűséggel súlyozott kép.

Az a megközelítés elég jól működik, mégis van néhány hiányossága. Egy szeletet választani középpontnak kockázatos lehet abból a szempontból, hogy ha az a szelet nem megfelelő és rosszul szegmentálja az algoritmus a tüdőt, akkor az egész szegmentálást rossz irányba tolhatja el. Erre a problémára megoldást jelenthet több középső szelet használata, ahogy később bemutatásra fog kerülni.

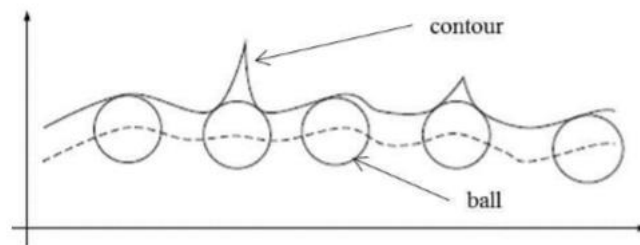
A másik érdekesnek tartott cikkben „Lung Segmentation Using Prediction-Based Segmentation Improvement for Chest Tomosynthesis”, melyet Seung-Hoon Chae és csapata írt [13], intenzitás alapú szegmentálást javasolnak a szerzők. Ez a megoldás is egy belső pontot használ, abból a pontból növeszti a tüdőnek tekintett területet. A terület addig tekinthető tüdőnek, ameddig nem tér el túlzott mértékben a kiválasztott pont intenzitásától:

$$R(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{ha } |I(i, j) - I_{seed}| < T \\ 0 & \text{egyébként} \end{cases} \quad (2.13)$$

Az  $R$  írja le, hogy az  $i$ -edik sorban és  $j$ -edik oszlopban lévő pixel része-e a bináris maszknak,  $I_{seed}$  a választott középpont intenzitása, a  $T$  pedig a maximálisan engedélyezett intenzitáseltérés a középponthez képest.

Ez a módszer kevésbé tekinthető robusztusnak, mert a DTS képek intenzitásértékei nem normalizáltak, így más képekre más lehet az ideális maximálisan megengedett különbség.

A cikk még egy hasznos eljárást javasol a tüdőforma lesimítására, az úgynevezett Rolling Ball eljárást[13]. Az eljárás úgy működik, mintha egy labda gurulna végig a tüdő belső vagy külső oldalán, attól függően, hogy a méretét növelni, vagy csökkenteni szeretné a módszer. Az eljárás során az új körvonal a labda által bejárt pálya. A labdának mindig azon pontja számít, amely a legközelebb van az eredeti körvonalhoz, így a labda méretével be lehet állítani, hogy milyen mértékű legyen a simítás.



**2.4 ábra: A Rolling ball eljárás után keletkező felület**

### 3 Alap eljárás továbbfejlesztése

Az előző fejezetben bemutatásra került két módszer, mindkét eljárás a tüdő más területét találja meg megfelelően; a gradiens alapú a külső oldalát, a bordákat szeparálja megfelelően, az intenzitás alapú a tüdő belső kontúrját találja meg pontosabban.

Célszerű lehet a módszereket egyesével is fejleszteni, de a legnagyobb fejlődést együttes használatukkal lehet elérni. Erről született is egy cikk[14], amely az ebben a fejezetben lévő információkat foglalja össze. A következő fejezetekben egyes módszerek továbbfejlesztésre tett kísérletek olvashatóak, valamint ezeknek a módszereknek együttes használatukra egy lehetőség.

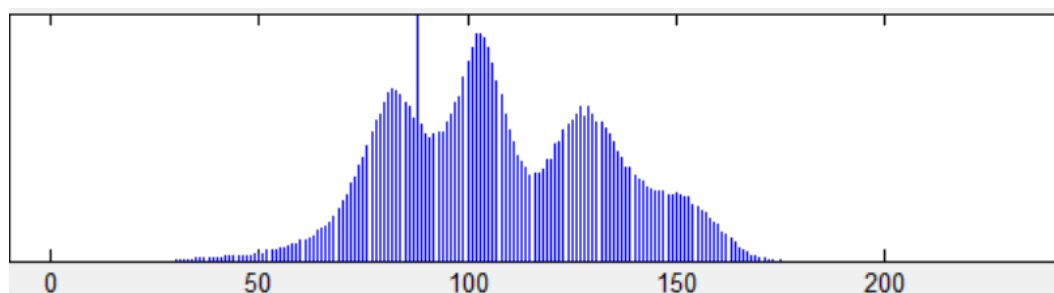
#### 3.1 Intenzitás alapú szegmentálás

A szakirodalom áttekintésénél említettem, hogy a tüdőn belüli pont megkeresésével egyik cikk sem foglalkozik, ez valószínűleg nem a téma bonyolultsága miatt van így, hanem épp az egyszerűsége miatt lehet. Pedig a problémával érdemes foglalkozni, hiszen a középpont megfelelő, adaptív megválasztása esetén a szegmentálás minősége javulhat a korábban említett konvexitás problémák miatt. Így első lépésként a középpontmeghatározó eljárást mutatom be.

A képek hisztogramját elemezve észre lehet venni egy mintázatot: a hisztogram jellemzően három dombot tartalmaz, amelyek között két völgy van. Ezt a mintázatot fel lehet használni annak megállapítására, hogy mi az ideális intenzitásküszöb: A képet értelmezve szét lehet választani az egyes részeket:

1. Az első domb a tüdőt tartalmazza, a legkisebb intenzitású részek tartoznak ide.
2. A második domb a belső szerveket és a lágy szöveteket tartalmazza, közepes intenzitású pixelek tartoznak ide.
3. A harmadik, legnagyobb intenzitással bíró pixeleket tartalmazó domb a csontos részeket tartalmazza.

Ezek alapján ideális döntésnek tűnik az intenzitás határt az első völgybe tenni és az annál kisebb intenzitással rendelkező pixeleket tüdőterületnek tekinteni.



3.1. ábra: Egy DTS szelet hisztogramja



3.2. ábra: Az intenzitás határ alapján szegmentált tüdő, látható az alap struktúra, de egybefüggővé kell tenni és eltávolítani a zajt a további műveletekhez.

Természetesen az orvosi képalkotásba jellemző zajjal itt is célszerű valamit kezdeni, ezért morfológiai lépések szükségesek, a megoldást dilatació és erózió jelentheti.

Az erózió és a dilatació bináris képeken értelmezett művelet, amelynek célja a képen található komponensek számának csökkentése:

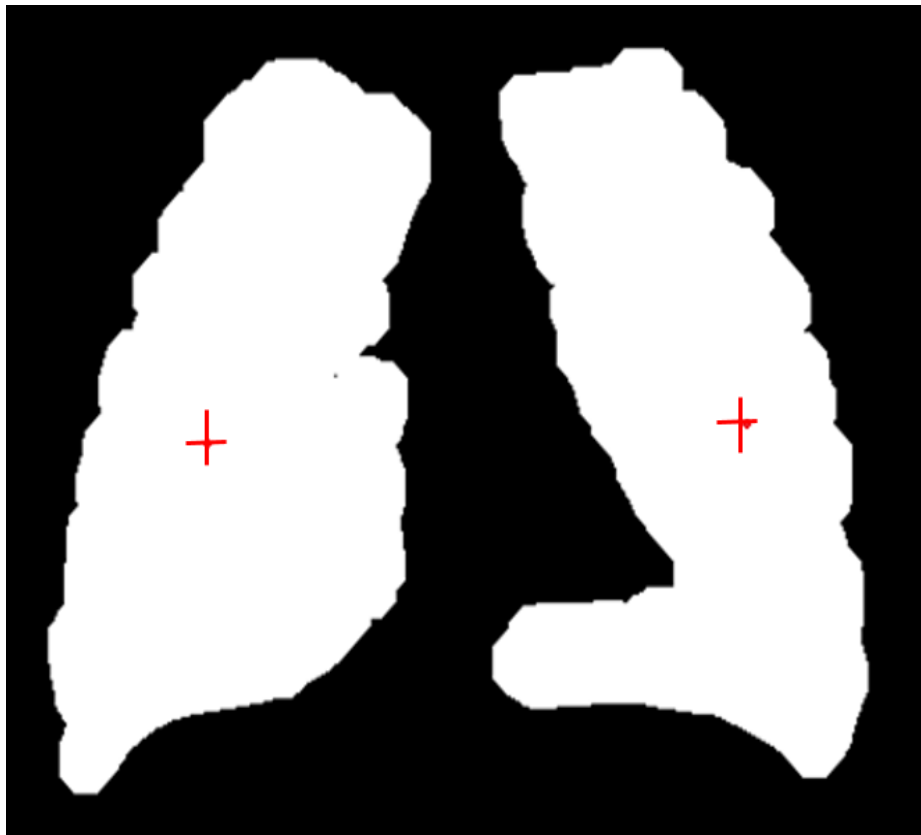
- Az erózió a zajnak tekinthető kis területű komponenseket tünteti el, továbbá az egyéb komponensek méretét is csökkenti. Itt az egy értékű zaj csökkentése történik. Az alábbi képletben  $A$  mátrix az eredeti bináris kép,  $B$  az erózió struktúrája.

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} A_{-b} \quad (3.1)$$

- A dilatació során a komponensek növelésével történik a közeli komponensek összekapcsolása. Itt a nulla értékű zaj szűrése történik. A mátrix tartalmazza az eredeti képet, B a dilatació struktúráját írja le.

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_{-b} \quad (3.2)$$

A tapasztalatok alapján a legjobb eredményt nagyobb struktúrával (8 pixel átmérőjű korong alakú) végzett dilatació és kisebb struktúrával (4 pixel átmérőjű korong alakú) végzett erózió egymásutánja adja.



3.3. ábra: Az intenzitás alapú eljárás által szegmentált tüdőforma, valamint ennek a középpontja.

Ezt követően létrejön egy egybefüggő tüdőmaszk, amelynek egy belső pontját kell kiválasztani. Az alábbi képletre esett a választás:

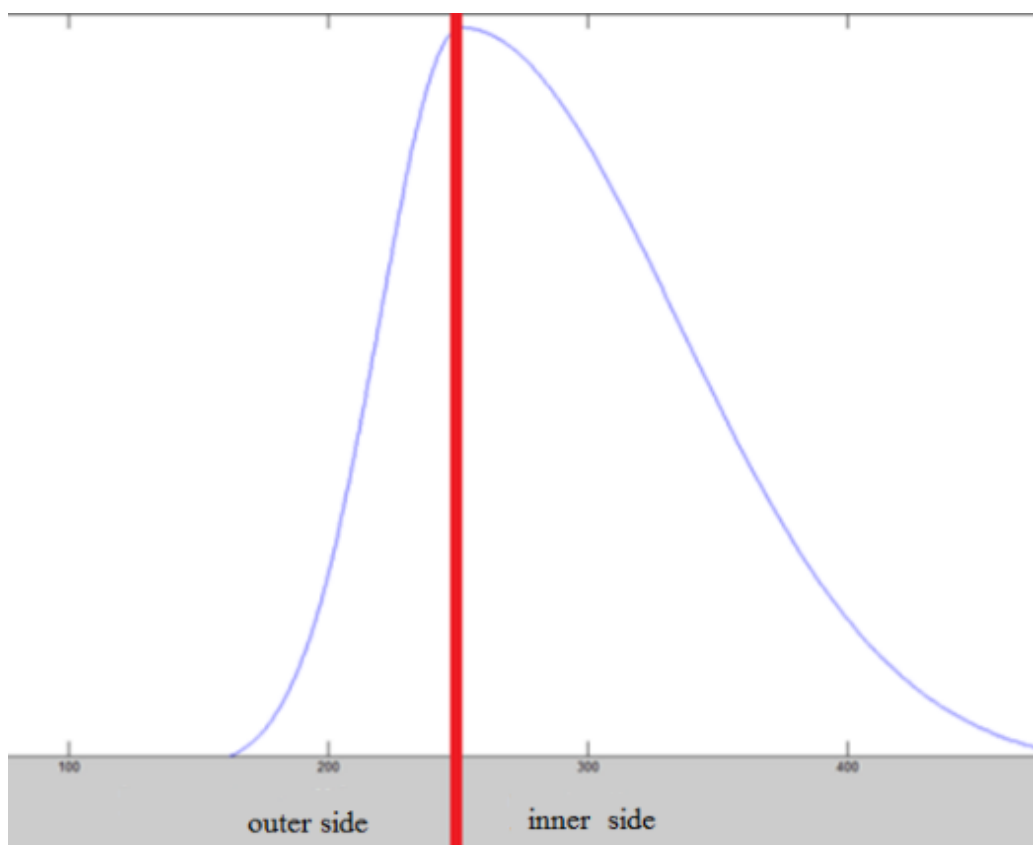
$$Center_x = \sqrt{\sum_{minden (x,y) \text{ pixelre}} x^2 * P(x,y)} \quad (3.3)$$

$$Center_y = \sqrt{\sum_{minden (x,y) \text{ pixelre}} y^2 * P(x,y)} \quad (3.4)$$

$P(x,y)$  az előző bináris képen az  $x$ -edik sorban és  $y$ -odik oszlopban lévő pixel intenzitása.

A négyzetes közép által meghatározott középpontot vizsgálva megállapítható, hogy a tüdő belső oldalához lesz közelebb, ami problémát okozhat. A szívből elég sok ér indul ki, emiatt elég nagy valószínűséggel kerül egy ilyen érre a választott középpont. Ez a gradiens alapú eljárást teljesen félrevezetheti és az eret azonosíthatja tüdőként. Ennek az esélyét jelentősen csökkenteni lehet egy eltolással: a belső tüdőközpontot kifelé tolva az egy tüdőt tartalmazó kép szélességének nyolc százalékával, és felfelé tolva a vertikálisan összenyomott kép magasságának tíz százalékával. Ezek az értékek empirikusan kerültek meghatározásra, a cél az, hogy kevés anatómiai struktúrát tartalmazó részre kerüljön a középpont. Az eljárás által azonosított végleges tüdő középpontot a 3.3. ábra mutatja.

### 3.2 Gradiens alapú eljárás továbbfejlesztése



3.4. ábra: Aszimmetrikus Gauss függvény, két különböző szórású Gauss függvény kombinálva, a 0 pontban felvett értékük megegyezik.



A gradiens alapú megközelítést a szakirodalom áttekintésénél jellemeztem. Az eredeti cikkhez képest három változtatást javaslok:

Az első javasolt változtatás azon a megfigyelésen alapul, hogy a középső szeleteken a tüdő mérete nagyobb, mint a szélsőkön, ezt a tudást fel lehet használni a Gauss függvény módosításánál. Javasolt megoldás egy aszimmetrikus Gauss függvény (3.4. ábra), amely a tüdő belső oldalán nagyobb értékeket vesz fel.

$$G_{aszimmetrikus}(x) = \begin{cases} G_1(x) * \frac{G_2(0)}{G_1(0)} & x < 0 \\ G_2(x) & x \geq 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

A függvény előállításához két különböző szórású Gauss függvény segítségével lehetséges. A belső oldal ( $G_2$ ) nagyobb szórású, a külső oldal ( $G_1$ ) szórása kisebb, és a függvény középen normált, vagyis nullában vett határértéke mindkét irányból megegyezik.

A másik módosítás, hogy a szomszédos képek közötti atmosódásra használt függvényt célszerű úgy módosítani, hogy ne csak egy szomszédos képet használjon, valamint ne csak egy kép alapján történjen meg az intenzitásértékek módosítása, így a javasolt képlet:

$$I(x, y) = \sum_i I(x, y) G(i) G_2(O(x, i) - y) \quad (3.6)$$

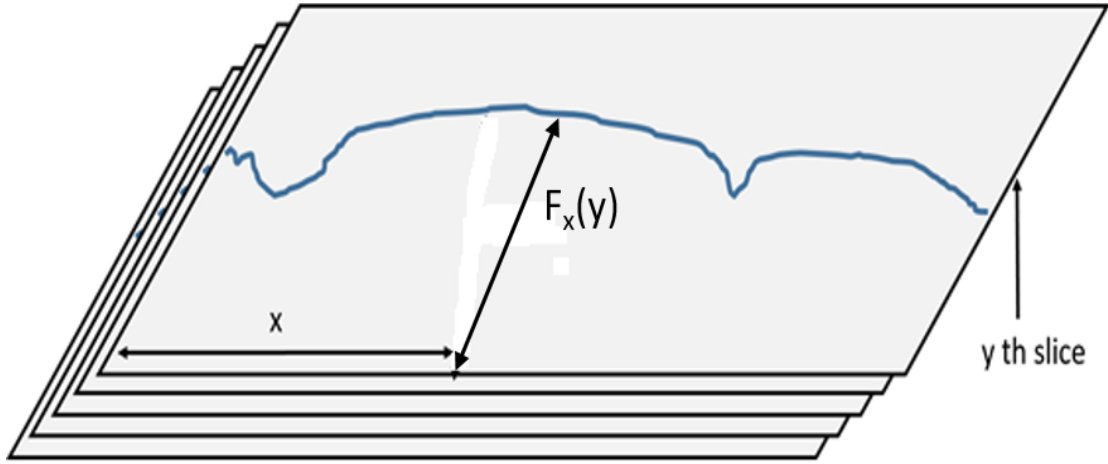
A  $G$  függvény egy standard Gauss függvény és  $G_2$  aszimmetrikus Gauss függvény.  $O(x, i)$  megadja az  $i$ -edik képen megtalált útvonal  $x$ -edik pontjának távolságát a választott belsőponthoz képest.

A harmadik módosítás a már megtalált kontúrokat igazítja, úgy, hogy a szomszédos képeken talált kontúrok között egyenletes legyen az átmenet. Tervezés során öt szelet alapján történő simítás adta a legjobb eredményt. Ezt a simítást konvolúcióval meg lehet valósítani:

$$H = \frac{1}{5} [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (3.7)$$

$$F'_x = F_x(y) * H \quad (3.8)$$

$H$  a konvolúció kernelje,  $F_x$  függvény megértésében az alábbi ábra segíthet,  $F_x(y)$ , a körvonal  $x$ -edik pontja az  $y$ -odik képen, az értéke pedig a tüdőközpontjától való távolság.



3.5. ábra:  $F_x(y)$  függvény konstruálása a polárkoordinátás képek alapján

### 3.3 Energia alapú szegmentálás

A harmadik felhasznált eljárás az Active Contour Model[15] vagy Snake, amely egy definiált energiát minimalizál. Az eljárás három fajta energiát definiál: Az első a belső energia, amelynek a minimalizálása a tüdő lekerekítettségét eredményezi. A második a képenenergia, amely a kép lokális tartalmához igazítja a kontúrt. A harmadik a korlátozásokat tartalmazza, amely a modellépítés során kerül csak felhasználásra. A következő képletben a  $v(s)$  függvény írja le a kontúr egyes pontjait.

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{internal}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{constrain}(v(s)) ds \quad (3.9)$$

A belső energia 2 tagból áll:

$$E_{internal} = \frac{1}{2} \left( \alpha(s) \left\| \frac{d\bar{v}}{ds}(s) \right\|^2 + \beta(s) \left\| \frac{d^2\bar{v}}{ds^2}(s) \right\|^2 \right) \quad (3.10)$$

A képletből látható, hogy a görbének az elsőrendű és másodrendű deriváltját használja fel  $\alpha$  és  $\beta$  súllyal, amelyek szabadon megválasztható együttthatók. Az elsőrendű derivált minimalizálása a kontúr folytonosságának növelését okozza. A másodrendű derivált minimalizálása a körvonal „simaságát” növeli vagyis azt, hogy mindig a meghatározott tendencia irányába görbüljön a vonal.

A képenenergia három tag súlyozott összegeként áll elő:

$$E_{image} = w_{line}E_{line} + w_{edge}E_{edge} + w_{term}E_{term} \quad (3.11)$$

- Az első tag jutalmaz, ha a kontúrpon t egy egyenesen található, minden pixel egy képpont hosszúságú egyenesnek teinthe t, ezért a képpont intenzitása megfelelő mérőszám lehet. A  $w_{line}$  együttható előjele határozza meg, hogy a világos vagy a sötét képpontokat jutalmazza. Továbbá meghatározza, hogy az alakzat határánál, ahol kis és nagy intenzitású pixel találkozik, melyiket válassza a kettő közül.

$$E_{line} = I(X, Y) \quad (3.12)$$

- A második tag a kép gradiensét alkalmazza, nagy gradienst jutalmazza, így negatív előjellel szerepel.

$$E_{edge} = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (3.13)$$

- A harmadik tag képelem végződéseket keres, mely végzödések a képen sarokként jelennek meg:

$$C(x, y) = G_{\sigma} * I(x, y) \quad (3.14)$$

$$E_{term} = \frac{C_{yy}C_x^2 - 2C_{xy}C_xC_y + C_{xx}C_y^2}{(1 + C_x^2 + C_y^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (3.15)$$

Az előző képletben a  $G_{\sigma}$  egy Gauss függvény szigma szórással, a C kép az I kép simítottja lesz. Az  $E_{term}$ -et leíró képletben az alsó index azt a változót jelzi, amely változó szerint a deriválás történik.

Az eljárás iteratív, vagyis minden lépésben úgy módosítja a kontúrt, hogy közelebb kerüljön az ideálshoz, vagyis az energia minimalizálására törekszik. Az iteratív optimalizálás miatt az első lépéshez kell egy bináris maszk, amely a kiindulást biztosítja, minél hasonlób b ez a kezdeti maszk az elvárt maszkhoz képest, annál kevesebb iterációra van szükség, valamint nagyobb eséllyel garantálható jó minőségű szegmentálás. Az iteratív módszer másik fontos tulajdonsága, hogy meg kell állapítani minden lépésnél, hogy milyen irányba érdemes a kontúrt elmozdítani, ehhez szükség van a függvény deriváltjára, vagy valamilyen deriváltat közelítő függvényre. Ezt a deriváltat az eljárás erőnek hívja.

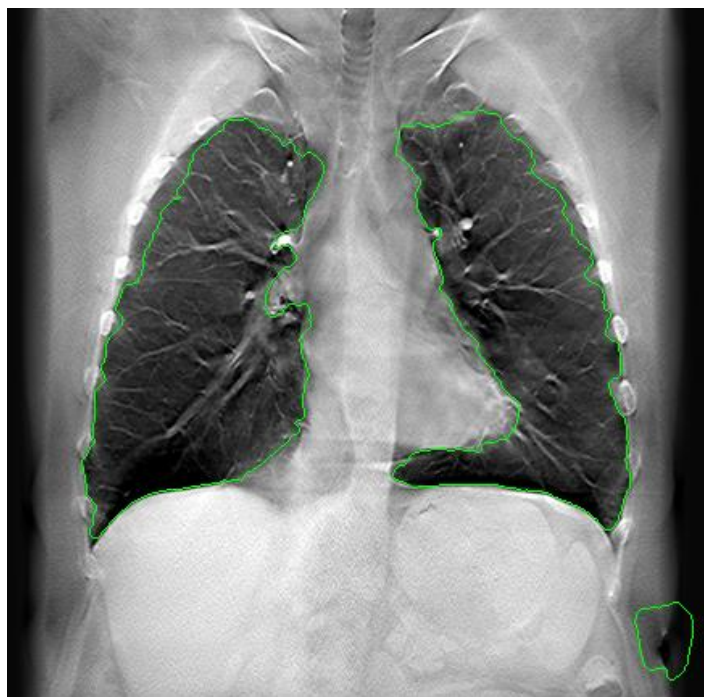
A módosítást leíró képlet:

$$\bar{v}_i \leftarrow \bar{v}_i + F_{snake}(\bar{v}_i) \quad (3.16)$$

Az erő kiszámítása:

$$F_{snake}(\bar{v}_l) = -\nabla E_{snake}(\bar{v}_l) \quad (3.17)$$

Ezzel az eljárással lehetséges javítani a szegmentálás minőségét, mert képes olyan kontúr megtalálására is, amelynek nem minden pontja látható a kiválasztott középpontból. Kiindulási kontúrnak érdemes olyan eljárást választani, amely egy konkáv körvonalat is képes megtalálni, így a korábban intenzitás alapon szegmentált bináris maszkot is lehet erre használni.



**3.6. ábra: 30 iteráció után kapott maszk, a jobb alsó sarokban látható komponens a hibás kiinduló maszknak köszönhető**

Az eljárás eredményét elemezve a 3.6. ábrán látható, hogy a tüdő belső oldalán jobb kontúrt ad, mint a gradiens alapú eljárás. A tüdő külső oldalán a snake eljárás kevésbé pontos a gradiens alapú eljáráshoz viszonyítva. A kép szélén lévő sötétebb foltok az intenzitás alapú szegmentálásnál a bináris maszk részét képezik, emiatt a snake eljárás által szegmentált maszkon is megjelennek ezek a fals szegmentálások. Felmerül az ötlet, hogy a két eljárás előnyös tulajdonságait megtartva lehetséges a két algoritmust vegyíteni.

Egy lehetséges megoldás a kiválasztott belsőponthoz képest szögtartomány alapján eldönteni, hogy melyik eljárás eredménye határozza meg a kontúr vonalát. A kontúrt a belső oldalon snake alapján, a külső oldalon gradiens alapon lehet meghatározni. Az algoritmusok közötti váltás elfedése egy későbbi, lekerekítést okozó, simítófüggvénnyel lehetséges.

### 3.4 Simítás

A szakirodalom áttekintésénél említett Rolling Ball eljárás alkalmas a tüdő simítására, de hatékony implementálása nehézkes, így más simítómegoldásokat is érdemes megvizsgálni.

Az implementált simítófüggvény morfológia zárást alkalmaz a képen, a struktúra mérete a középpontból induló szögtartománytól függ. A morfológiai záras a dilatáció és erózió egymásutánja, azonos struktúrával. A tüdő külső oldalán nincs szükség simításra, mert az algoritmus elég pontosan határozza meg a kontúrt. A tüdő alsó részén nem célszerű alkalmazni, mert a rekeszív miatt hegyes szöget tartalmaz a forma. A tüdő belső oldalán érdemes használni nagyobb struktúrát, itt 35 pixel átmérőjű korong alakú struktúrával történt a záras, mert anatómiailag nagyobb görbületi sugara van az egyenestől eltérő változásoknak, mint más részén a szervnek. A tüdő felső részénél, a tüdőcsúcsnál érdemes lehet kisebb struktúrát használni, mert kisebb a tüdő görbületi sugara ezen a területen, itt 20 pixel átmérőjű korong alakú struktúrával sikerült a legjobb eredményt elérni.

A három eljárás felhasználását követően a simítás elfedi a módszerek közötti átmenetet a körvonalon. A következő fejezetben ismertetésre kerülő modell alapú szegmentálás használata esetén nincs szükség simításra.

## 4 Modell alapú megközelítés

A tüdőszegmentálás csupán az adott kép jellemzői alapján lehetetlen feladat. A feladat helyes megoldásához elengedhetetlen valamilyen háttérismeret az alábbiakról:

- tüdő alakja
- tüdő elhelyezkedése
- tüdő mérete
- digitális tomoszintézis karakterisztikája

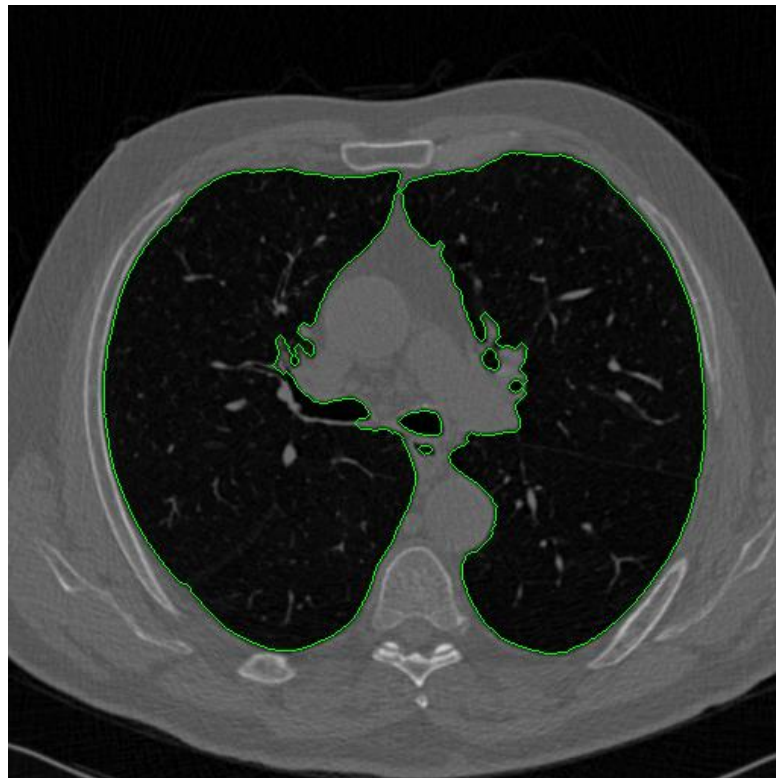
A modell építés egyik legnagyobb problémája, hogy nincs olyan adatbázis, amelyen orvosok megbízhatóan bejelölték volna a tüdőt. Ennek a hiánynak több oka is lehet:

1. a tomoszintézis karakterisztikája egyedi, amely miatt gyakorlott radiológusok számára is rendkívül nehéz a tüdőkontúr pontos meghatározása a szélső szeleteken.
2. a digitális tomoszintézis mint orvosi képalkotási eljárás nem túlzottan elterjedt, emiatt kevesebb az elérhető adat és kevesebb a szakember, aki ezzel foglalkozik.

A modell megalkotásánál a digitális tomoszintézis karakterisztikájának modellezését implicit módon meg lehet tenni, ha DTS képeken történik a modell tanítása. Lehet DTS-hez hasonló képeket generálni, egy részletesebb képalkotási eljárás képéből, itt rögtön fel is merül a CT, mint tökéletes eszköz. CT képek alapján lehet koronális képeket generálni, amiket megfelelően elmosva DTS-szerű képeket lehet kapni. Egy lehetőség erre a megoldásra, több vékony koronális szeletet felhasználva aggregálni a rétegeket, és vastagabb szeleteket létrehozni, amelyek között van átmosódás. Ez az eljárás csak az elmosódás karakterisztikáját próbálja megragadni, amely a középső szeleteken teljesen más, mint a szélső képeken. Ez a módszer nem adja vissza elég hitelesen a DTS jellemzőit, emiatt szükséges felhasználni a felvételkedészítés geometriai jellemzőit a karakterisztika kialakításához. Ebben a feladatban hatalmas segítséget kaptam Hadházi Dánieltől, aki elvégezte a projekciót és a nyilvánosan elérhető LIDC[16] képeket felhasználva generált szimulált tomoszintézis képeket.

Ezek a képeken már CT képek alapján pontosabban meg lehet határozni a tüdő kiterjedését, ez a pontosság elég is egy alapmodell építéséhez. A tüdő szegmentálása az eredeti axiális CT felvételeken történik. A komputertomográfiára jellemző, hogy az adott intenzitásértékeket egy meghatározott tulajdonságú szövethez társítja, ezáltal normalizáltnak tekinthetők az intenzitásértékek. Ez egy nagyon hasznos tulajdonság, hiszen a tüdőre jellemző intenzitásértékeket kell megtalálni, valamint azt a határt, amely elkülöníti a többi szövettípustól a tüdőt. CT képeken az alacsony sugárzáselnyelő képességgel rendelkező anyagok alacsonyabb intenzitással jelennek meg. A tüdő a felvétel készítésénél sok levegőt tartalmaz, amelynek az elnyelő képessége a CT által kibocsátott sugárzás frekvenciatartományában alacsonyabb, így a tüdő alacsonyabb intenzitással jelenik meg. Szerencsére a levegő és más szervek sugárzáselnyelő képessége annyira eltérő, hogy a tüdő és más szervek határa élesen kirajzolódik, így elég robusztusan lehet szeparálni intenzitás alapú szétválasztással.

Ezek után minden axiális szelethez tartozik egy bináris tüdőmaszk, ami leírja, hogy az adott pixel része-e a tüdőnek. Ezeket a maszkokat megfelelő mátrixszorzással konvertálni lehet a szimulált digitális tomoszintézis szeletekre. Az eredmény leírja, hogy az adott szeleten mely terület része a tüdőnek.



**4.1. ábra: Egy axiális szelet, ahol a tüdőterület szegmentálva lett, a zárt zöld görbén belüli területet minősítette tüdőnek, láthatóak az apró pontatlanságok is**

A bináris maszk létrejötte után többfajta modellezési technika felmerült:

Az egyik az Active Shape Model (ASM)[17], amely statisztikai alapon tanulja meg a felismerni kívánt tárgy formáját és a kontúr szűk környezetének jellemzőit. Ennek az eljárásnak van kétdimenziós megvalósítása és háromdimenziós kiterjesztése is. A kétdimenziós megvalósítás hátránya, hogy minden szeletre külön modellt kell építeni, valamint a szeletek eltolódhatnak, így arra is figyelni kell, hogy az adott szeletre melyik modellt célszerű használni. Ezt a problémát a háromdimenziós modellel ki lehet küszöbölni, de további problémákra ez sem megoldás. Ezen problémák közül az egyik a szükséges címkézett képanyag hatalmas mennyisége, vagyis az, hogy sok szimulált DTS felvételen szükséges a kontúrponthoz bejelölni. Az eljárás nem tud olyan formájú tüdőre illeszkedni, amelyet nem látott előtte, ebből látszik a képállomány változatosságának fontossága. Az előző problémát fáradtságos képgyűjtéssel meg lehet oldani, de azzal a problémával nehéz mit kezdeni, hogy az eljárás a szimulált tomoszintézis karakterisztikáját tanulja meg a képek alapján, amely ideális esetben közel áll a valóságoshoz, de elkerülhetetlenül lesz eltérés a valós DTS és a szimulált között. Emiatt a valódi képeken nem teljesítene olyan jól ez a modellezési technika.

A másik lehetséges megoldása a problémának az Active Contour Model[15], vagyis a snake használata kisebb módosításokkal. A korábbi fejezetben kitértem rá, hogy az energia, amit minimalizál két komponensből áll, a belső energiából és a kép energiából, ugyanakkor lehet használni megkötéseket is:

- a tüdő alakjára
- méretére

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{internal} + E_{image} + E_{shape} + E_{size} \quad (4.1)$$

Az  $E_{shape}$  a vizsgált alakzatnak a tüdő valódi formájától való eltérését írja le, minél inkább eltér, annál nagyobb. Az  $E_{size}$  pedig meghatározza, hogy a vizsgált alakzat mennyire tér el a tüdőnek arra a szeletre várható méretétől. Természetesen az összeg súlyozott, így lehet befolyásolni, hogy mennyire fontos az adott energia.

Ahhoz, hogy a snake működhessen, szükséges minden egyes kontúrpontra gradienst, vagy ahhoz közelítő vektort is számítani. A gradiens meghatározza, hogy az



adott kontúrpontra elmozdítása hogyan befolyásolja a teljes energiát és aszerint kell változtatni a kontúrponthoz, hiszen ez egy iteratív eljárás.

## 4.1 Formát leíró modell

A forma leírásához szükséges valamilyen méretinvariáns leíró, mert az egyes betegek szervei jelentős méretbeli különbségeket mutathatnak. A forgatásra való érzéketlenség is hasznos lehet, de ennél a problémánál nem létfontosságú. Feltételezhető, hogy a felvételt készítő személyzet a beteget megfelelő pozícióba helyezi, ezzel a tüdő irányultságát állandónak lehet tekinteni. A hasonlóság összehasonlításához az egyik legcélszerűbb megoldás, egy függvény generálása a tüdőből, amely megfelelően leírja a kívánt jellemzőket. Az általam használt megközelítés egy körvonalon található kiemelt ponttól elindulva a kontúron halad végig és egy fix ponttól való távolságot ír le. A fix pontot a tüdőközépponttal megegyezően felvéve egy hasonló függvényt kapunk, mint a gradiens alapú eljárásnál, de fontos megjegyezni, hogy itt egy szögtartományra több pont is eshet, szemben a másik módszerrel.

Miután minden féltüdőhöz van egy függvény, matematikai módszerekkel összehasonlíthatóvá válnak. Felmerülhet a korreláció, mint két függvény közötti hasonlóságot leíró mérték, de fontos, hogy az is kiszámolható legyen, hogyan kell módosítani az alakzatot, hogy a hasonlóságuk növekedjen. Ezért egy matematikában ritkán használt, de idősorok összehasonlítására alkalmas eljárást választottam, ami nem más, mint a Dynamic Time Warping[18], továbbiakban DTW. Ez az eljárás egy hasonlósági mértéket ad a két idősről, úgy, hogy közben azt is megadja, hogy melyik pont hova tartozik a másik idősoron. Ebből közelítőleg meg lehet határozni, hogy hol kell változtatni az alakzaton, hogy a hasonlóság mértéke növekedjen.

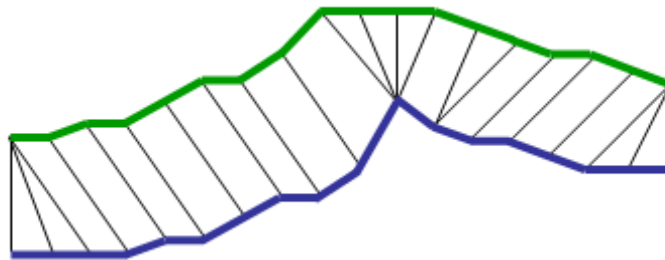
A DTW egy dinamikus eljárás, így egy táblázat kitöltésével történik az összehasonlítás, a táblázat kitöltését leíró képlettel leírható a folyamat

$$DTW(i, j) = cost(t1(i), t2(j)) + \min\{DTW(i - 1, j), DTW(i, j - 1), DTW(i - 1, j - 1)\} \quad (4.2)$$

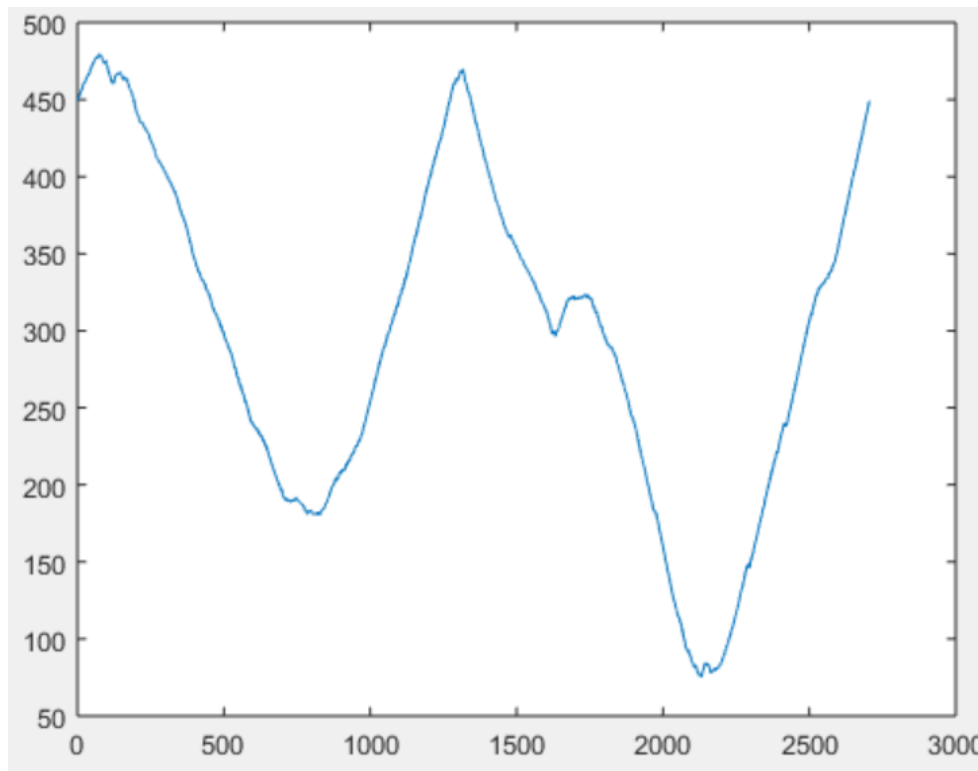
A  $DTW(i, j)$  leírja, hogy az első idősor első elemétől az  $i$ -edik elemig tartó részügyidő mennyire hasonló a második idősor első elemétől a  $j$ -edik elemig tartó részügyidőhöz. A képletben a  $cost$  függvény adja meg, hogy a két idősor egy-egy pontja

közötti eltérés milyen költséggel jár. Emiatt a két idősor eltérését leíró számot a  $DTW(n,m)$  cellában lehet megtalálni.

$$\text{cost}(x,y) = |x - y| \quad (4.3)$$



4.2. ábra: DTW az idősorok egyes részeit a másik idősor megfelelő pontjaihoz rendeli[19]



4.3. ábra: Bal oldali tüdőnek megfelelő idősor, az x tengelyen a korvonal pixelének sorszáma látható az y tengelyen a középponttól való Euklidészi távolság olvasható le

Ahhoz, hogy ez a módszer használható legyen két forma összehasonlítására, fontos kiküszöbölni a méretbeli különbséget. A két idősor várható értékét egyenlővé kell tenni: az egyik értékeit le vagy fel kell skálázni, úgy, hogy a két idősor átlaga azonos legyen.

$$t_1(i) = t_1(i) * \frac{\frac{1}{n} \sum_1^n t_2(j)}{\frac{1}{m} \sum_1^m t_1(j)} \quad (4.4)$$

Ezen lépés után összehasonlítható, és kiszámítható a két idősor hasonlósága, ami leírja az alakenergiát.

Az eljárás használatához közelítő gradienst is számolni kell. A cost függvény leírja, hogy mennyit kellene változtatni, hogy a két érték egyenlő legyen. A DTW eljárásnál az útvonal ahogyan az ideális értékhez eljutott, leírja, hogy az idősor melyik pontját melyik ponthoz rendeli a másik idősoron. Ezt az útvonalat a DTW(n,m) pontból visszafele haladva lehet rekonstruálni. Az idősorok összerendelését követően azonosítani kell, hogy mely cellák tartalmazzák a deriváltakra utaló értékeket. Amikor az útvonal a vizsgált idősoron lép egyet, vagyis első koordinátája növekszik, akkor azt a cellát használjuk, amelyikbe lépett. Legyen ez a (i,j) koordinátájú cella és  $t_1$  idősort vizsgálva a gradiens nagysága:

$$|\nabla P(i)| \approx \text{cost}(t_1(i), t_2(j)) \quad (4.5)$$

A gradiens iránya legyen:

$$\nabla P(i) = \frac{\begin{matrix} O_x & P_x(i) \\ O_y & P_y(i) \end{matrix}}{\left\| \begin{matrix} O_x & P_x(i) \\ O_y & P_y(i) \end{matrix} \right\|} * |\nabla P(i)| * \begin{cases} \text{ha } t_1(i) > t_2(j): & 1 \\ \text{egyébként:} & -1 \end{cases} \quad (4.6)$$

A fenti képletben három tag található:

- az első meghatározza a gradiens komponenseinek az irányát (befelé mutat)
- a második a gradiens méretét adja meg az előző képlet alapján
- a harmadik tag azt adja meg, hogy a pontnak befelé vagy kifelé kell mozdulnia.

Az eljárás futási ideje a két idősor szorzatával arányos, ezért elég hosszú lehet egy iteráció, ha nagy pontossággal történik a körvonal leírása. Az általam használt közel háromezer pont nagyon soknak bizonyult, ezért célszerű újra mintavételezni az idősorokat, amely során valamennyi információ elveszik. Az elveszett információ jelentős része zaj, így az eljárás hatékonyságát még javíthatja is az újra mintavételezés.

Továbbá a futási időt is érdemes megvizsgálni: ha mindkét idősorban minden második adatpont kerül megtartásra, ez az algoritmus futási idejét negyedére csökkenti.

## 4.2 Tüdő méretét leíró modell

A másik modellezési megközelítésben a tüdőméretnek van egy várható értéke az adott szeleten. Az eltérés mértékétől függően van egy energiaértéke, ami itt büntető függvényként értelmezhető. A probléma ezzel a megközelítéssel az, hogy hogyan határozható meg a várt tüdőméret, mert minden betegre más a várható tüdőméret értéke. Legyen itt is két részre bontva a szegmentálás, a középső, megbízható szeletekre és a szélső nem megbízható, elmosódott szeletekre. Ez a módszer igazán a szélső képeknél jelent nagy segítséget, hiszen itt csak találgatni lehet a tüdő határait, ezért a középső szeleteket lehet a modell bekalibrálására használni. A modellnek csak azt kell leírnia, hogy egységnyi méretű tüdő a szélső szeletképek felé haladva hogyan változik. A modell kalibrálása az alábbiak szerint történik:

1. Ki kell számolni a megbízható szeleteken az átlagos tüdő méretét.
2. A modellben ki kell számolni, hogy melyek a megbízható szeletek határai (eltérő szeletszám esetén eltér). A modell megbízható szeletein ki kell számolni az 1. pontot.
3. A két átlag tüdőméret aránya meghatároz egy koefficiens, amely megadja, hogy a tüdő modellt mennyire kell korrigálni, hogy illeszkedjen erre a tüdőre.

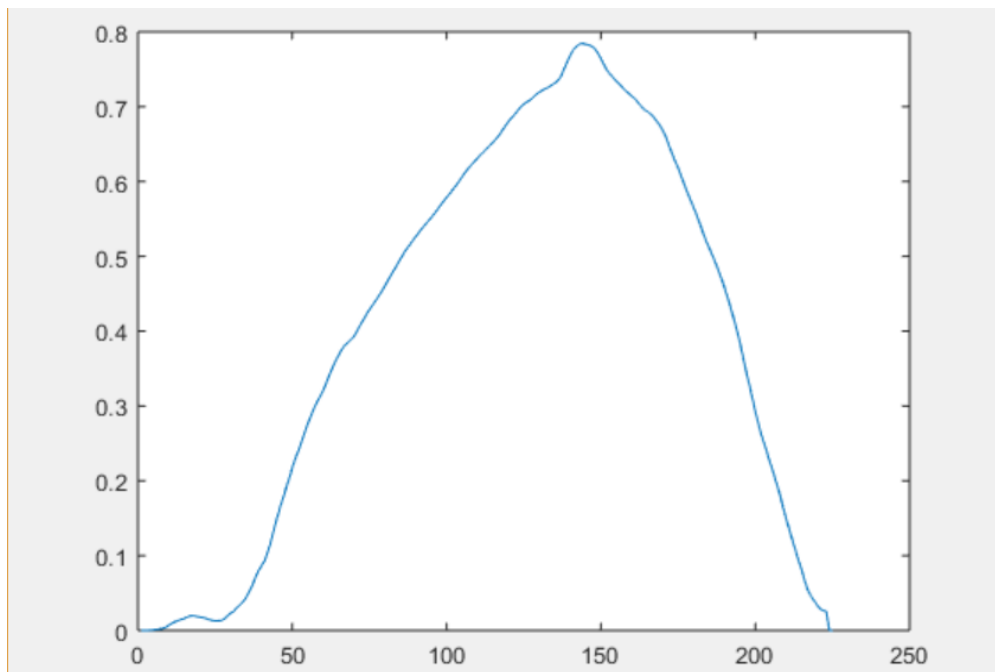
$$\alpha = \frac{\frac{1}{közepend - közepstart} \sum_{i=közepstart}^{közepend} Size(Image(i))}{\frac{1}{modelend - modelstart} \sum_{i=modelstart}^{modelend} ModelSize(i)} \quad (4.7)$$

Ahol a közepstart és közepend, az, hogy a vizsgált képeken mettől meddig tart a közepe, ezeket a pozíció adatokat az alábbi képlettel lehet átranszformálni modell pozícióra:

$$\begin{aligned} Modelposition(Imageposition) &= \\ &= kerekít \left( Imageposition * \frac{length(Model)}{length(Images)} \right) \end{aligned} \quad (4.8)$$

Az előző képletben a length függvény megadja, hogy hány eleme van a zárójelben lévő tagnak, vagyis hány képből áll a modell és a vizsgált képállomány.

Ezt követően olyan tüdő modellt kell létrehozni több kép alapján, hogy a lehető legjobban általánosítson. Hat CT-ből szimulált DTS alapján hoztam létre a modellt, a két tüdőt külön kezelve, az egyes szeleteken a tüdőfél méretének átlagát számoltam. Ezek az értékek kerültek be a modellbe, mint várható tüdőméret, vagyis az értékek a tüdő posterior-anterior irányú méretváltozását írják le. A modell helyességének vizsgálata közben az egyes szeletekre az értékek szórását is kiszámoltam, annak vizsgálatára, hogy nincs-e elcsúszás az egyes képállományok között, vagyis ugyanaz a szelet ugyanazt a területet írja-e le mindegyik képen. A szórás alacsony volt, kivéve a legszélső képeket, amelyek viszonylag kisebb tüdőterületet tartalmaznak, így kevésbé problémás annak a területnek a bizonytalansága.



**4.4. ábra: a tüdőterület mérete egy 225 szeletes DTS felvételen**

## 5 Kiértékelés

Az algoritmus objektív kiértékeléséhez két dolog szükséges:

- a képekhez tartozó elvárt eredmény, amely egy bináris maszk formájában leírható
- egy függvény, amely az elvárt és kapott eredmény közti hasonlóságot vagy távolságot írja le

A második pont egy numerikus értéket rendel a szegmentáláshoz, így objektíven lehet megállapítani, hogy melyik algoritmus teljesít jobban.

A kiértékelésnél kiemelt szerepet kap a modell használatával és modell használata nélkül kapott eredmények összehasonítása.

### 5.1 Referencia készítés



**5.1. ábra:** Egy szelethez tartozó referencia maszk, jól látható, hogy a tüdőn belüli struktúrákat gyakran rosszul szegmentálja a CT képeken szegmentáló eljárás, kézzel javítva a referenciát 2-3%-os javulást hozhat az átfedést tekintve.

A referencia létrehozásának problémáját a előző fejezet tartalmazza, a kiértékeléshez az ott bemutatott megoldást alkalmaztam hat képállománnyal. A képállományok (LIDC140, LIDC334, LIDC438, LIDC441, LIDC478, LIDC582)

„tomoszerűsítése” és CT-n történő szegmentálása után rendelkezésre állnak a referenciák, amelyeken metrikákat lehet számolni. Minden felvétel 225 szimulált DTS szeletet tartalmaz, így összességében 1350 képen történt a kiértékelés.

A kiértékelés másik területe, amikor igazi DTS képeken történik a kiértékelés, itt két valódi páciens képei és egy fantom képének kézzel történő ellenőrzése történt. A fantom egy olyan mesterséges eszköz, amely egy ember mellkasát utánozza radiológiai szempontból. A fantom előnye, hogy a tüdőn belül el lehet helyezni mesterséges markereket az egyes pozíciók megjelöléséhez.

A validálás során felmerült PA röntgenhez készült adatbázison[20], amit gyakran csak Japán adatbázisnak hívnak, történő tesztelés, de a képek karakterisztikája annyira eltérő a DTS-hez képest, hogy nem lehet használni az algoritmus jelentősebb módosítása nélkül, így végül ez az ötlet elvetésre került.

## 5.2 Kiértékelési metrikák

A referencia és az algoritmus által generált bináris maszk hasonlóságának mérése ugyanolyan fontos, mint a referencia megállapítása. Megfelelő függvénnyel, egy bizonyos alkalmazási területen meg lehet határozni az algoritmusok közötti teljesítménybeli sorrendet. Két különböző felhasználás esetében különböző lehet a legjobbnak ítélt algoritmus.

Az egyik ilyen metrika az átfedés. A nagyobb érték tekinthető jobbnak:

$$\frac{\sum_{i,j} R(i,j) \cap M(i,j)}{\sum_{i,j} R(i,j) \cup M(i,j)} \quad (5.1)$$

Ez a függvény a megtalált területet méri a teljes érdekesnek talált területhez viszonyítva. Olyan alkalmazási területekhez illeszkedik jól, ahol az elváltozások előfordulásának valószínűsége az egész tüdőre állandónak tekinthető, így a legnagyobb megtalált tüdőterülettel maximalizálható a további algoritmusok teljesítőképessége.

Ez a metrika általánosítható, ha a referencia tartalmazza az adott régió megtalálásának fontosságát, vagyis az elváltozás valószínűségét.

Másik hasznos metrika az átlagos távolság (MAD): a kisebb érték számít jobbnak:

$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(R_x(i) - M_x(i))^2 + (R_y(i) - M_y(i))^2} \quad (5.2)$$

Az 5.2-es függvény nem területre, hanem a kontúr közelségére ad visszajelzést, amely akkor lehet hasznos, ha a tüdőnek az alakja és mérete is fontos információkat hordoz a diagnosztizálás szempontjából.

A harmadik lehetséges mérőszám a két körvonal legközelebbi pontjainak maximális távolsága. Ennek a megoldásnak a jellegzetessége, hogy a legrosszabb esetet veszi csak figyelembe, így ez a mérőszám akkor lehet hasznos, ha a szegmentálás jóságára legrosszabb esetre vonatkozó garanciát kell adni.

$$\max \left( \sqrt{(R_x(i) - M_x(i))^2 + (R_y(i) - M_y(i))^2} \right) \quad (5.3)$$

További metrika lehet a szegmentált pontok és a hozzájuk legközelebbi pontok távolságának szórása. Ez a metrika a teljesítmény közvetlen mérésére nem alkalmas, csak a szegmentálás stabilitásáról ad visszajelzést. Minél alacsonyabb ez a szám annál, stabilabbnak minősíthető az eredmény. A maximális távolságnál jobb visszajelzést ad az átlagos távolság és a távolságok szórása.

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \sqrt{(R_x(i) - M_x(i))^2 + (R_y(i) - M_y(i))^2} - MAD \right)^2} \quad (5.4)$$

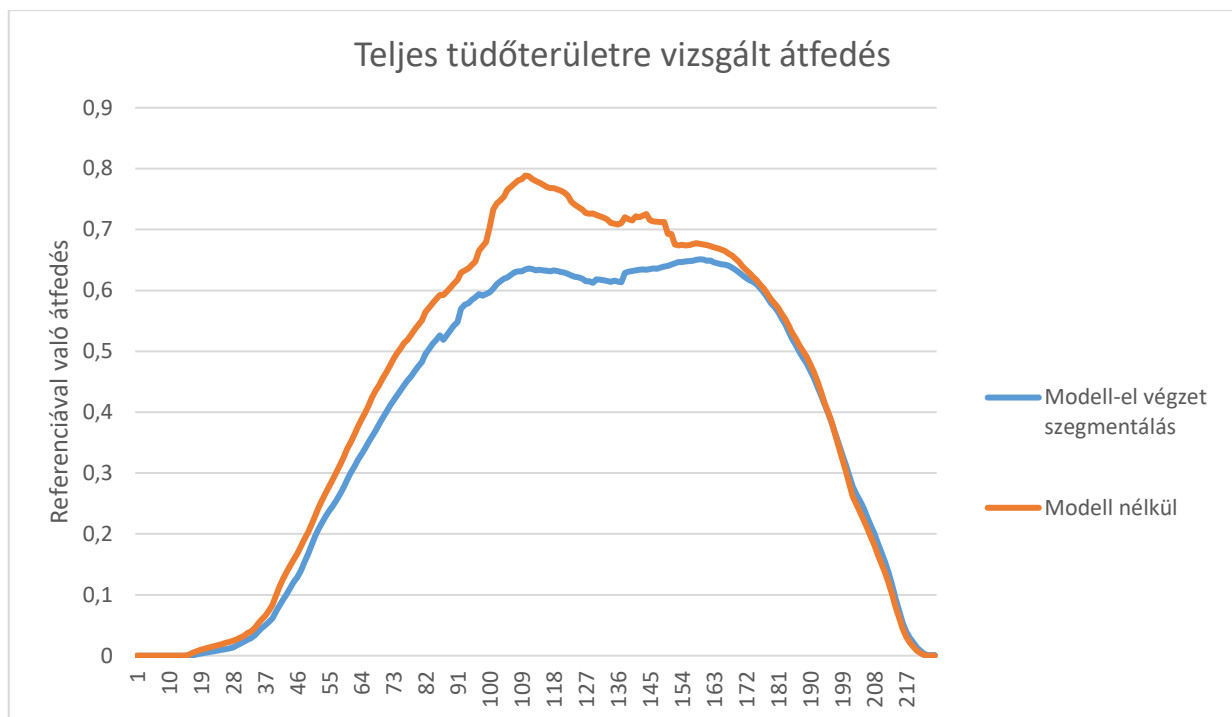
Még egy lehetséges távolságmétriكا a modellalkotási fejezetben bemutatott DTW-vel számolt alaki hasonlóság. Ez a metrika csak a formai hasonlóságra koncentrál.

## 5.3 Eredmények

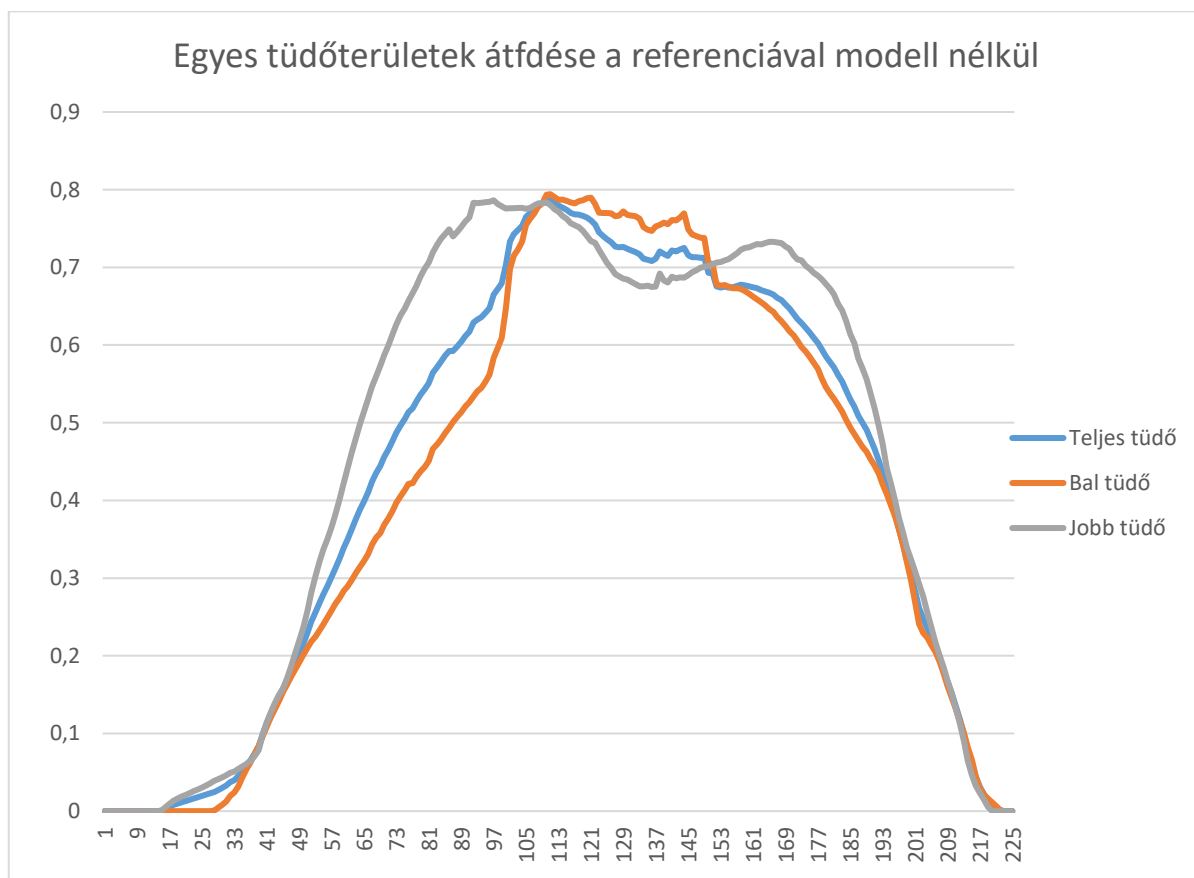
Az előzőleg bemutatott metrikák közül az átfedés, MAD (Mean Average Distance) valamint az ehhez tartozó szórással történt a vizsgálat.

Az átfedéssel megvizsgálhatóak a modellel és modell nélkül kapott eredmények: az 5.2. ábrán látható, hogy modell nélküli eljárás majdnem az összes szeleten jobban teljesít, a középső szeleteken látszik a legnagyobb előnye a modellel történő szegmentálással szemben. Néhány szélső szeleten a modellel történő szegmentálás teljesít jobban, de a különbség elhanyagolható. Amennyiben az átfedés a célmetrika, akkor egyértelműen nem javasolt a modell használata.





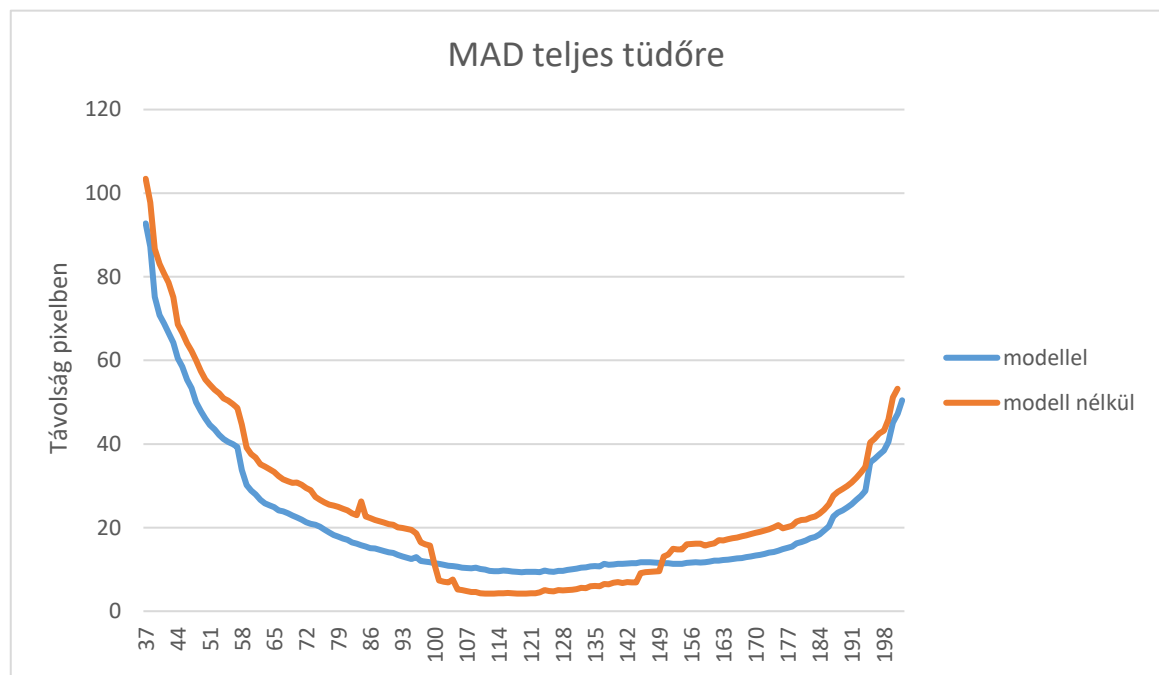
**5.2. ábra: Modell és modell nélküli megoldások összehasonlítása átfedés szempontjából, a szeletszám szerint**



**5.3. ábra: Modell nélküli esetben a jobb és bal tüdőfél átfedésének ábrázolása szeletszám szerint, y tengelyen az átfedés, x tengelyen a szeletszám látható**

A modell nélküli eljárás dominanciája miatt a tüdőterületek vizsgálatát, csak a modell nélküli eljárásra végzem el. Látható az 5.3. ábrán, hogy baltüdőlebeny jóminőségű szegmentálása kevesebb szeleten valósítható meg, ennek az oka a szív árnyékának megjelenése a szív környéki szeleteken. Ezeken a szeleteken nehezíti a szegmentálást a szív, hiszen tüdőterületet árnyékol, amit így az eljárás nem talál meg.

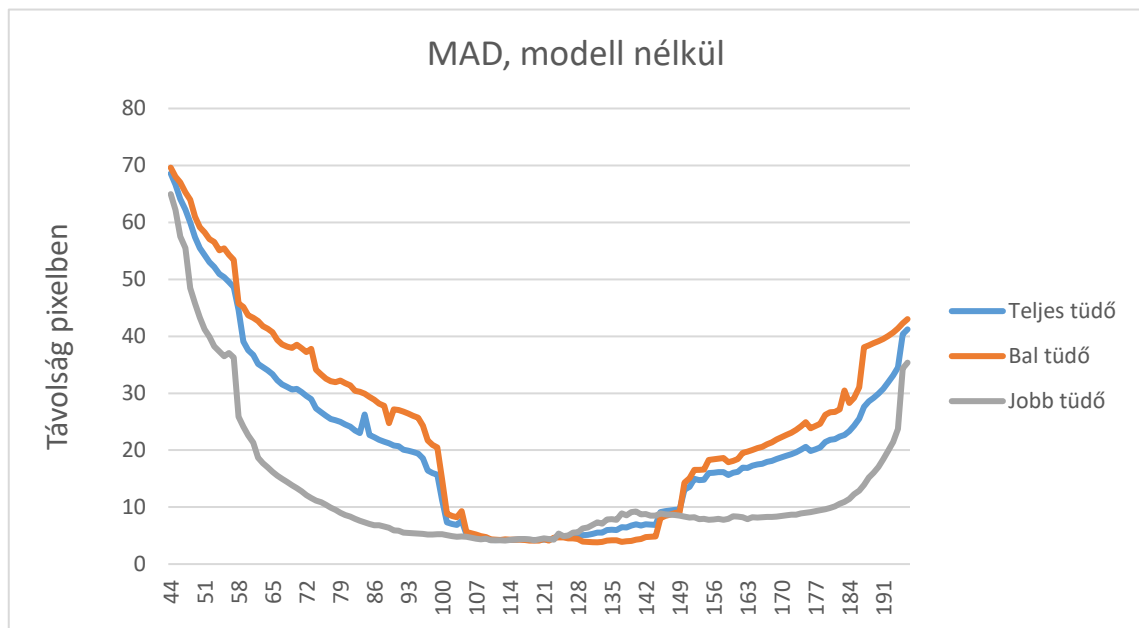
Az átlagos távolságnál a kisebb érték az előnyös, az 5.4. ábrán látható, hogy a modell a szélső szeletképeken teljesít jól, a középső képeken a modell nélküli eljárás működik jobban. Ez a megfigyelés összhangban áll a várható eredményekkel, hiszen a modellnek az a célja, hogy az olyan szeleteken segítsen, amelyeken a kép alapján nehéz meghatározni a kontúrt. A középső képeken azért szerepel gyengébben a modell, mert a középső képek alapján határozza meg a modell a paramétereit, amit a középső képeken alkalmazva a képen jól látható alakzattól eltolhatja a szegmentált kontúrt.



**5.4. ábra: Modell és modell nélküli eset összehasonlítása MAD metrikával szeletszám szerint. A grafikonon látható, hogy a modell nélküli algoritmus a középső szeleteken teljesít jól, a modellel rendelkező a szélső képeken teljesít jól.**

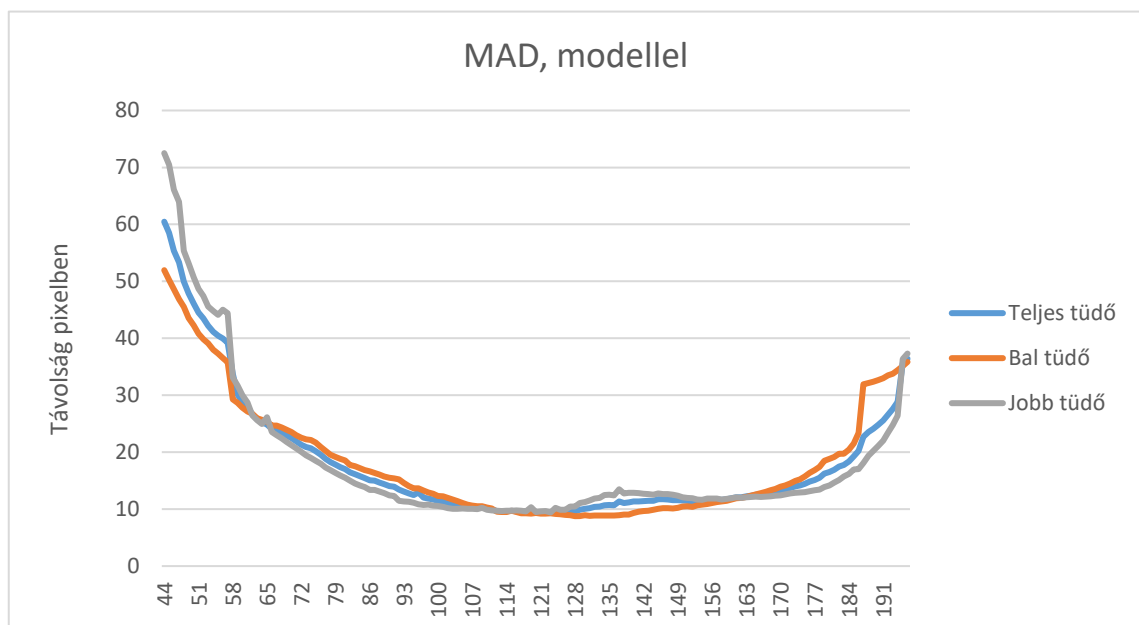
A két különböző algoritmus esetében érdemes megvizsgálni, hogy az egyes területek milyen pontossággal kerülnek szegmentálásra. A modellenélküli esetben jól látható, hogy a szélső képek esetén a jobb tüdőfél szegmentálása sokkal pontosabban történik, ennek az oka a bal oldali tüdőn megjelenő szívárnyék. A középső elemeken ez

a különbség nem jelentkezik ennyire élesen, valamint a középső képeken a bal oldali tüdőlebeny szegmentálása is könnyebb, a szív élesebb határának köszönhetően.



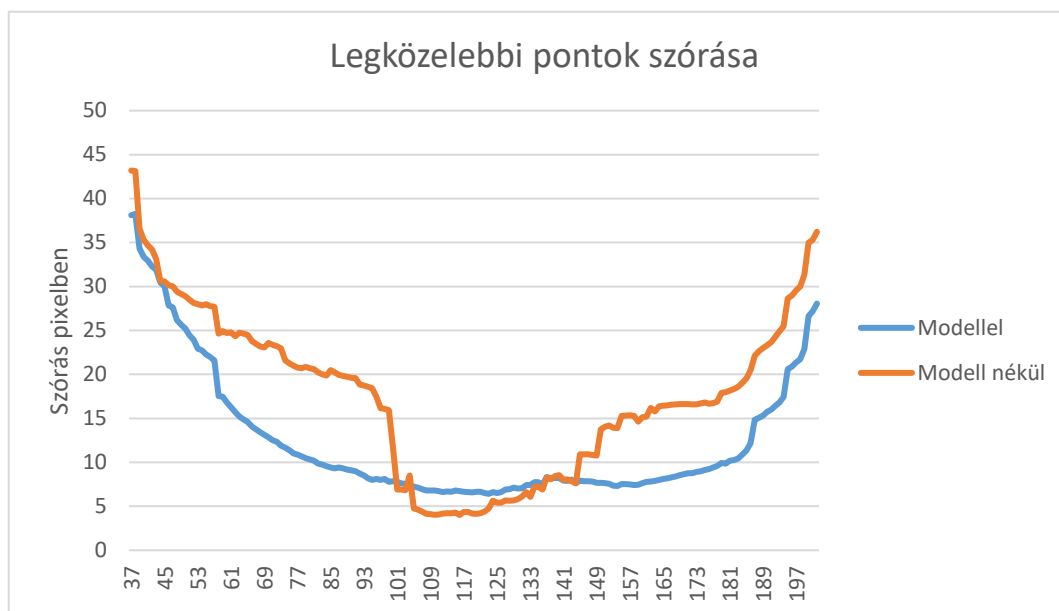
**5.5. ábra: Modell nélküli MAD összehasonlítás a tüdőfél szerint.**

A modellel bővített algoritmus esetén (5.6. ábra) ennyire nem jelentős az eltérés, hiszen a modell leíróképessége is fontos, nem csak a képen látható alakzatok. A modell miatt nem tér el annyira a bal és jobb lebeny szegmentálhatósága, mert a modell tartalmazza a szív elhelyezkedését is.



**5.6. ábra: Modell-el végzett feldolgozás MAD összehasonlítása tüdőfél szerint.**

A pontok távolságának szórása is fontos információkat mutat, minél alacsonyabb a szórás, annál megbízhatóbbnak tekinthető az algoritmus. Látható az 5.7. ábrán, hogy a modell segítségével a megbízható szeletek száma bővíthető.



5.7. ábra: Két algoritmus összehasonlítása a legközelebbi pontok szórása alapján

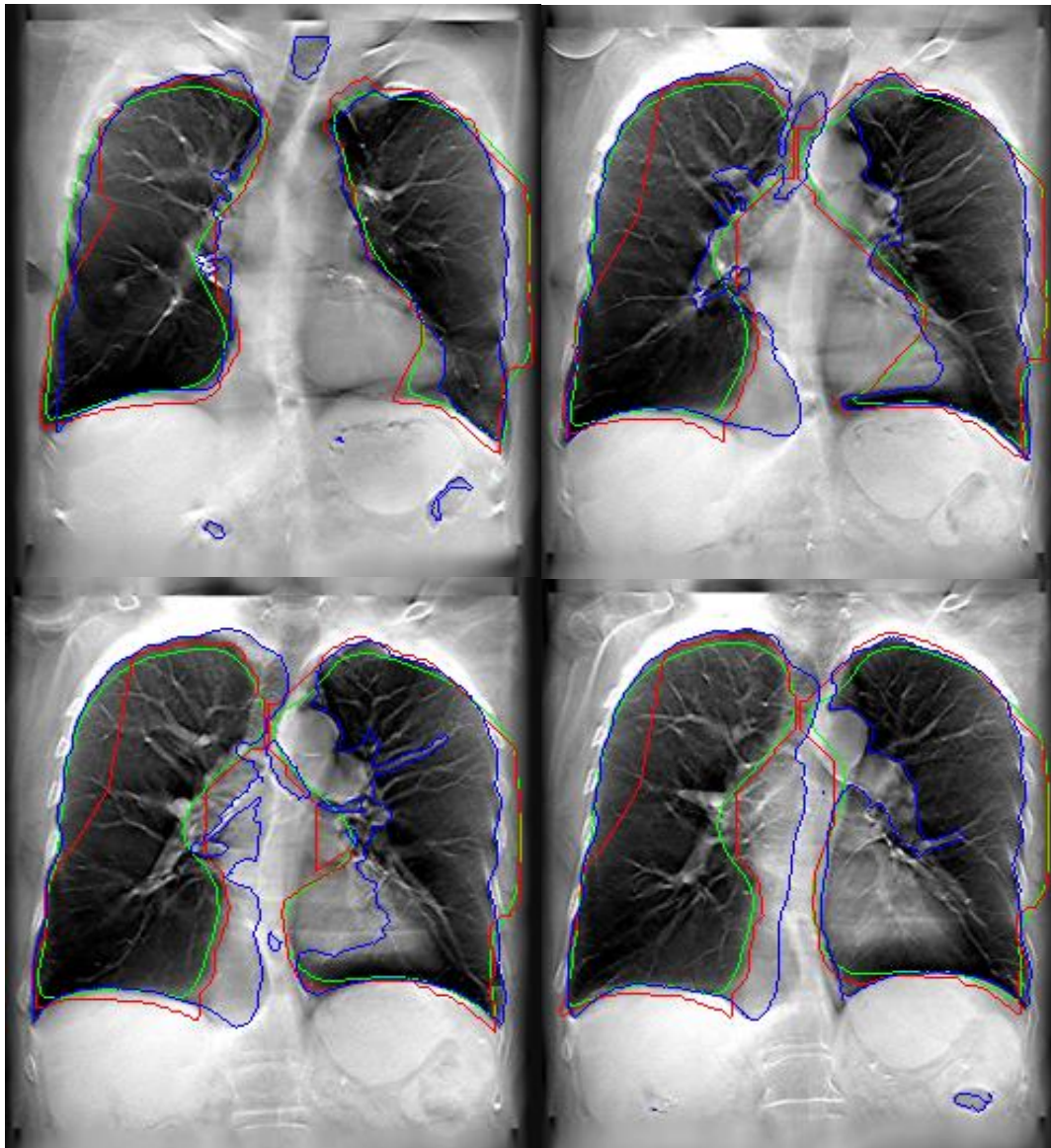
Az eredményeket a következő táblázat foglalja össze, amely a szélső-középső és a modell/modell nélküli esetet hasonlítja össze. Vastaggal van kiemelve, hogy melyik metrika szerint melyik modell az eredményesebb.

Eredmények		Középső szeletek		Szélső szeletek	
		Átfedés	MAD(pixel)	Átfedés	MAD(pixel)
Modell	Átlag	0,6257	10,179	0,49218	<b>20,529</b>
	Szórás	0,0978	3,769	0,20265	17,258
	Max	0,8622	17,994	0,8314	109,485
	Min	0,4725	2,705	0	3,744
Modell nélküli	Átlag	<b>0,7460</b>	<b>5,206</b>	<b>0,5383</b>	26,010
	Szórás	0,0574	1,979	0,2134	23,350
	Max	0,8622	20,398	0,83141	114,576
	Min	0,6430	2,705	0	3,492

1. táblázat: Az eredmények

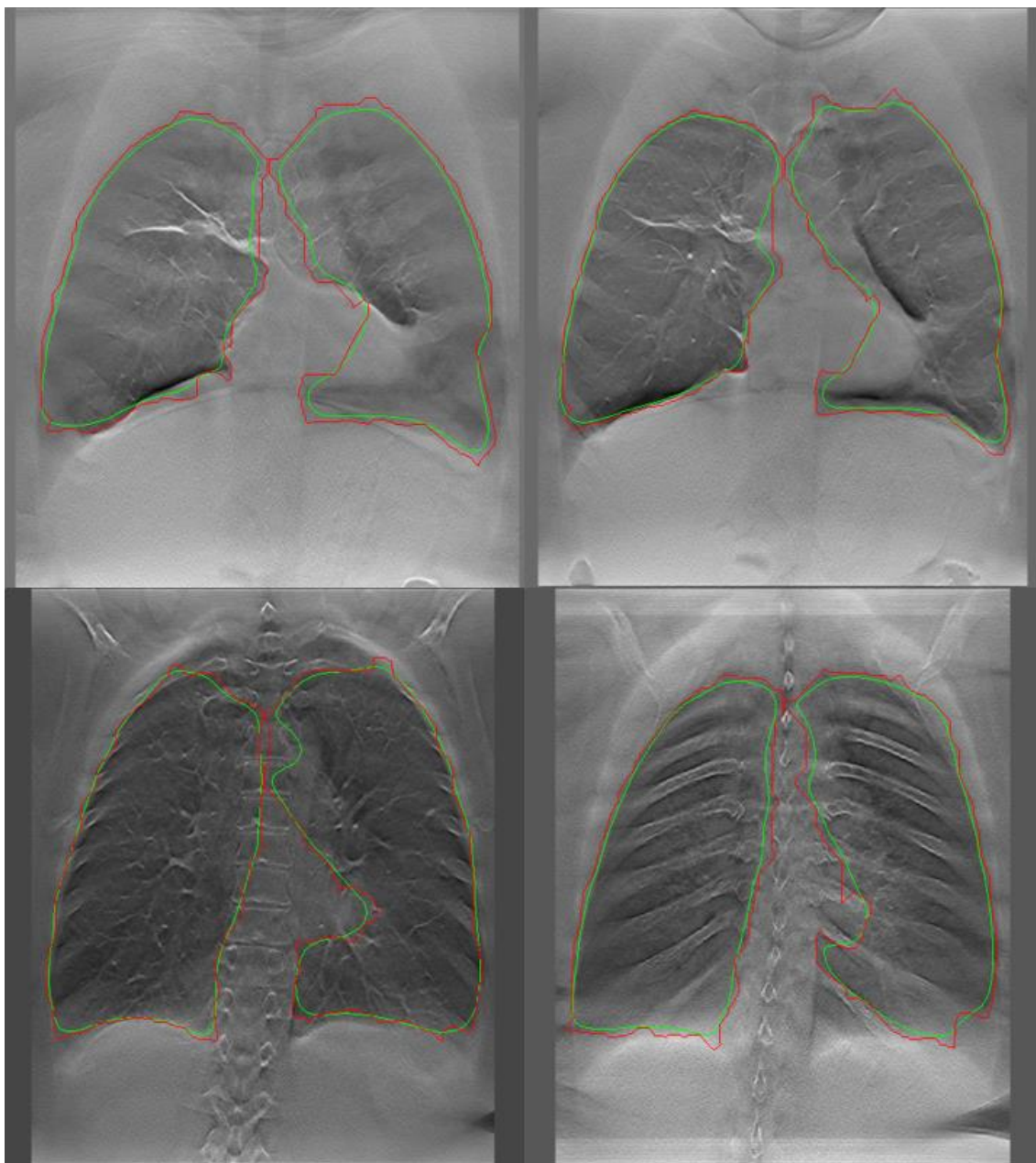
Az eredményeket fontos szemmel is ellenőrizni, hogy jól sikerült-e a metrikát megválasztani. A LIDC140-es képsorozat középső szeleteit vizsgálva érdekes dolgot lehet megfigyelni, a számok alapján az átfedést vizsgálva a középső szeleteken jobb eredményt ér a modellt nem tartalmazó algoritmus, de a képeket vizsgálva a modellel való szegmentálás tűnhet jobb eredménynek. Ennek a látszólagos jobb eredménynek az

oka az, hogy sokkal életszerűbb tüdőformát eredményez a modellel rendelkező algoritmus.



**5.8 ábra: LIDC140-es kép alapján létrehozott képeken az algoritmusok eredménye: kék a referencia, amely a gyomorban található légbuborékokat is tévesen tüdőterületnek minősít, a piros a modell nélküli eljárás, a zöld a modellel készült szegmentálás.**

Érdemes megvizsgálni igazi DTS képeken is az eredményt. A közpső szeleteken jónak tekinthető a szegmentálás, a modell megtanulta a csecsemőmirigy alakját, legalábbis a bal alsó képen a szív fölötti kis visszahajlás erre utal. A bal felső sarokban látható, hogy a kóros elváltozás okozta fényesebb képrészlet se vezette félre az eljárást. A jobb alsó képen láthatóak a bordák, amelyek majdnem összeérnek, ebből lehet következtetni arra, hogy a tüdőterület a valóságban sokkal kisebb, mint amelyet az algoritmus szegmentált.



**5.9 ábra: DTS képeken az algoritmusok eredménye: zöld színű a modellel szegmentált kép, piros a modell nélkül létrehozott kontúr.**

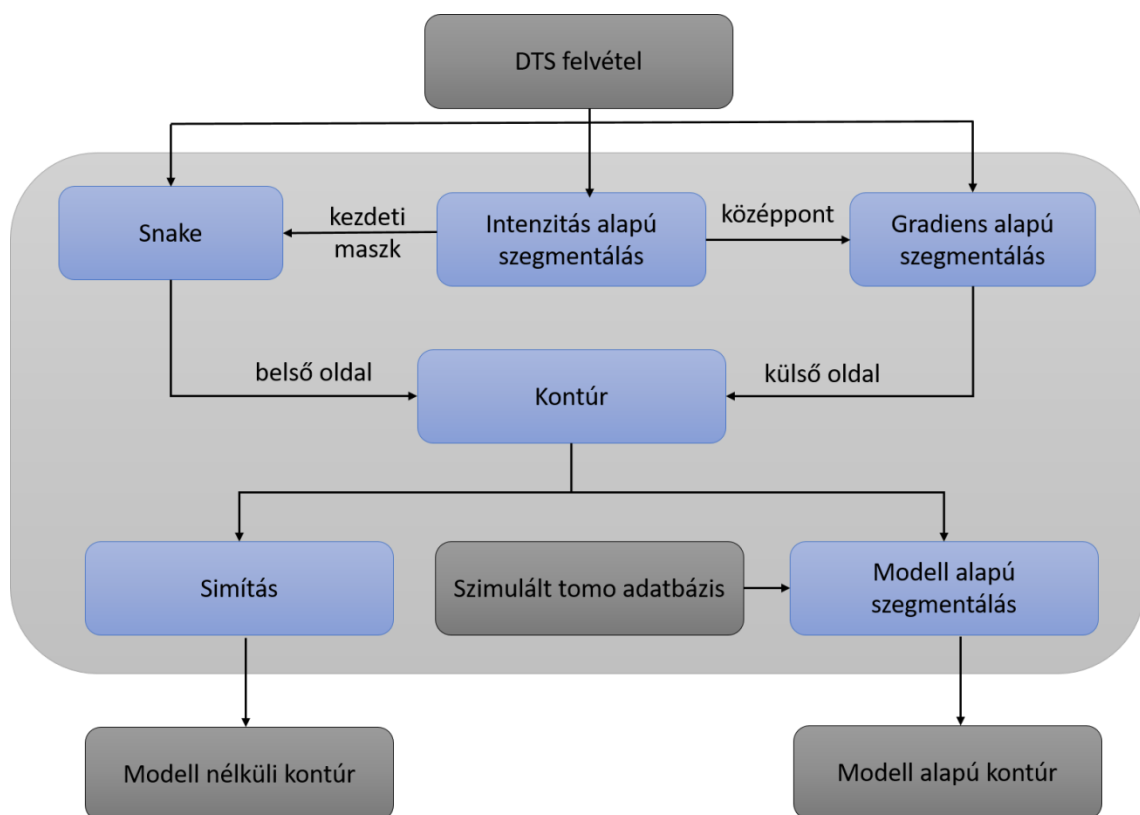
Összegezve az eredményeket, látszik, hogy a modell nélküli megoldás is képes elfogadható kontúrt adni a középső szeleteken. Modell használatával lehet bővíteni a megbízható eredményeket adó szeletek listáját, így modell használata elsősorban a szélső képeken javasolt.



## 6 Összefoglalás

A dolgozatban bemutatásra került egy eljárás. A kiértékelésnél a tüdő jellemzőinek modellezésének használatával járó előnyök és hátrányok vizsgálatára helyeztem a hangsúlyt. Összehasonlítottam a modell használatát nélkülöző és használó algoritmust, megállapítottam, hogy a szélső képeken érdemes használni modellt. A fejezet további része áttekinti az eljárás jelenlegi formáját és a lehetséges továbbfejlesztési lehetőségeit.

### 6.1 Eljárás áttekintése



6.1. ábra: az algoritmus blokkvázlata

Az algoritmus működése a 6.1. ábrán látható. Az egyes módszerek együttes használata javít a megoldás minőségén, így egy lehetséges megoldást mutattam az egyes eljárások erősségének felhasználásával a végső maszk megalkotásához.

Az algoritmus másik fontos része a képek közötti információmegosztás, itt jelentős eredmények a gradiens alapú szegmentálásnál használt valószínűtlen pixelek intenzitásának csökkentésénél vannak. Hasznosnak bizonyult még a szomszédos maszkok hasonlóságának maximalizálását célul kitűző képek közötti simítás.

## 6.2 Továbbfejlesztési lehetőségek

Az eljárás jelenlegi eredményei elérik a szakirodalom eredményeit, a továbbfejlesztéshez valamilyen modell szükséges, amely tartalmazza a képek karakterisztikájából adódó torzítást, valamint a tüdő anatómiai jellemzőit. A modellel foglalkozó fejezetben két ötlet került bemutatásra, ezek bizonyították létjogosultságukat, így érdemes a problémát ezzel a megközelítéssel kezelni, de a probléma megfelelő megoldásához szükséges komplexebb modellezési eszközöket használni, amelyek tartalmazzák a tüdő pozíciójának leírását is.

Összetettebb modellhez szükséges valamilyen referencia adatbázis megléte. Ennek előállítása jelentős előrelépést hozhat az előzetes információkat felhasználó rendszerekben.



## **7 Köszönetnyilvánítás**

Szeretném megköszönni Horváth Gábor munkáját, rendszeres konzultációit, amely hatalmas segítség volt a szakdolgozat megírásához kapcsolódó feladatok elvégzésében, valamint a szakdolgozatom lektorálását.

Köszönöm Hadházi Dánielnek a segítségét a LIDC CT képekből generált szimulált tomoszintézis képek elkészítését.

## 8 Hivatkozások

- [1] Központi Statisztikai Hivatal: „*Légzőszervi megbetegedések – Több légzőszervi megbetegedés a világ vezető halálakai között.*” Statisztikai Tükör III. évfolyam 44. szám
- [2] B.R. Celli, W. MacNee, A. Agusti, A. Anzueto, B. Berg, A.S. Buist, P.M.A. Calverley, N. Chavannes, T. Dillard, B. Fahy, A. Fein, J. Heffner, S. Lareau, P. Meek, F. Martinez, W. McNicholas, J. Muris, E. Austegard, R.Pauwels, S. Rennard, A. Rossi, N. Siafakas, B. Tiej, J. Vestbo, E. Wouters, R. ZuWallack: „*Standards for the diagnosis and treatment of patients with COPD: a summary of the ATS/ERS position paper*” European Respiratory Journal 2004 23: pp. 932-946
- [3] Source: Mettler FA, et al. "*Effective Doses in Radiology and Diagnostic Nuclear Medicine: A Catalog,*" Radiology (July 2008), Vol. 248, pp. 254–63.
- [4] <http://www.idr.med.uni-erlangen.de/orthorad/realpic/thx1.jpg> (2016 november)
- [5] [http://www.tankonyvtar.hu/hu/tartalom/tamop425/0019\\_1A\\_Orvosi\\_lekepezestecnika/images/orvosilekepezes190.jpg](http://www.tankonyvtar.hu/hu/tartalom/tamop425/0019_1A_Orvosi_lekepezestecnika/images/orvosilekepezes190.jpg) (2016 november)
- [6] Bob Herman: "*12 Statistics on CT Scanner Costs*" Becker's Hospital Review 2012 <http://www.beckershospitalreview.com/hospital-key-specialties/12-statistics-on-ct-scanner-costs.html> (2016 november)
- [7] James T Dobbins III., H Page McAdams, Jae-Woo Song, Christina M Li, Devon J.Godfrey, David M. DeLong, Sang-Hyun Paik, Santiago Martinez-Jimenes: „*Digital tomosynthesis of the chest for lung nodule detection: Interim sensitivity results from an ongoing NIH-sponsored trial*” Medical Physics Vol. 35. No 6, pp. 2554-2557. 2008.
- [8] John M Sabol „*A Monte Carlo estimation of effective dose in chest tomosynthesis*” Medical Physics. Vol. 36, No 12, pp. 5480–5487. 2009.
- [9] James T Dobbins III: „*Tomosynthesis imaging: at a translational crossroads*”, Medical Physics, Vol. 36, pp. 1956-1967, 2009.
- [10] Jeong Mi Park, Edmund A. Franken, M. Garg, L. L. Fajardo, L. T. Niklason, "*Breast tomosynthesis: present considerations and future applications*" RadioGraphics, Vol. 27, pp. 231-240. 2007.
- [11] Jiahui Wang, James T Dobbins III, Qiang Li: „*Automated lung segmentation in digital chest tomosynthesis*”, Medical Physics, Vol. 39, No. 2: pp. 732-741. 2012 Feb.
- [12] William K. Pratt: „*Digital Image Processing*”; John Wiley & Sons." Inc., ISBN:0-471-37407-5

- [13] Seung-Hoon Chae, Jeongwon Lee, Chulho Won, Sung Bum Pan: „*Lung Segmentation Using Prediction-Based Segmentation Improvement for Chest Tomosynthesis*”; *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology*” Vol.6, No.3, pp.81-90. 2014.
- [14] Bence Tilk: „*Automated lung segmentation on digital tomosynthesis images with complex method*” IMEKO-TC4, 2016 szeptember, Budapest
- [15] M. Kass, Witkin A., Terzopoulos, D., Int J : ”*Snakes:Active Contour Models*” *International Journal of Computer Vision*, pp. 321-331. 1988.
- [16] S.G. Armato et al., „*The lung image database consortium (LIDC) and image database resource initiative (IDRI): A completed reference database of lung nodules on CT scans*” *Medical Physics*, Vol. 38, No. 2. pp. 915-931. 2011.
- [17] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, J. Graham "Active Shape Models-Their Training and Application", *Computer Vision and Image Understanding* Volume 61, Issue 1, pp. 38-59, 1995
- [18] Meinard Müller „*Information Retrieval for Music and Motion: Dynamic Time Warping*”, Vol. 2., Berlin: Springer, pp. 69-84, 2007.
- [19] [http://www.psb.ugent.be/cbd/papers/gentxwarper/images/dtw\\_algorithm/aligned.gif](http://www.psb.ugent.be/cbd/papers/gentxwarper/images/dtw_algorithm/aligned.gif) (2016 november)
- [20] Shiraishi, Junji, et al. "Development of a digital image database for chest radiographs with and without a lung nodule: receiver operating characteristic analysis of radiologists' detection of pulmonary nodules." *American Journal of Roentgenology* Vol174, Issue 1, pp. 71-74., 2000