

TDK dolgozat

Bognár Gergő



EÖTVÖS LORÁND TUDOMÁNYEGYETEM
INFORMATIKAI KAR
NUMERIKUS ANALÍZIS TANSZÉK

Zajmodellezés és képminőség mérés alacsony dózisú CT felvételekre

Témavezető:

Dr. Fridli Sándor

egyetemi docens

Készítette:

Bognár Gergő

programtervező informatikus MSc

II. évfolyam

Budapest, 2014.

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	2
2. CT képképzés	3
2.1. Beer-Lambert elnyelődési törvény	3
2.2. Radon transzformáció	4
2.3. A vizsgált felvételek	6
2.4. CT felvételek zaja	6
3. Zaj szimuláció	9
3.1. A körlap és a tüdő-fantom Radon-transzformáltja	10
3.2. A kvantálási zaj elemzése	11
3.3. Kvantumzaj és elektromos zaj szimulálása	13
4. Minőségmérés	17
4.1. A gyakorlatban elterjedt metrikák	17
4.2. Intenzitás alapú szegmentálás	19
4.3. Tesztek	24
5. Összefoglalás, további tervek	25
Irodalomjegyzék	26
Függelék	27

1. Bevezetés

Az orvosi képalkotó módszerek, azon belül is a röntgendiagnosztikai eljárások közül az egyik legjelentősebb a komputertomográfia. Fontossága és elterjedtsége miatt a CT képalkotás napjainkban is aktívan kutatott terület. A hagyományos röntgenfelvételekkel szemben a CT képek jobb kontrasztfelbontásúak, és a vetületi röntgenkép helyett a vizsgált test térbeli szerkezetét rekonstruálják, így hatékonyabban alkalmazhatók diagnosztikai célokra. Ugyanakkor egy CT vizsgálat során a páciensre érő sugárdózis egy röntgenfelvétel dózisének több százszorosa is lehet, ezért a komputertomográfia egyik legfontosabb célkitűzése ezen dózis redukálása. Míg a hagyományos CT képalkotás magas sugárdózist használ, napjainkban egyre elterjedtebb az alacsony dóziséű CT rögzítés, például mellkas felvételek esetén a tüdőrák szűrése során. Alacsony dóziséű CT felvételek során a páciensek lényegesen kisebb sugárterhelésnek vannak kitéve, de a dózis csökkentése a felvétel minőségének romlásához, különböző hibák megjelenéséhez vezet.

Munkám során a PET Pozitron-Diagnosztika Központ és az ELTE Informatikai Kar Numerikus Analízis Tanszék közötti együttműködés keretében, a Központban rögzített alacsony dóziséű mellkas CT felvételeket elemeztem. Célom a felvételekre rakódó zaj analízise, és a képminőség objektív mérése volt. Tanulmányoztam a kapcsolódó szakirodalmat, megismerkedtem a CT képalkotás fizikai és matematikai hátterével, elsősorban az [1] és a [8] jegyzet alapján és modelleztem a CT képekre rakódó zajt a [2] modell adaptálásával. A CT képek statisztikai jellemzőinek vizsgálata alapján konstruáltam egy tüdő-fantomot, ami a mellkas CT felvételek sematikus képe, és ezen fantomon segítségével szimuláltam a zaj hatását a zajmodell alapján. Megismerkedtem a képminőség mérésének módszereivel a [4] összefoglaló alapján, és a korábban hagyományos képek minőségének vizsgálata során szerzett tapasztalatok alapján most CT képek minőségének vizsgálatát tűztem ki célul. Munkám eredménye a [10]-ben leírt, ismert képszegmentálási algoritmus átalakítása mellkas CT felvételek szegmentálására, és a képminőség mérése ezen szegmentálás felhasználásával. Az algoritmust valós CT felvételek mellett különböző erősségű zaj mellett szintetizált tüdő-fantom képekkel is teszteltem, ami alapján megállapítható, hogy az így meghatározott metrika eredménye jól korrelál a CT felvételek minőségével.

2. CT képképzés

A pásztázó röntgensugaras CT képrögzítés során a vizsgált objektum egymással párhuzamos síkok, *szeletek* mentén több irányból sugárnyalábokkal kerül átvilágításra, a röntgenforrással szemben elhelyezkedő érzékelők az objektumon áthaladó röntgensugár intenzitását, annak az objektumban történő elnyelődését mérik. A röntgensugarak elnyelődése a vizsgált objektum sűrűségétől és egyéb anyagtulajdonságaitól függ. A röntgenforrás és az érzékelők elhelyezkedése többféle lehet, a felvételek jellemzően az objektum körül a szelet mentén 180° -ot körbefordulva kerülnek rögzítésre. A vetületi felvételek segítségével rekonstruálható az objektum térbeli szerkezete, ennek matematikai alapját a *Radon transzformáció* és inverze képezi, a gyakorlatban az ezen alapuló diszkrét *visszavetítési* eljárások segítségével, szűrt visszavetítéssel vagy iteratív algoritmusokkal történik. A CT képképzés során tehát kétféle adattípus különíthető el: az érzékelők által rögzített nyers felvételek és a rekonstruált CT képek.

Az alábbiakban a CT képképzés fizikai és matematikai háttérének ismertetése következik. A CT képképzés kiterjedt elméleti alapokon nyugszik, a következőkben a munkám szempontjából releváns alapvető ismeretek kerülnek bemutatásra: a röntgensugarak és az anyag kölcsönhatását leíró Beer-Lambert elnyelődési törvény, amely a képrögzítés fizikai alapja, a képrögzítés során megjelenő zaj és annak modellezése, valamint a Radon transzformáció és a szűrt visszavetítés, melyeket a későbbi tüdő-fantomon végzett szimulációk és zaj szintetizálás során használok. A továbbiakban egyszerre egy szeletet tekintünk, vagyis az objektum egy síkmetszetében rögzített és rekonstruált adatokat.

2.1. Beer-Lambert elnyelődési törvény

A röntgensugarak az objektumon áthaladva kölcsönhatásba lépnek annak anyagával. A kölcsönhatások jellege függ a röntgenfotonok energiájától, CT szkennerek esetén a Compton- és Rayleigh-szórás, és a fotoeffektus dominál. A kölcsönhatások eredménye a sugarak elnyelődése, ami a Beer-Lambert törvény segítségével írható le, melyet az [1] könyv alapján ismertetek. Jelölje I_0 a felvétel során alkalmazott röntgensugár intenzitását (a röntgenfotonok idő- és területi egységre eső számát), I pedig az objektumon áthaladt sugár intenzitását. Egy homogén anyag esetén a két intenzitás között a következő össze-

függés írható fel:

$$I = I_0 e^{-\mu x}, \quad (1)$$

ahol μ az anyag *lineáris elnyelési együtthatója*, x pedig a sugár anyagban megtett útjának hossza. Általános esetben reprezentálja az objektum anyagának lokális elnyelési együtthatóit a (szakaszonként) folytonos $\mu : \mathbb{R}^2 \mapsto \mathbb{R}$ függvény, ekkor az intenzitások közötti összefüggés:

$$I = I_0 \exp\left(-\int_L \mu\right), \quad (2)$$

ahol L a röntgensugár anyagban megtett útját leíró egyenes szakasz, $\int_L \mu$ a lineáris elnyelési együtthatók L szakaszon vett integrálja. Ez az integrál adja a felvétel L egyenes menti *projekcióját*, a projekciók pedig a felvétel *profilját*:

$$P(L) = -\ln\left(\frac{I}{I_0}\right) = \int_L \mu \quad (3)$$

A profil feleltethető meg a μ függvény adott irányok szerint vett Radon-transzformáltjának. A transzformáció invertálásával rekonstruálható belőle μ , vagyis az objektum térbeli szerkezete a lineáris elnyelési együttható alapján.

A lineáris elnyelési együttható az anyagtulajdonságok mellett függ a röntgensugár energiájától, ennek kiküszöbölésére a CT képalkotás során az együtthatók helyett azoknak a víz elnyelési együtthatójához viszonyított változatát, a *Hounsfield Unit* (HU) értéket használják:

$$\text{HU} = 1000 \cdot \frac{\mu - \mu_{\text{H}_2\text{O}}}{\mu_{\text{H}_2\text{O}}} \quad (4)$$

A HU értékeit a gyakorlatban -1000 (levegő) és 3000 (sűrű csont) közé esőnek lehet tekinteni, legtöbbször egy 12 bites egész értéként kerülnek eltárolásra -1000 és 3095 közötti értéket reprezentálva.

2.2. Radon transzformáció

A *Radon transzformációt* a [8] jegyzet alapján ismertetem. A síkbeli *Radon-transzformált* egy $f : \mathbb{R}^2 \mapsto \mathbb{R}$ folytonos függvény esetén:

$$\mathcal{R}f(L) = \int_L f, \quad (5)$$

ahol L a sík egy egyenese. Az egyenesek paramétrezhetőek $\vec{n} = (\cos \varphi, \sin \varphi)$, ($\varphi \in [0, 2\pi)$) normálvektorokkal és az origótól vett $r \in \mathbb{R}_0^+$ távolságukkal. Az egyenes paramé-

teres egyenlete ekkor az $\vec{e} = (-\sin \varphi, \cos \varphi)$ irányvektor felhasználásával:

$$L(t) = r\vec{n} + t\vec{e} = (r \cos \varphi - t \sin \varphi, r \sin \varphi + t \cos \varphi) \quad (t \in \mathbb{R}) \quad (6)$$

A Radon-transzformált leggyakoribb megadási módja ezen $r \in \mathbb{R}_0^+$ és $\varphi \in [0, 2\pi)$ polárparaméterek segítségével történik:

$$\mathcal{R}f(r, \varphi) = \int_{-\infty}^{\infty} f(L(t)) dt = \int_{-\infty}^{\infty} f(r \cos \varphi - t \sin \varphi, r \sin \varphi + t \cos \varphi) dt \quad (7)$$

A transzformált kiterjeszhető az $r < 0$ esetre is:

$$\mathcal{R}f(r, \varphi) = \mathcal{R}f(-r, \varphi + \pi) \quad (8)$$

Így a polárparamétereket az $r \in \mathbb{R}$ és $\varphi \in [0, \pi)$ intervallumokból származónak is lehet tekinteni.

Munkám során a Radon transzformációt egyszerű alakzatok: körlap, ellipszis és az ebből összeállított tüdő-fantom vizsgálatához használtam. Ezen alakzatok Radon-transzformáltja előállítható analitikusan, egyszerű képletek segítségével, így lehetőséget nyújtanak a rekonstrukció kvantálási zajának elemzéséhez és a következőkben ismertetett zajmodelen alapuló zaj szintetizáláshoz.

A Radon transzformáció invertálása többféle módszerrel történhet. A szimulációk során a MATLAB beépített `iradon` függvényét alkalmaztam, amely a *szűrt visszavetítés* diszkrét változatát valósítja meg, ami a gyakorlatban is elterjedt módszer. A szűrt visszavetítés során az [1] könyvben írtaknak megfelelően az $\mathcal{R}f$ transzformált szűrésre kerül egy felüláteresztő szűrővel, ez a frekvenciatérben a következőképpen írható fel:

$$g = \mathcal{F}_1^{-1}(v \cdot \mathcal{F}_1 \mathcal{R}f), \quad (9)$$

ahol $g \in \mathbb{R} \times [0, \pi) \mapsto \mathbb{R}$ a szűrés eredménye, \mathcal{F}_1 az első változó szerinti Fourier transzformált, v pedig a felüláteresztő szűrő frekvenciatérbeli alakja. Az f függvény rekonstrukciója a szűrt g függvény visszavetítésével kapható:

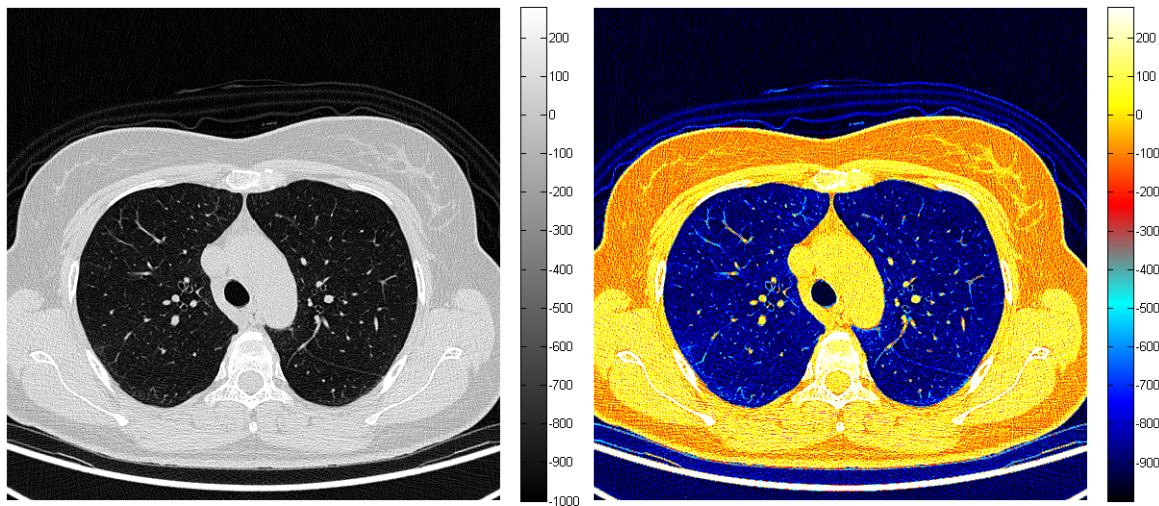
$$f(x, y) = \int_0^{\pi} g(x \cos \varphi + y \sin \varphi, \varphi) d\varphi \quad (10)$$

A MATLAB implementáció ezeken a képleteken alapulva végzi a Radon transzformált diszkrét mintavételezésének rekonstrukcióját, a szűréshez diszkrét Fourier transzformációt, a visszavetítéshez összegzést használva. A függvénynek paraméterül megadható a

visszavetítés interpolációjának típusa, és az alkalmazandó szűrő. Az alapértelmezett szűrő a Ram-Lak szűrő, aminek frekvenciatérbeli alakja egy korlátos abszolútérték függvény, de további szűrők is választhatóak, ezek alakja az abszolútérték függvény és egy ablakfüggvény – sinc, koszinusz, Hamming-, illetve Hann-ablak – szorzata. A szimulációk során Ram-Lak szűrőt és lineáris interpolációt használtam.

2.3. A vizsgált felvételek

A munkám során vizsgált rekonstruált képek 200-300 szeletből állnak, szeletenként 512×512 felbontással, a 0 és 4095 közötti egész intenzitásértékek az 1000-rel eltoltt, -1000 és 3095 közötti HU értékeket reprezentálják. A dolgozatban a képeket a szürkeárnyalatos megjelenítés helyett hamis színekkel ábrázolom. Az alkalmazott színskála -1000 és 280 közötti, a 280 feletti HU értékek fehér színnel jelennek meg, az 1. ábrán látható módon.



1. ábra. Szürkeárnyalatos és hamis színes megjelenítés

2.4. CT felvételek zaja

A nyers felvételek röntgenfotonokat érzékelő szenzorok segítségével kerülnek rögzítésre. A felvétel során megjelenő zaj forrásaként két fő összetevőt lehet megjelölni: az elektromos eszközök zaját és a fény természetéből adódó kvantumzajt. A rekonstrukció során a felvétel további torzulásokat szenvedhet, ezek közül a legjelentősebb a diszkretizációból származó kvantálási zaj.

A kvantumzajt és az elektromos eszközök zaja együttesen modellezhető, a továbbiakban a [2] cikkben ismertetett, elektromágneses szenzorok segítségével rögzített felvételeket

leíró zajmodell adaptálása következik a CT képalkotás folyamatára, a nyers felvételekre rakódó zaj leírására. A modell a zajt valószínűségi változókkal írja le, a kvantumzajt jelfüggő Poisson-zajként, az elektromos eszközök zaját képfüggetlen, additív, fehér Gauss-zajként modellezi. A továbbiakban tekintsünk N érzékelőt, melyek a vizsgált objektumból kilépő, azon áthaladt röntgensugarak intenzitását mérik, a fent leírtaknak megfelelően. Jelölje $I = (I_k)_{k=1}^N$ a zajmentes intenzitás értékeket, amelyek a Beer-Lambert törvényből adódnak, valamint jelölje $J = (J_k)_{k=1}^N$ a ténylegesen mért intenzitásokat. A zajt alkotó két hatás két egymástól független additív komponensként írható le:

$$J_k = I_k + \eta_p(I_k) + \eta_{g,k}, \quad (11)$$

ahol η_p a képfüggő Poisson-zaj, melynek eloszlására $\chi > 0$ paraméter esetén:

$$\chi(I_k + \eta_p(I_k)) \sim \mathcal{P}(\chi I_k), \quad (12)$$

η_g pedig a képfüggetlen Gauss-zaj, 0 várható értékkel és $b > 0$ (konstans) szórásnégyzettel: $\eta_{g,k} \sim \mathcal{N}(0, b)$. A Poisson-eloszlás statisztikai tulajdonságai alapján a Poisson-zaj is 0 várható értékű, de képfüggő szórással:

$$E(\eta_p(I_k)) = 0, \quad D^2(\eta_p(I_k)) = \frac{I_k}{\chi} \quad (13)$$

Ennek következtében a torzult jel várható értéke az eredeti jel, szórásnégyzete pedig $a = \chi^{-1}$ jelöléssel:

$$E(J_k) = I_k, \quad D^2(J_k) = aI_k + b \quad (14)$$

A centrális határeloszlás tétele alapján a Poisson-eloszlás „elég nagy” paraméter esetén normális eloszlással közelíthető: $\mathcal{P}(\lambda) \approx \mathcal{N}(\lambda, \lambda)$, ezért a két hatás együttesen is modellezhető egy 0 várható értékű, képfüggő szórással $\eta(I_k) \sim \mathcal{N}(0, aI_k + b)$ eloszlású zajjal:

$$J_k = I_k + \eta(I_k) = I_k + \xi \sqrt{aI_k + b}, \quad (15)$$

ahol $\xi \sim \mathcal{N}(0, 1)$. A zaj erősségét az a és b paraméterek írják le: a χ , és így az a paraméter jellemzi a rögzítőeszköz érzékenységét és a kvantumzaj mértékét, a b paraméter pedig az elektromos eszközök zajának erősségét.

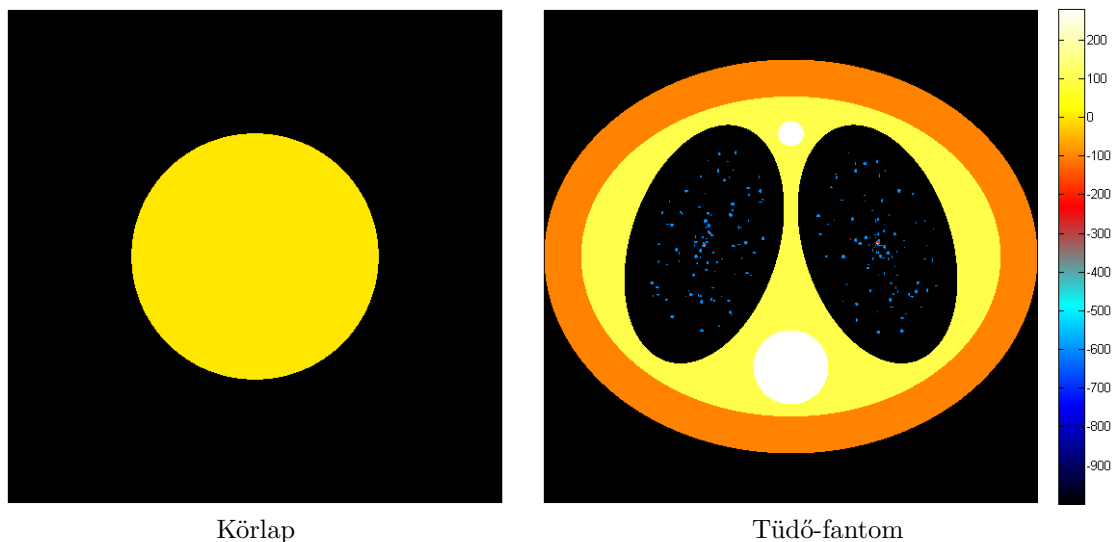
A felvételhez használt röntgensugarak rögzített I_0 belépő intenzitása mellett a zajmodell a be- és kilépő intenzitások arányára is alkalmazható, módosított a és b paraméterekkel:

$$\frac{J_k}{I_0} = \frac{I_k}{I_0} + \xi \sqrt{\frac{a}{I_0} \frac{I_k}{I_0} + \frac{b}{I_0}} = \frac{I_k}{I_0} + \xi \sqrt{\tilde{a} \frac{I_k}{I_0} + \tilde{b}} \quad (16)$$

A modellt a zaj elemzése mellett zaj szintetizálásra is felhasználtam: a szimulációk során a később ismeretésre kerülő tüdő-fantom Radon-transzformáltja segítségével a Beer-Lambert törvény alapján előállított intenzitás arányokhoz különböző erősségű, mesterségesen generált zajt adtam a fent leírtaknak megfelelően, majd ebből kiszámítottam a torzult Radon-transzformáltat, és rekonstruáltam a zajos tüdő-fantom képét.

3. Zaj szimuláció

Munkám első lépéseként egyszerű modellek: a körlap és egy tüdő-fantom Radon-transzformáltját vizsgáltam. Az ellipszisekből álló fantom modellek vizsgálata gyakori a CT felvételek elemzése során, mivel ezek matematikailag könnyen kezelhetőek, Radon-transzformáltjuk ismert, elemzésükkel a tényleges CT felvételek tulajdonságaira lehet következtetni. Céloom a CT képalkotás folyamatának szimulációja volt: mintavételeztem a modellek Radon-transzformáltját, mint a CT szkennel szenzorai által rögzített nyers felvétel profilját, az előző fejezetben leírt zajmodell alapján különböző mértékű zajt generáltam, és végül szűrt visszavetítés segítségével rekonstruáltam a modellek képet. A szintetizált képeket a további vizsgálatok során: a szegmentálás és képminőség mérés hatékonyságának elemzéséhez használtam fel.



2. ábra. A körlap és a tüdő-fantom

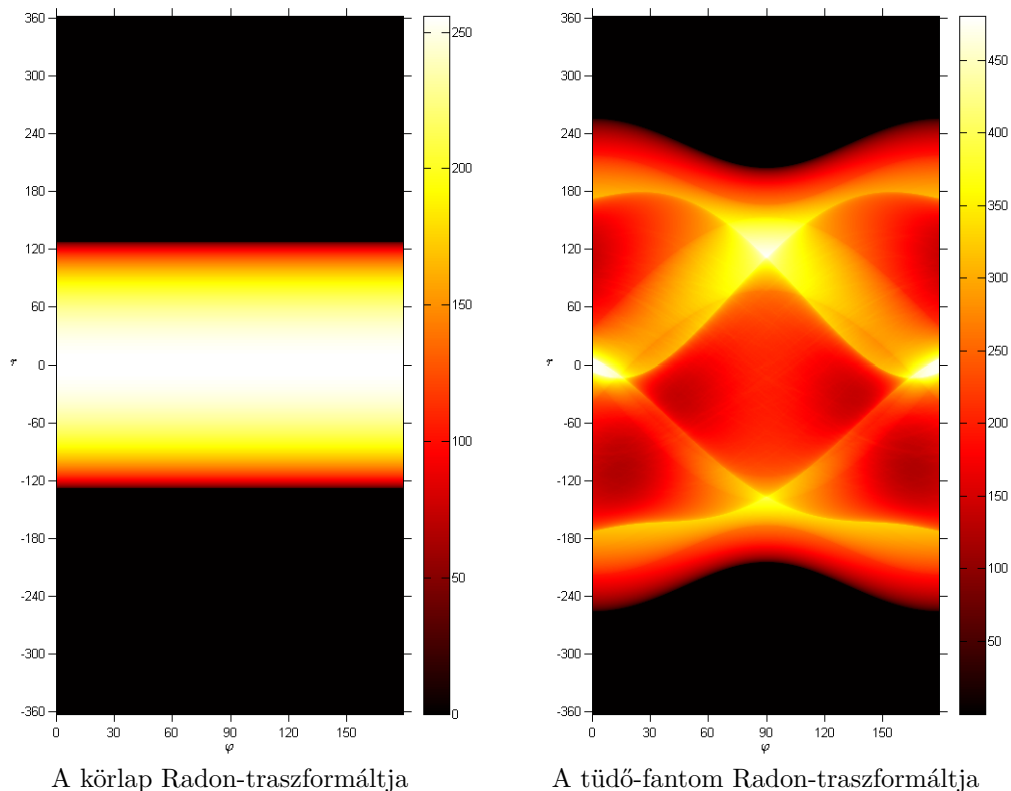
Az alkalmazott tüdő-fantom a [7] cikkben ismertetett Shepp-Logan fantomhoz hasonló módon különböző méretű és pozíciójú ellipszisekből áll, a 2. ábrán látható módon. A fantom a mellkas CT képek jellemzőinek figyelembe vételével készült, a szegmentálás részben leírtaknak megfelelően, létrehozásával a mellkas CT felvételek sematikus közelítését tűztem ki célul. A zaj hozzáadásával kapott rekonstrukciók és a CT képek összehasonlítása azt mutatja, hogy a tüdő-fantom tényleg jó közelítés.

A fantom 6 nagy méretű és 200 kis méretű ellipszisekből áll. A nagy méretű ellipszisek az izom-, zsír és csontszöveteket, valamint a tüdőt reprezentálják, pontos specifikációjuk a

dolgozat végén található. A tüdő üregében 100-100 kis méretű, véletlenszerűen elhelyezett ellipszis reprezentálja a tüdőszövetet. A kis méretű ellipszisek nagytengelyei 1 illetve 2 pixel méretének felelnek meg. A szimulációk során a körlapot és a fantomot egyaránt 512×512 méretűre készítettem el, a CT képek méretével összhangban.

3.1. A körlap és a tüdő-fantom Radon-transzformáltja

A körlap Radon-transzformáltja egyszerűen számítható analitikusan, a [8] jegyzetben leírtaknak megfelelően, a számítás kiterjeszhető tetszőleges pozíciójú, orientációjú és méretű ellipszis Radon-transzformáltjának meghatározásához.



3. ábra. A körlap és a tüdő-fantom Radon-transzformáltja

Az origó középpontú, R sugarú körlapot reprezentáló $f : \mathbb{R}^2 \mapsto \mathbb{R}$ függvény polárkoordináták segítségével felírva:

$$f(r, \varphi) = f(r \cos \varphi, r \sin \varphi) = \begin{cases} 1 & , r < R \\ 0 & , \text{különben} \end{cases} \quad (17)$$

A körlap Radon-transzformáltja ismert és könnyen számítható a következőképpen:

$$\mathcal{R}f(r, \varphi) = \begin{cases} 2\sqrt{R^2 - r^2} & , r < R \\ 0 & , \text{különben} \end{cases} \quad (18)$$

A körlap Radon-transzformáltjából kiindulva meghatározható tetszőleges origó középpontú, A és B tengelyű g ellipszis Radon-transzformáltja:

$$\mathcal{R}g(r, \varphi) = \begin{cases} \frac{2AB}{R^2(\varphi)}\sqrt{R^2(\varphi) - r^2} & , r < R(\varphi) \\ 0 & , \text{különben} \end{cases}, \quad (19)$$

ahol $R(\varphi) = \sqrt{A^2 \cos^2 \varphi + B^2 \sin^2 \varphi}$. Mivel a tüdő-fantom különböző méretű, eltolt és elforgatott ellipsziseket reprezentáló függvények összege, így Radon-transzformáltja meghatározható a Radon-transzformáció linearitásának, forgatás- és eltolásinvarianciájának felhasználásával. A transzformáció linearitása:

$$f = \sum_{i=1}^N \alpha_i f_i \implies \mathcal{R}f = \sum_{i=1}^N \alpha_i \mathcal{R}f_i \quad (20)$$

Egy f függvény φ_0 szöggel történő origó körüli elforgatása, polárkoordinátákkal felírva:

$$h(r, \varphi) = f(r, \varphi - \varphi_0) \implies \mathcal{R}h(r, \varphi) = \mathcal{R}f(r, \varphi - \varphi_0) \quad (21)$$

Egy f függvény $(x_0, y_0) \in (R)^2$ vektorral vett eltoltja:

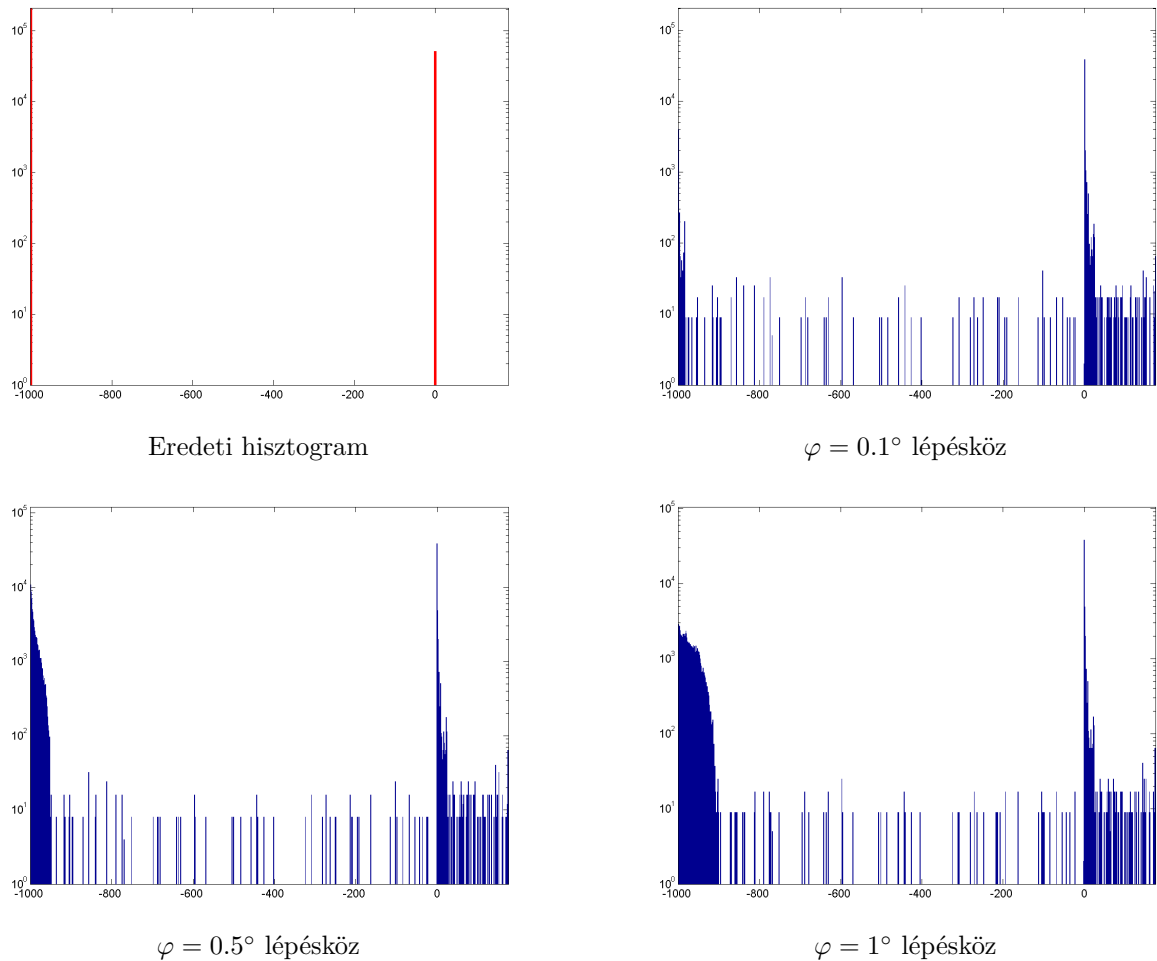
$$h(x, y) = f(x - x_0, y - y_0) \implies \mathcal{R}h(r, \varphi) = \mathcal{R}f(r - (x_0 \cos \varphi + y_0 \sin \varphi), \varphi) \quad (22)$$

A körlap és a tüdő-fantom Radon-transzformáltjának kiszámítását a HU értékek helyett a $\frac{\text{HU} + 1000}{1000} = \frac{\mu}{\mu_{H_2O}}$ értékeken végeztem, a mintavételezés az r paraméter szerint egy-ségnyi lépésközzel, a kívánt felbontástól függő tartományon, a φ paraméter szerint 0° és 180° közötti tartományon, a kívánt pontosságtól függő lépésközzel. A két modell rekonstrukciója ezen profilok és szűrt visszavetítés, az `iradon` MATLAB függvény segítségével történt. A 3. ábrán a körlap és a tüdő-fantom Radon-transzformáltjainak mintavételezése látható. A profilok függőleges tengelye felel meg az r paraméternek, a vízszintes tengely a φ paraméternek, 0.5° -os lépésközzel.

3.2. A kvantálási zaj elemzése

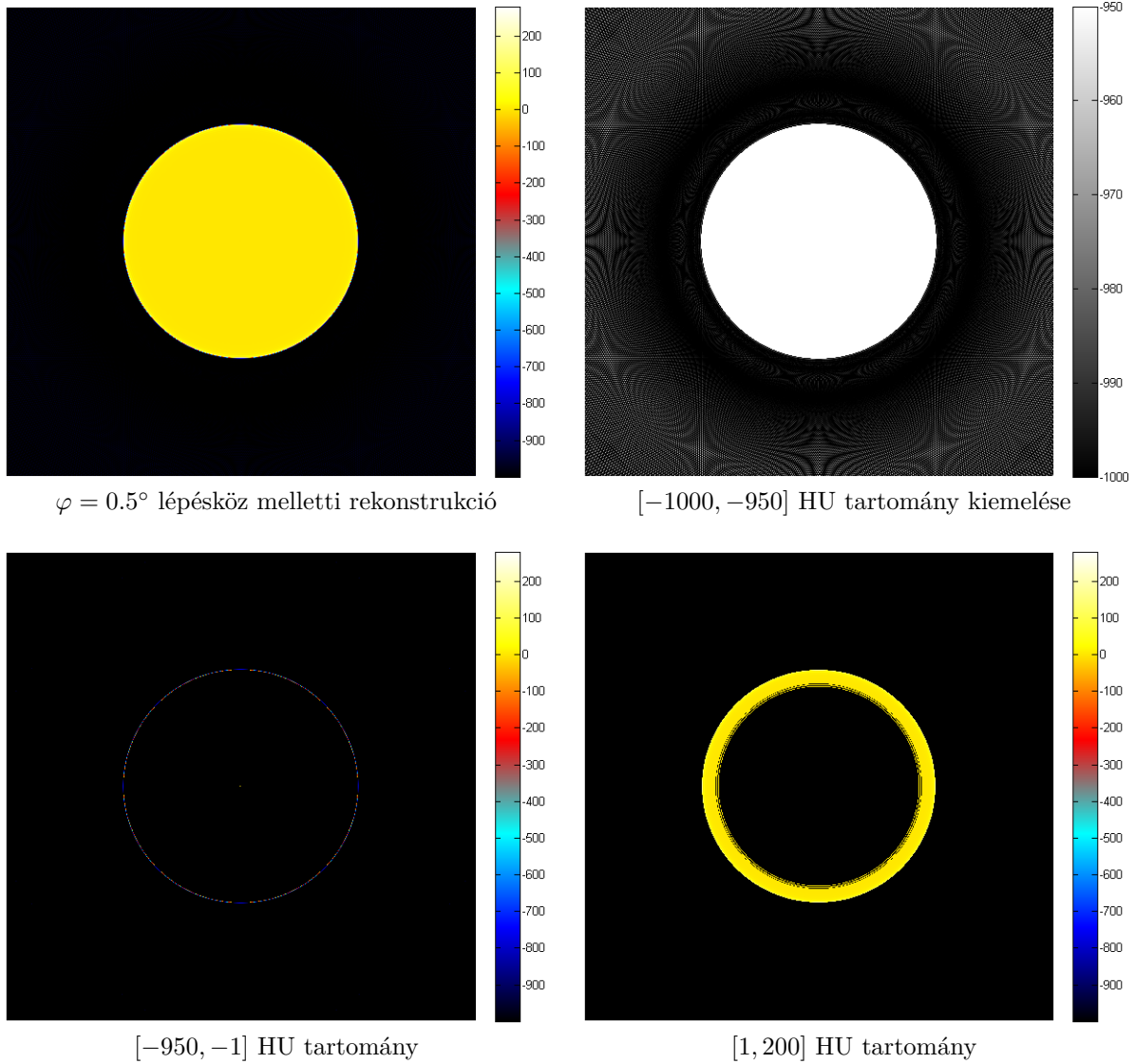
A rekonstruált kép vizsgálata lehetőséget nyújt a mintavételezés és a visszavetítés kvantálási zajának elemzéséhez. A vizsgálathoz annak egyszerűsége és előnyös tulajdonságai miatt a 2. ábrán látható körlapot használtam, a körlap belsejében 0 HU értékkel,

és -1000 HU intenzitású háttérrel. Az elemzés során csak a diszkrét eljárások hibáját tekintettem, további zaj hozzáadása nélkül.



4. ábra. Körlap rekonstrukció hisztogramok

A 4. ábrán a körlap eredeti hisztogramja és a rekonstruált körlapok hisztogramjai láthatók φ paraméter szerinti 0.1° , 0.5° és 1° lépésközzel, 512×512 felbontás mellett. A továbbiakban tekintsük a φ szerinti 0.5° lépésköz szerinti rekonstrukciót, amely az 5. ábrán is látható. A kép és a hisztogram elemzése alapján megállapítható, hogy a kvantálási zaj két hatást vált ki: egyrészt az eredetileg egyszínű -1000 intenzitású háttéren megjelenő, alacsony intenzitású zajt, másrészt a kör peremének elmosódását. A lépésköztől függő szórású, 0.5° lépésköz mellett -1000 és -950 közé eső háttérzaj kiemelve is látható az 5. ábrán. A háttérzaj jelentős a kvantumzaj és az elektromos zaj szintetizálásakor, felerősíti azok hatását. A perem elmosódása lényegileg a lépésköztől függetlennek tekinthető, hatása megfigyelhető a körlap peremén megjelenő színes pixelek formájában, de a tényleges CT



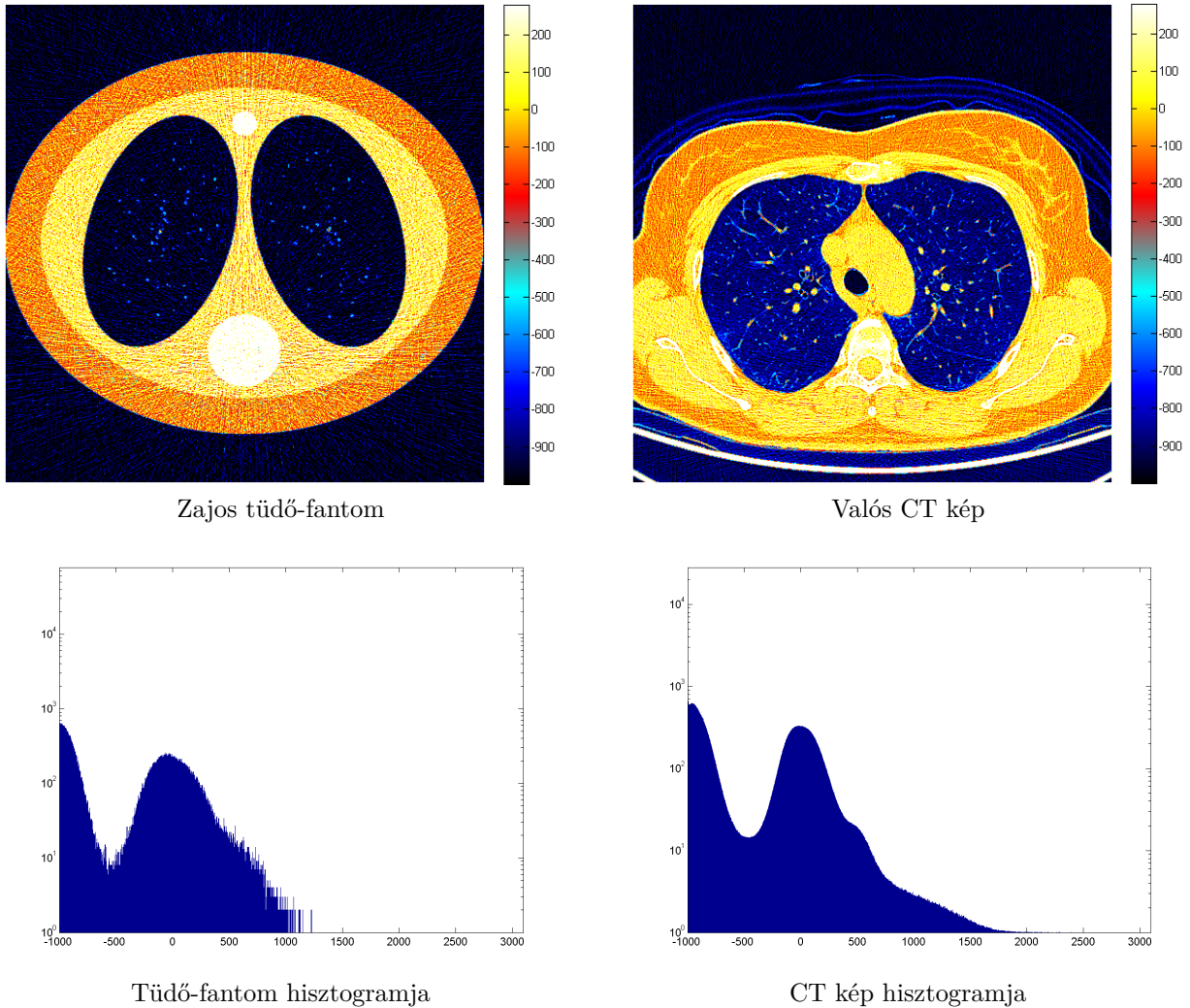
5. ábra. A körlap rekonstrukciója és a kvantálási zaj komponensei

képeken is, például az 1. ábrán, a test külső határán. A perem elmosódását okozó, 0-nál kisebb HU intenzitású pontok a perem külső határán, a 0-nál nagyobb intenzitásúak a perem belső határán jelennek meg. Az 5. ábrán külön megjelenítésre kerülnek a $[-950, -1]$ intenzitástartományú és a $[1, 200]$ intenzitástartományú pontok, melyek a perem külső és belső elmosódásáért felelnek.

3.3. Kvantumzaj és elektromos zaj szimulálása

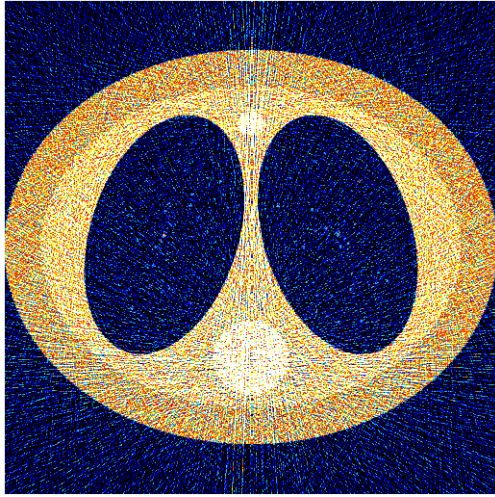
A szimuláció során a tüdő-fantom Radon-traszformáltjából előállítottam a röntgensugarak intenzitásának arányát, mintha a folyamat a CT felvétel részét képezné. A korábbiakban ismertetett zajmodell segítségével különböző \tilde{a} illetve \tilde{b} paraméterű kvantum- és

elektromos zajt generáltam, a képrögzítés során megjelenő zajt szimulálva. A zajjal módosított intenzitás arányból visszaállítható a zajos Radon-transzformált, ebből pedig visszavetítés segítségével a szintetizált zajos kép. A szimuláció implicit módon tartalmazza a kvantálási zaj modellezését is, a visszavetítés diszkretizációján keresztül.

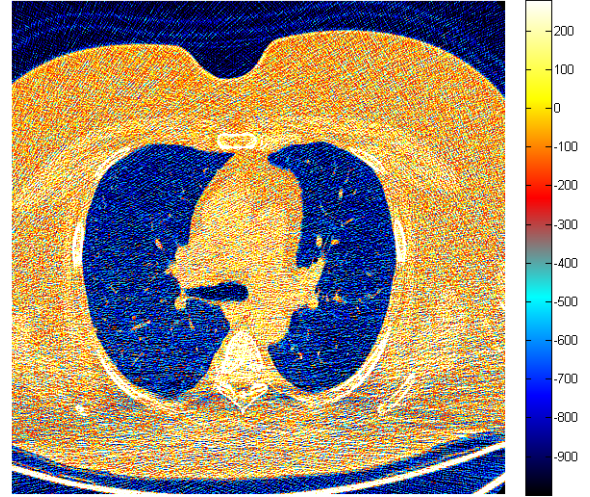


6. ábra. Szintetizált tüdő-fantom kép I. ($\tilde{a} = 10^{-4}$, $\tilde{b} = 2 \cdot 10^{-7}$)

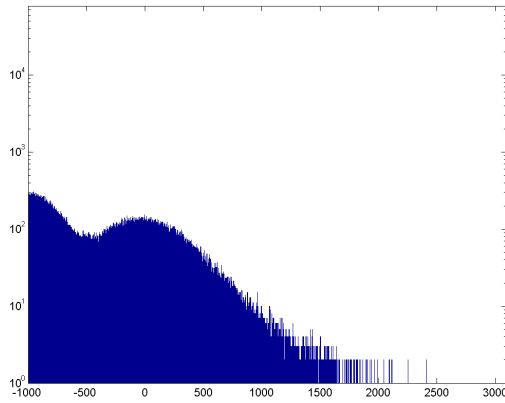
A tüdő-fantom Radon-transzformáltja a $\frac{\mu}{\mu_{H_2O}}$ értékeken került kiszámításra. A szimuláció során a röntgenfotonokat a vizsgált CT képekhez hasonlóan 130 KeV energiájúnak tekintettem, és a $\mu_{H_2O} \approx 0.16 \text{ cm}^{-1}$ közelítő értékkel számoltam a [3] táblázat alapján. Az 512×512 felbontású rekonstruált képen egy pixel mérete 0.06484 cm, szintén a vizsgált CT képekkel összhangban. A tüdő-fantom L egyenes mentén vett Radon-transzformáltját $P(L)$ -lel, röntgensugarak be- és kilépő intenzitását I_0 -lal és I -vel jelölve, a zajmodellt a



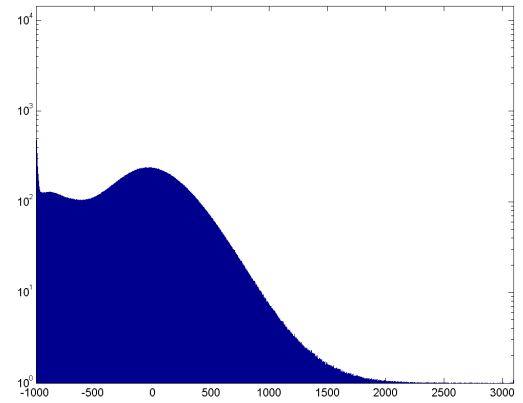
Zajos tüdő-fantom



Valós CT kép



Tüdő-fantom hisztogramja



CT kép hisztogramja

7. ábra. Szintetizált tüdő-fantom kép II. ($\tilde{a} = 5 \cdot 10^{-4}$, $\tilde{b} = 10^{-6}$)

szimuláció során a következő intenzitás arányra alkalmaztam:

$$\frac{I}{I_0} = \exp(-0.16 \cdot 0.06484 \cdot P(L)) \quad (23)$$

A zaj miatt torzult intenzitást J -vel jelölve, a $\frac{J}{I_0}$ intenzitás arányból visszakapható a torzult $Q(L)$ Radon-traszformált:

$$Q(L) = -\ln\left(\frac{J}{I_0}\right) \quad (24)$$

A 6. és 7. ábrán a tüdő-fantom két zajos rekonstrukciója, azok hisztogramjai láthatók, valamint összehasonlításként két hasonló minőségű CT kép. Az első szintetizált kép esetén a zaj paraméterei $\tilde{a} = 10^{-4}$ és $\tilde{b} = 2 \cdot 10^{-7}$, a második esetén $\tilde{a} = 5 \cdot 10^{-4}$ és $\tilde{b} = 10^{-6}$. A szintetizált felvételek vizuálisan is korrelálnak a tényleges CT képekkel és hisztogramjaik

is a CT képek hisztogramjához hasonló karakterisztikájúak. Mindezek figyelembe vételével a tüdő-fantom valóban a mellkas CT képek sematikus közelítésének tekinthető, az alkalmazott zajmodell segítségével pedig különböző minőségű sematikus CT kép szintetizálható a tüdő-fantom alapján, amely képek alkalmasak a következőkben ismertetett szegmentálás és képminőség mérés hatékonyságának elemzéséhez.

4. Minőségmérés

A képminőség mérése kiemelt szerepet tölt be a digitális kép- és videófeldolgozásban. Az objektív képminőség mérés jelentős szakirodalommal rendelkező, ma is aktívan kutatott tudományterület. Célkitűzése olyan automatikus mérési módszerek kialakítása, amelyek a vizuális tartalom minőségét az emberi érzékelésnek megfelelő módon határozzák meg. A mérési módszerek a képminőséget mérő *metrikák*, amelyek egy objektív pontszámot rendelnek a vizsgált képhez, ezzel jellemezve annak minőségét. A metrikák többféle megközelítésen alapulhatnak a vizsgálandó képektől függően. Az emberi látórendszer modellezése mellett a gyakorlatban a kép adott minőségbeli jellemzőinek elemzése, gyakori torzulások – zaj, elmosódás, intenzitásváltozás, stb. – vizsgálata is széleskörben elterjedt. A metrikák alkalmazhatósága és megbízhatósága sokszor erősen korlátos: sok, a gyakorlatban elterjedt metrika működéséhez referenciakép – a vizsgált kép eredeti, jó minőségű, torzításoktól mentes változata – szükséges, sok metrika a képeknek csak egy szűk körére alkalmazható – például a természetes képek elemzésén alapuló metrikák –, vagy csak bizonyos torzulás típusok megléte esetén működik megbízhatóan.

A CT képek minőségének objektív mérése több szempontból is hasznos. A becsült minőségből következtetni lehet a felvétel orvosi diagnosztikai felhasználhatóságára, optimalizálhatók a rögzítőeszköz beállításai, illetve a későbbi számítógépes feldolgozás alapjául szolgálhat.

4.1. A gyakorlatban elterjedt metrikák

Munkám során a képminőség mérésének [4] összefoglalója, és a hagyományos képek képminőségének analízise során szerzett korábbi tapasztalataim alapján megvizsgáltam a gyakorlatban elterjedt metrikák és a CT képek viszonyát. A vizsgálatból levonható a következtetés, miszerint a gyakorlatban elterjedt metrikák csak korlátozottan alkalmazhatók CT képek esetén.

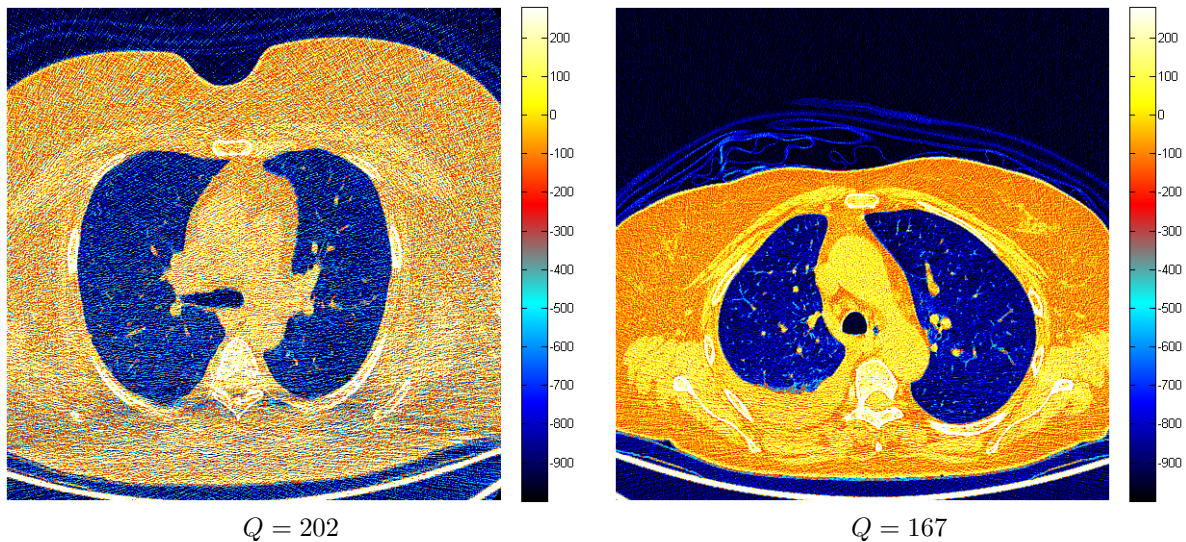
CT képek esetén általában nem áll rendelkezésre egy jó minőségű felvétel is, aminek segítségével a rosszabb minősége becsülhető, így a gyakorlatban elterjedtebb referenciaképet használó (FR – *full-reference* és RR – *reduced-reference*) metrikák – mint például a hiba mérésén alapuló MSE (*mean-squared error*), SNR (*signal-to-noise ratio*) és PSNR (*peak SNR*), a strukturális hasonlóságon alapuló SSIM (*structural similarity*) [9], vagy a

természetes képek elemzésén alapuló VIF (*visual information fidelity*) [6] – nem alkalmazhatók közvetlenül. Ugyanakkor van példa az SSIM és az RMSE (*root-mean-squared error*) használatára alacsony dózisu felvételek iteratív rekonstrukciós eljárásainak vizsgálatához az [5] cikkben írtak szerint, melynek során az alacsony dózisu felvétel egy magas dózisu – a későbbiekben referenciaként használható – felvételből kerül előállításra.

A referenciakép nélküli (NR – *no-reference*) metrikák jelentős részét kitevő, a természetes képek elemzésén alapuló módszerek (NSS – *natural scene statistics*) szintén nem alkalmazhatóak, mivel ezen módszerek a látható környezetünk látható fénytartományban rögzített felvételeit vizsgálják. Ígéretesek azonban a torzítás elemzésén alapuló módszerek, mivel a CT képek minőségbeli romlásának okai jól körülhatárolhatóak és modellezhetőek, ahogy az a CT képkötés fejezetben olvasható.

\bar{a}	0	0.00005	0.0001	0.00015	0.0002	0.00025	0.0003	0.00035	0.0004	0.00045	0.0005
Q	154.19	116.12	106.67	102.35	97.849	95.965	97.125	96.615	93.065	91.426	92.696

1. táblázat. A Q metrika értékei a tüdő-fantom vizsgálatokor $\tilde{b} = 10^{-7}$ mellett



8. ábra. A Q metrika összemérhetetlensége valós CT képek esetén

Munkám során megvizsgáltam egy élességet mérő NR metrika, a Q metrika [11] működését szintetizált tüdő-fantom és CT képeken is. A vizsgálat alapján a Q metrika tűrhetően jellemezte a kép minőségét a tüdő-fantom segítségével folytatott tesztek alatt, a zaj mértékének növelésével és így a képminőség romlásával a Q metrika értéke is csökken

a zajmentes tüdő-fantom értékéhez képest. Az 1. táblázatban a Q metrika néhány értéke látható $\tilde{b} = 10^{-7}$ zaj paraméter mellett, az \tilde{a} paraméter függvényében. A CT képek elemzése viszont azt mutatja, hogy a Q metrika értéke nem korrelál a vizuálisan érzékelhető minőséggel. A 8. ábrán ennek szemléltetése látható két CT kép esetén: az első, rosszabb minőségű képhez rendelt Q metrika érték 202, a második, jobb minőségűhöz rendelt pedig 167. A tapasztalat összecseng az NR metrikák általános hiányosságával: a Q metrika csak relatív értelemben méri a minőséget, egy kép több különböző minőségű változata között különbséget tud tenni, de két különböző képhez rendelt értéke nem feltétlenül összemérhető.

4.2. Intenzitás alapú szegmentálás

Munkám központi részét a CT képek intenzitás szerinti szegmentálása és az ezen alapuló objektív képminőség mérés teszi ki, amely a vizsgált alacsony dózisu CT felvételek esetén jól jellemzi a képminőséget.

Észrevehető, hogy mindegyik vizsgált CT felvétel hisztogramja azonos karakterisztikájú: a hisztogramban a kiugró -1000 körüli HU értékek után -500 -nál lokális minimum, 0 -nál lokális maximum, és a képminőségtől függően 500 -nál is lokális maximum van, valamint a hisztogram lefutása is hasonló minden esetben. Két felvétel hisztogramja látható a 6. és 7. ábrán, a 7. ábrán látható CT felvétel hisztogramja kirívónak, a 6. ábrán látható átlagosnak mondható. A hisztogramok hasonló lefutása az ember mellkasi részét alkotó szövetek fizikai tulajdonságaiból fakad. A CT felvételeken látható képletek legnagyobb része szövettípusa alapján tüdőszövet, zsírszövet, izomszövet vagy belsőszerv, illetve csontszövet, mennyiségi eloszlásuk hasonló az egyes emberek esetén, és jellemző HU intenzitásuk alapján ideális esetben elkülöníthetők egymástól. A szegmentálás alapötletét ez az elméleti elkülöníthetőség adja: osszuk szét a CT kép pixeleit anyag szerinti klaszterekbe, és a pixel intenzitását cseréljük a klaszter prototípusára. Az alkalmazott klasztereket és az azokat reprezentáló HU prototípusokat a 2. táblázat tartalmazza.

Bár a kategóriák elméletben elkülöníthetők, a gyakorlatban a felvételre rakódó zaj miatt az intenzitásértékek szórása megnő, az egyes kategóriák átlapolódnak egymással, ez kizárja az egyszerű küszöbölésen alapuló szegmentálást. A szórás megnövekedése mellett figyelembe kell venni az egyes szövettípusok területi eloszlását is: a zsír- és izomszövet nagyobb, összefüggő homogén területeket alkot, a tüdőszövet ezzel ellentétben kis méretű

Anyag	HU prototípus
Levegő	-1000
Tüdőszövet	-600
Zsírszövet	-100
Izomszövet és belsőszerv	100
Csontszövet	500

2. táblázat. Intenzitás szerinti szegmentálás klaszterei

csomók vagy vékony vonalak formájában jelenik meg az egyes szeleteken. A diagnosztikai célokat jellemzően a tüdő vizsgálata szolgálja, így a szegmentálás során nem megengedhető nagymértékű veszteség a tüdőszövet részletességéből. Az alkalmazott szegmentáló algoritmusnak figyelembe kell vennie mindezen tulajdonságokat.

4.2.1. Módosított SKFCM algoritmus

Munkám során a [10] cikkben leírt, az orvosi képfeldolgozás során gyakran alkalmazott SKFCM (*spatially constrained kernelized fuzzy C-mean*) algoritmust módosítottam a mellkas felvételek szegmentálására. A célkitűzésem a fentiekben ismertetett, a szegmentáló algoritmussal szemben támasztott elvárások megvalósítása volt. Az algoritmus módosítása az iteráció során alkalmazott térbeli együththató klasztertől függő megváltoztatását és az algoritmus paramétereinek adaptálását foglalja magába. A szegmentálás előtt egy előfeldolgozást végeztem a képeken: a zajszintjük durva becslését, a háttérük eltávolítását, és gammakorrekción.

Legyen $x = (x_k)_{k=1}^N$ a szegmentálandó pixelhalmaz, $v = (v_i)_{i=1}^C$ a klaszterek prototípusai, $U \in [0, 1]^{C \times N}$ a particionáló mátrix, melynek elemeire:

$$\forall k : \sum_{i=1}^C u_{ik} = 1, \quad \forall i : 0 < \sum_{k=1}^N u_{ik} < N \quad (25)$$

A particionáló mátrix u_{ik} eleme az x_k pixel i . klaszterhez tartozásának a valószínűségét reprezentálja. A mátrix ismeretében az x_k elem az i . klaszterbe sorolandó, ha $u_{ik} = \max \{u_{jk} | j = 1, \dots, C\}$. A mátrix és a klaszterek prototípusai egy adott $J_m = J_m(x, v, U)$ kifejezés minimalizálásából adódnak. A klasszikus FCM (*fuzzy C-means*) esetén:

$$J_m = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2, \quad (26)$$

ahol m az algoritmust jellemző pozitív kitevő. A KFCM (*kernelized fuzzy C-means*) egy σ szórású K radiális Gauss bázisfüggvényt használ:

$$K(x, y) = \exp\left(\frac{-\|x - y\|}{\sigma^2}\right) \quad (27)$$

$$J_m = 2 \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{ik}^m (1 - K(x_k, v_i)) \quad (28)$$

Az SKFCM a KFCM továbbfejlesztése zajos képek szegmentálására. A minimalizálandó J_m kifejezés egy térbeli együtthatóval módosul, a vizsgált elem környezetének eltérését számolva, az algoritmus ezáltal homogén területek létrejöttét segíti elő:

$$J_m = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \left(1 - K(x_k, v_i) + \frac{\alpha}{|N_k|} \sum_{r \in N_k} (1 - u_{ir})^m\right), \quad (29)$$

ahol N_k az x_k elem egy x_k -t nem tartalmazó környezete, $0 < \alpha < 1$ a módosítás hatásának erősségét szabályozza. A megvalósításomban a térbeli együtthatóban alkalmazott ablak mérete i -től függ: N_{ik} , rajta az összegzés w_{ik} súlyokkal történik, ahol $\forall i : \sum_{r \in N_{ik}} w_{ir} = 1$, és $x_k \notin N_{ik}$. A J_m kifejezés a következőképpen módosul ennek hatására:

$$J_m = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \left(1 - K(x_k, v_i) + \alpha \sum_{r \in N_{ik}} w_{ir} (1 - u_{ir})^m\right), \quad (30)$$

A w súlyokat például egy Gauss-szűrő segítségével megválasztva csökkenthető az eljárás során megjelenő blokkosodás, a különböző méretű ablakok használata pedig lehetővé teszi, hogy egyes klaszterekben nagyobb, másokban kisebb mértékű homogenitást követeljünk meg. Ezáltal teljesíthetővé válik az a követelmény, mely szerint a tüdőszövet részletességét meg kell őrizni a szegmentálás során.

A J_m kifejezés minimalizálása iteráció segítségével történik, mely során az U és v értékek minden lépésben frissítésre kerülnek. Mivel most v ismert és rögzített, ezért az iteráció során csak az U frissítése szükséges:

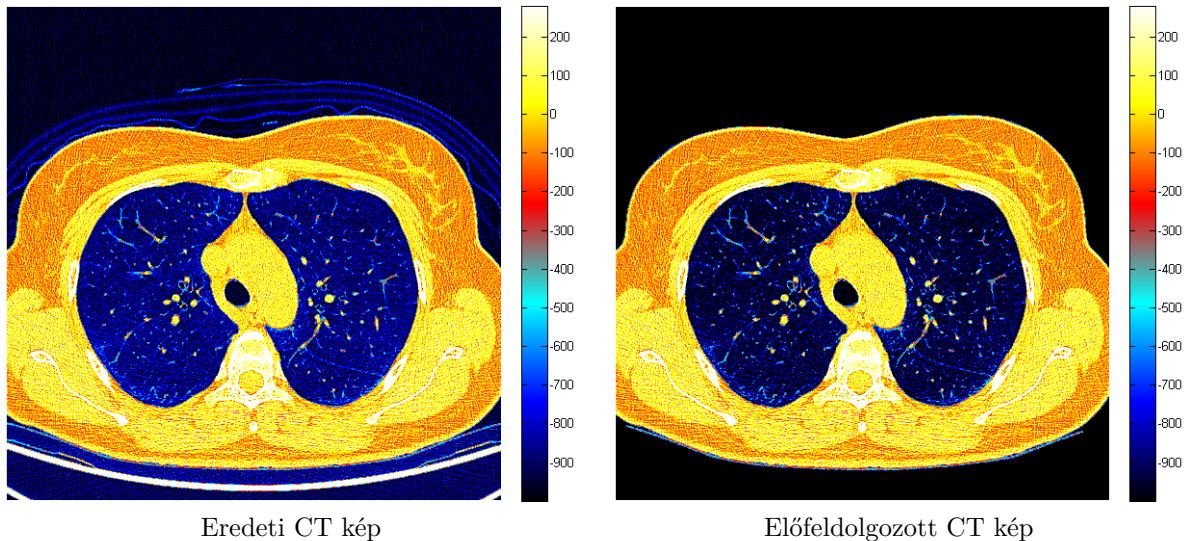
$$u_{ik}^{(t+1)} = \frac{\left(1 - K(x_k, v_i) + \alpha \sum_{r \in N_{ik}} w_{ir} (1 - u_{ir}^{(t)})^m\right)^{-1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^C \left(1 - K(x_k, v_j) + \alpha \sum_{r \in N_{jk}} w_{jr} (1 - u_{jr}^{(t)})^m\right)^{-1/(m-1)}} \quad (31)$$

Inicializálása az iteráció előtt pedig a következőképpen történhet:

$$u_{ik}^{(0)} = \frac{(1 - K(x_k, v_i))^{-1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^C (1 - K(x_k, v_j))^{-1/(m-1)}} \quad (32)$$

Az iteráció vagy egy előre rögzített t_{max} lépés után áll meg, vagy ha az U már nem változik elég nagy mértékben, ha az $E^{(t)} = \|U^{(t)} - U^{(t-1)}\|_{\infty}$ hibára $E^{(t)} < \varepsilon$ vagy $E^{(t)} > \beta E^{(t-1)}$, rögzített β esetén.

A szegmentálás elé beiktattam egy előfeldolgozási fázist, melynek során a CT kép háttére, a testen kívüli része szűrésre kerül. A háttér leválasztása Gauss- és mediánszűrő, küszöbölés és régiókitöltés segítségével történik. A küszöbölés során a szűrt kép -700 HU alatti értékei kerülnek eldobásra. A háttér leválasztása után a tüdőben megmaradt -700 HU alatti x intenzitásértékek gammakorrekción esnek át a $\frac{(x + 1000)^2}{-700 + 1000} - 1000$ kifejezés segítségével. A -700 HU alatti értékek korrekciója több CT kép esetén jelentősen megnövelte a szegmentálás hatékonyságát. A 9. ábrán az előfeldolgozás hatása látható egy CT kép esetén.



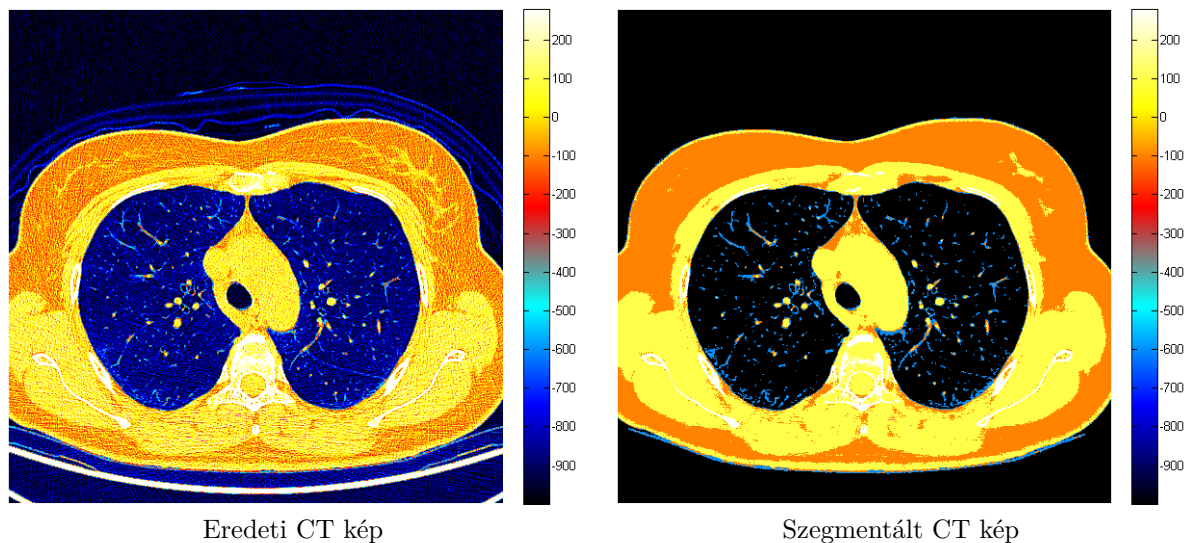
9. ábra. Az előfeldolgozás hatása

Az algoritmus paramétereit a CT képekkel történő tesztelés során optimalizáltam. Az $m = 2$ kitevőt az eredeti algoritmussal megegyezően választottam. Az α paraméter értékét csökkentettem 0.3-ra, ezáltal a térbeli együttható hatása kevésbé domináns. A tesztek azt mutatják, hogy az algoritmus már néhány iteráció után eléri a kívánt hatást, további futtatása rontja a szegmentálás minőségét, ezért megvalósításomban legfeljebb $t_{max} = 10$ iteráció futhat, illetve $\beta = 0.75$, vagyis ha az U mátrix már nem változik elég nagy mértékben, akkor az iteráció befejezi futását. Az ablakokat a levegő és a tüdő klasztere esetén az N ablak 3×3 méretű, 0.5 szórású, a többi klaszter esetén 9×9 méretű, 1.5 szórású

Gauss-szűrőből származónak választottam, a középpont elhagyásával és normalizálással, a tüdő részletességének megőrzése érdekében. A tesztelés alapján a szegmentálás akkor hatékony, ha a K Gauss-kernel σ szórása arányos a kép zajszintjével, zajosabb felvétel esetén az algoritmus magasabb σ mellett működött hatékonyan. A képzaj durva becsléséhez a wavelet-transzformált megfelelő együtthatójának szórását tekintetem, a [2] cikkben leírtakhoz hasonlóan. A teljes algoritmus a következőképpen foglalható össze:

- A Gauss-kernel σ szórásának becslése wavelet-transzformált segítségével.
- Előfeldolgozás, a háttér szűrése és gammakorrekció.
- U inicializálása.
- Iteráció a kilépési feltétel teljesüléséig, U frissítése.
- Az x_k pixelek klasztereinek meghatározása U alapján.
- Eredmény: a pixelekhez az adott klaszter prototípusát rendelő kép.

A 10. ábrán a szegmentálás eredménye látható egy CT kép esetén.



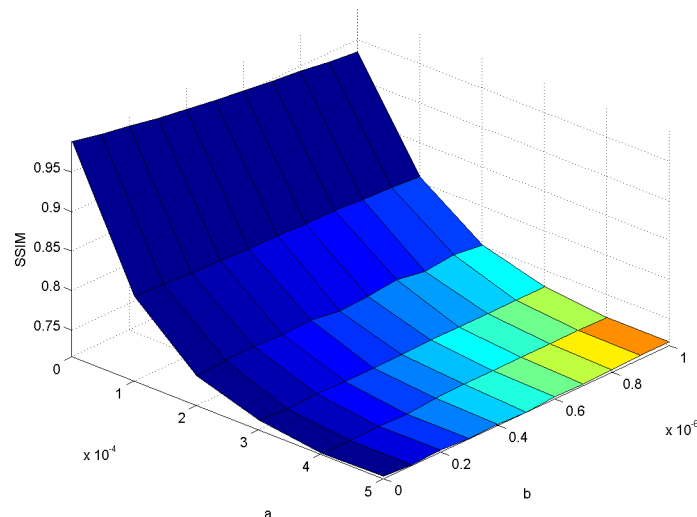
10. ábra. Intenzitás szerinti szegmentálás (SSIM: 0.802)

4.2.2. A képminőség mérése

Az általam javasolt képminőség mérő metrika a szegmentált képet, mint referenciaképet és az előfeldolgozott képet hasonlítja össze az SSIM metrika segítségével. A vizsgálatok és a következő részben bemutatott tesztek azt mutatják, hogy megfelelő szegmentálás mellett ez a módszer jól közelíti a vizsgált alacsony dózisu mellkas CT képek minőségét.

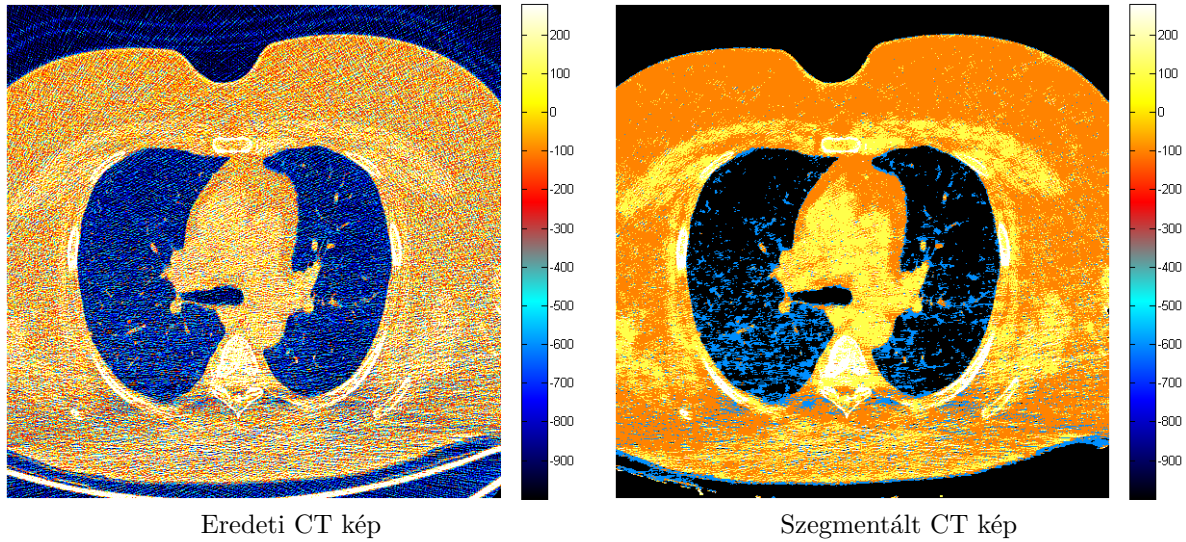
4.3. Tesztek

A tüdő-fantom ellipsziseinek és intenzitásainak meghatározása a CT képek fejezet elején leírt tulajdonságait követik, a nagy ellipszisek a relatíve homogén területeket, a kis ellipszisek pedig a tüdőszövetet kívánják szimulálni. A 6. és 7. ábrákon láthatóan a tüdő-fantom torzítása során a CT képekhez hasonló hisztogram karakterisztikájú kép adódik eredményül. Mindezek alapján a tüdő-fantom a CT képek egy sematikus közelítésének tekinthető, változtatható mértékű szintetizált zajjal. A tüdő-fantom segítségével végzett tesztek azt mutatják, hogy a szegmentálás jól megőrzi a kép kívánt tulajdonságait, a szegmentáláson alapuló képminőség mérés pedig a kívánt módon viselkedik a hozzáadott zaj függvényében, a 11. ábrán látható módon, ahol a mért SSIM metrika értéke látható a zaj \tilde{a} és \tilde{b} paramétereinek függvényében.



11. ábra. A tüdő-fantom mért képminősége \tilde{a} és \tilde{b} függvényében

A valós CT képek vizsgálata azt mutatja, hogy a szegmentálás eredménye néhány szélsőséges eset kivételével vizuálisan jól megőrzi az adott CT kép szerkezetét, és az SSIM metrika segítségével mért érték is korrelál a vizuálisan érzékelhető minőséggel. Szélsőségesnek tekinthető a 12. ábrán is látható CT kép, amely kirívóan magas zajt tartalmaz a többi felvételhez képest. Ezen a felvételen a szegmentálás eredménye is zajjal terhelt, de a képminőség mérés eredménye megbízhatóan alacsony értéket rendel hozzá. A vizsgált CT képek, a rajtuk végzett szegmentálás eredménye és a hozzájuk rendelt képminőség megtalálható a függelékben.



12. ábra. Rossz minőségű intenzitás szerinti szegegmentálás (SSIM: 0.617)

5. Összefoglalás, további tervek

Munkám eredménye a CT képkalkotás zaj analízisén, szintetizált tüdő-fantom képek és valós mellkas CT felvételek elemzésén keresztül egy CT képeket szegegmentáló algoritmus alkalmazása, melynek segítségével objektíven mérhető a CT felvételek minősége.

További terveim között szerepel az algoritmus tesztelése nagyobb adatbázisok, többféle módszerrel rögzített CT felvételek esetén, a szegegmentálási algoritmus javítása, nagyobb pontosság és részletesség elérése, valamint az algoritmus gyakorlati alkalmazása, az orvos-szakértőkkel történő együttműködés keretében.

Irodalomjegyzék

- [1] S.R. Deans: The Radon transform and some of its application, New York: John Wiley & Sons, 1983. ISBN 0-471-89804X
- [2] A. Foi, M. Trimeche, V. Katkovnik, K. Egiazarian: Practical Poissonian-Gaussian noise modeling and fitting for single-image raw-data, IEEE Transactions on Image Processing, 2008
- [3] J.H. Hubbel, S.M. Seltzer: Tables of X-Ray Mass Attenuation Coefficients and Mass Energy-Absorption Coefficients, NIST, 2004. <http://www.nist.gov/pml/data/xraycoef/>
- [4] W. Lin., C.-C.J. Kuo: Perceptual visual quality metrics: A survey, J. Vis. Commun. Image R., 2011
- [5] L. Pfister, Y. Bresler: Tomographic reconstruction with adaptive sparsifying transforms, IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014
- [6] H.R. Sheikh, A.C. Bovik: Image Information and visual quality, IEEE Transactions on Image Processing, 2006
- [7] L.A. Shepp, B.F. Logan: The Fourier reconstruction of a head section, IEEE Transactions on Nuclear Science, 1974
- [8] Schipp Ferenc: Radon transzformáció, Egyetemi Jegyzet, Eötvös Loránd Tudományegyetem, 2004
- [9] Z. Wang, A.C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli: Image quality assessment: From error visibility to structural similarity, IEEE Transactions on Image Processing, 2004
- [10] D.-Q. Zhang, S.-C. Chen: A novel kernelized fuzzy C-means algorithm with application in medical image segmentation, Artificial Intelligence in Medicine, 2004
- [11] X. Zhu, P. Lianfar: Automatic parameter selection for denoising algorithms using a no-reference measure of image content, IEEE Transactions on Image Processing, 2011

Függelék

A vizsgált fantom

Árnyalat	Tengelyek		Középpont		Elforgatás
-100	1	0.8	0	0	0°
200	0.85	0.65	0	0	0°
-1100	0.3	0.5	-0.35	0.05	-18°
-1100	0.3	0.5	0.4	0	18°
400	0.2	0.2	0	-0.45	0°
400	0.1	0.1	0	0.5	0°
...					

3. táblázat. A fantom specifikációja

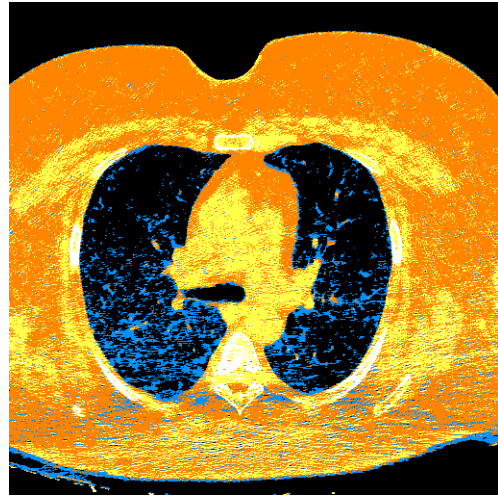
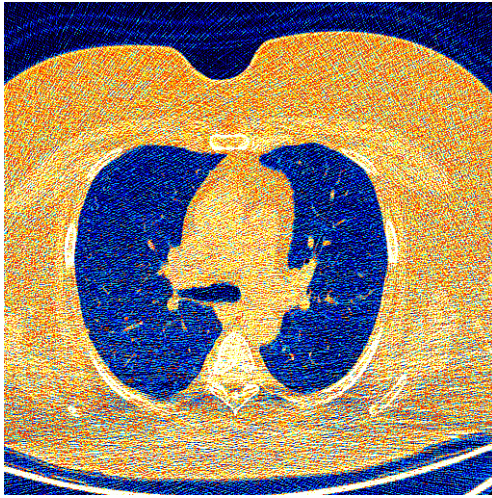
A CT képek szegmentálása és minősége

SSIM

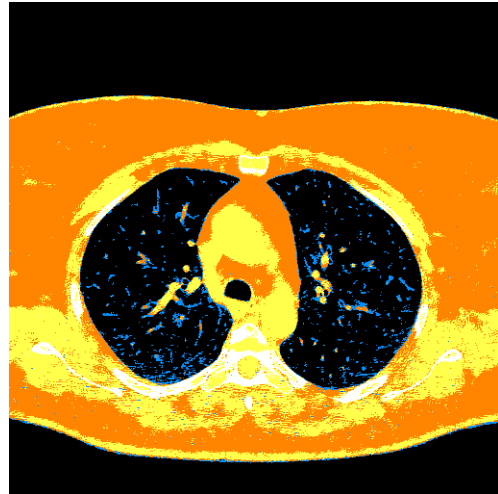
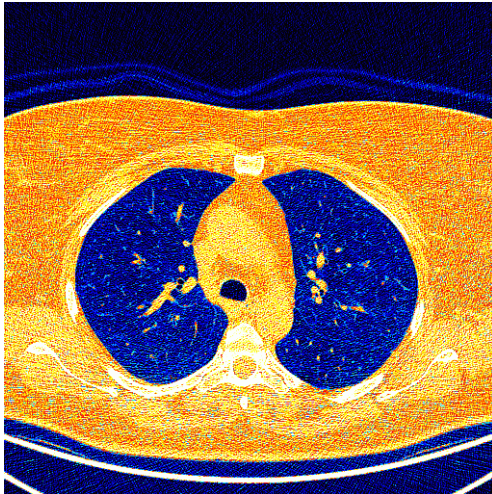
Eredeti CT kép

Szegmentált CT kép

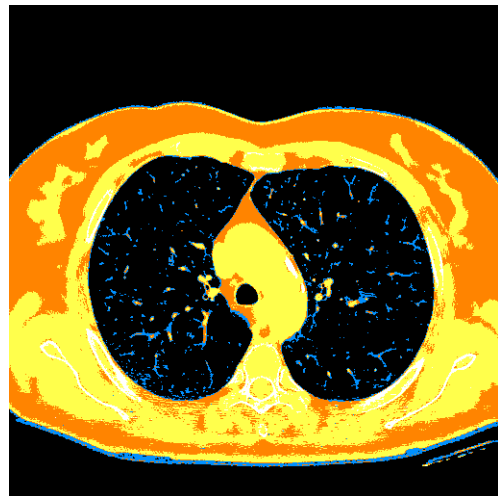
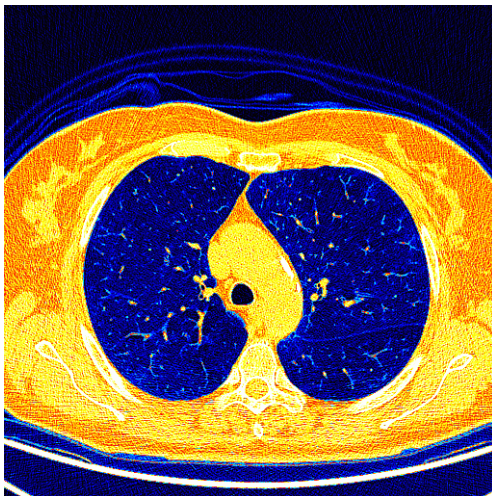
0.61676



0.68027



0.77249

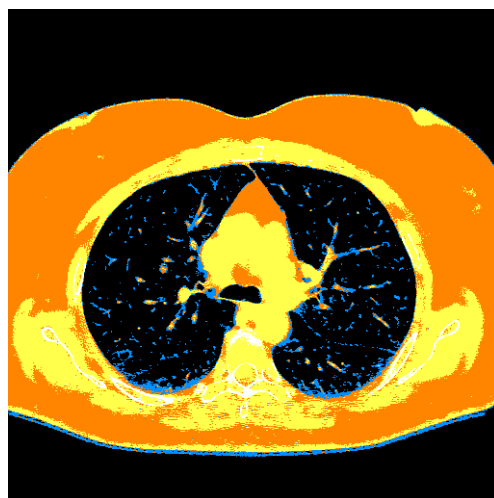
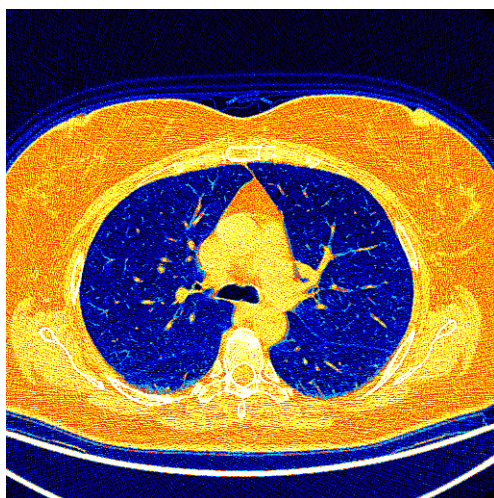


SSIM

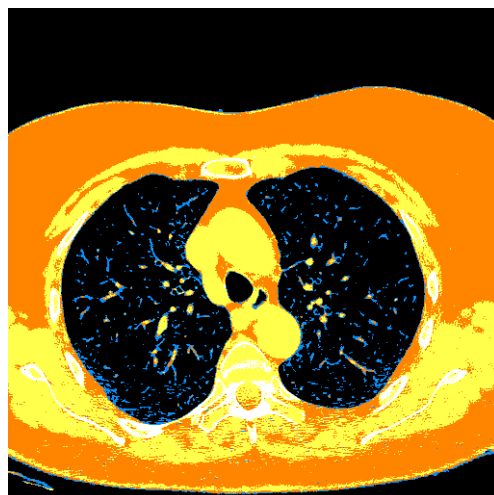
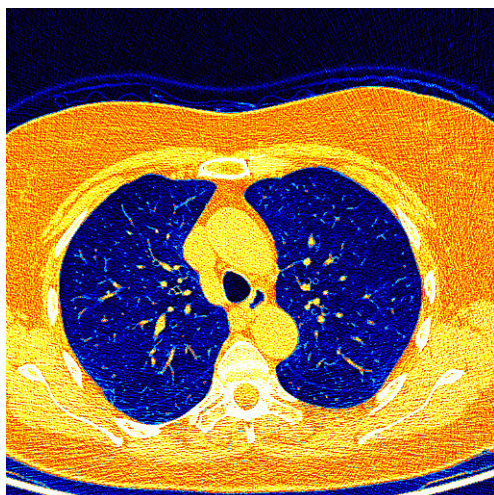
Eredeti CT kép

Szegmentált CT kép

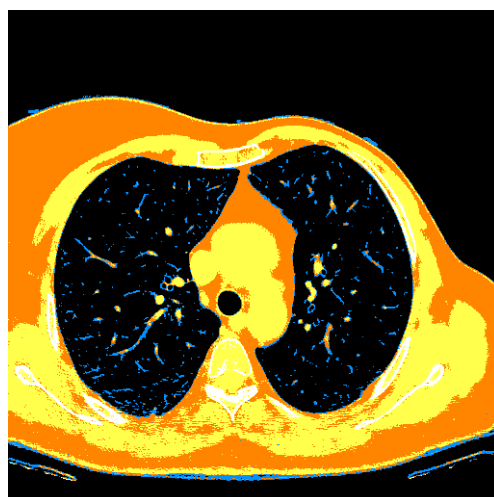
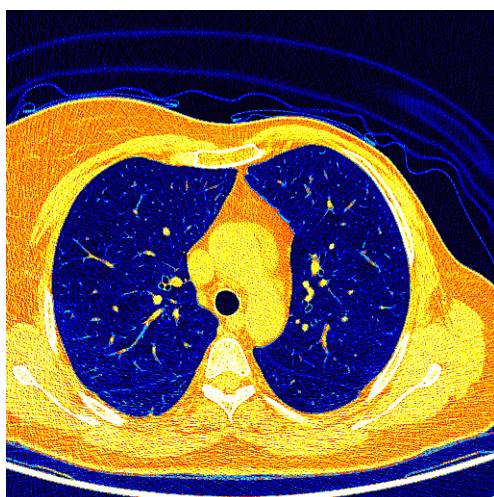
0.74211



0.75196



0.77701

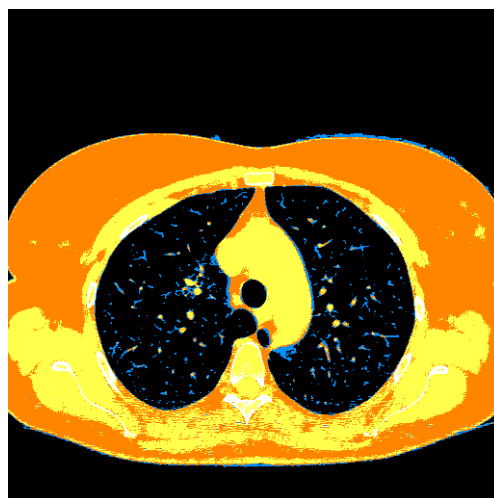
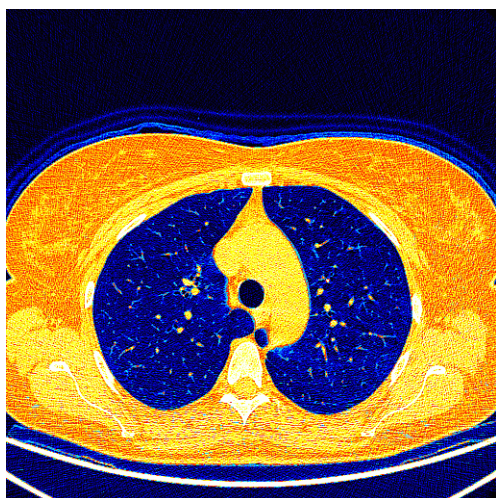


SSIM

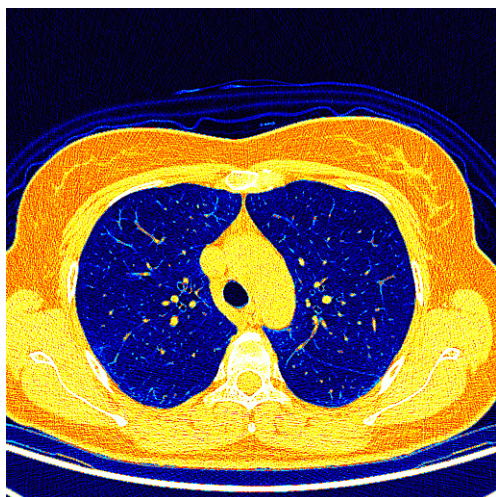
Eredeti CT kép

Szegmentált CT kép

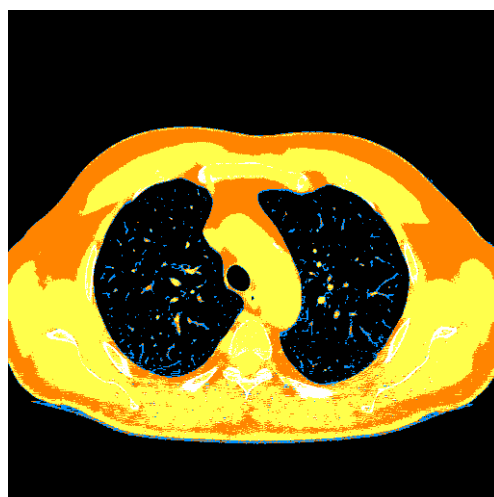
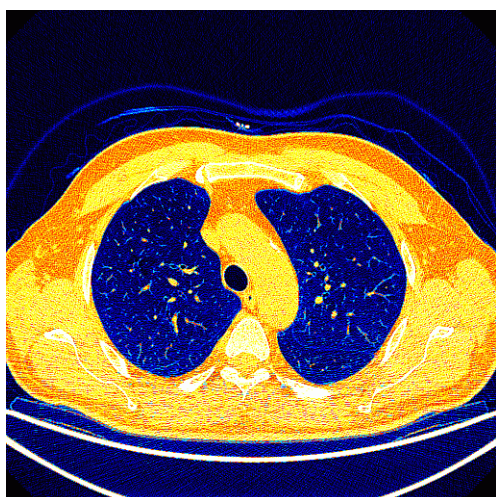
0.78153



0.80194



0.80937

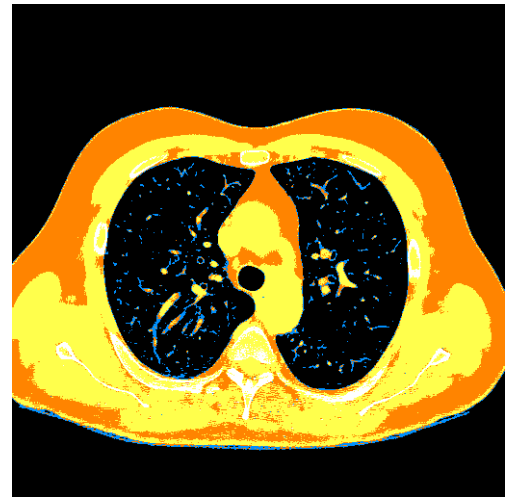
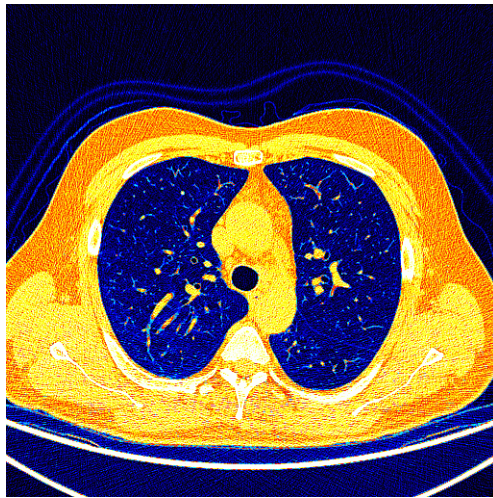


SSIM

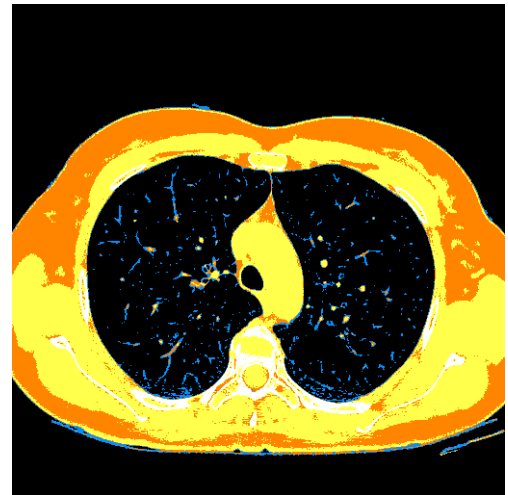
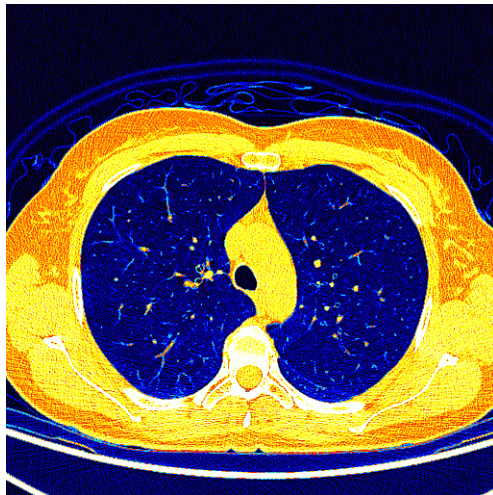
Eredeti CT kép

Szegmentált CT kép

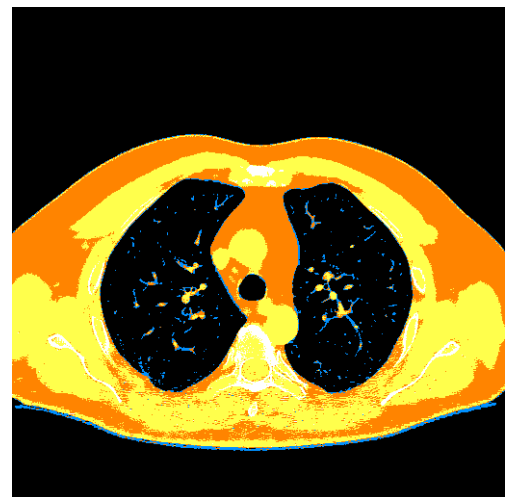
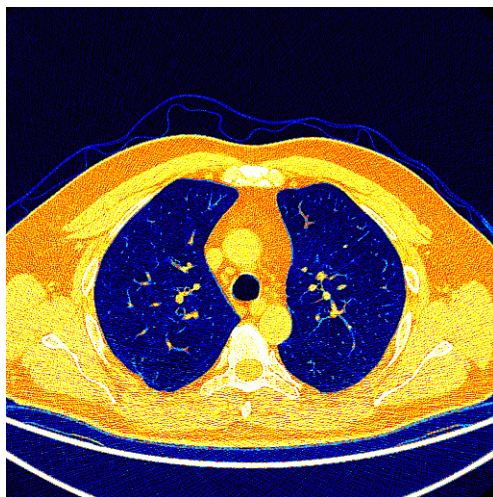
0.80992



0.8167



0.82479

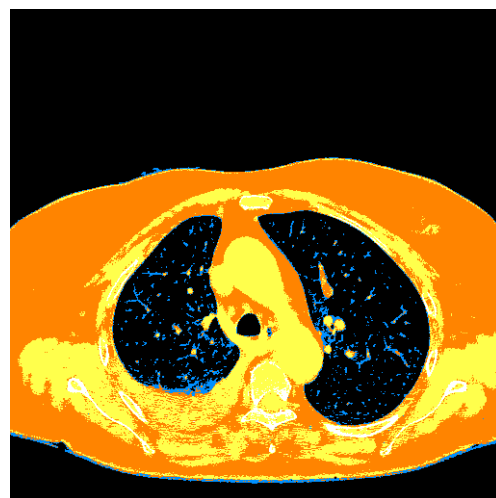
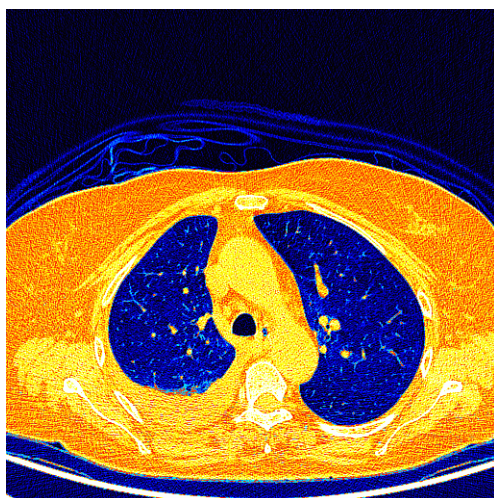


SSIM

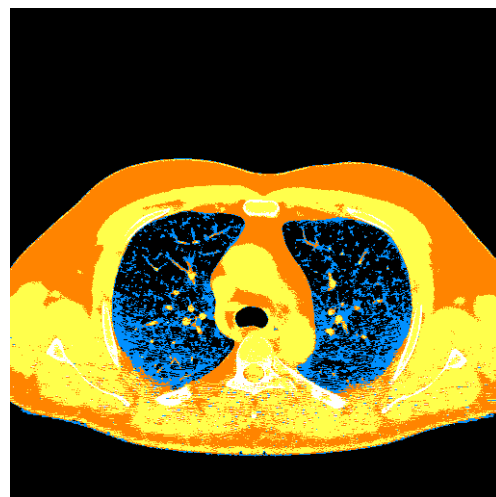
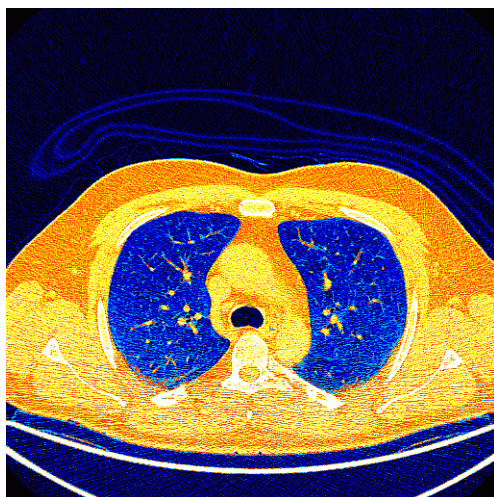
Eredeti CT kép

Szegmentált CT kép

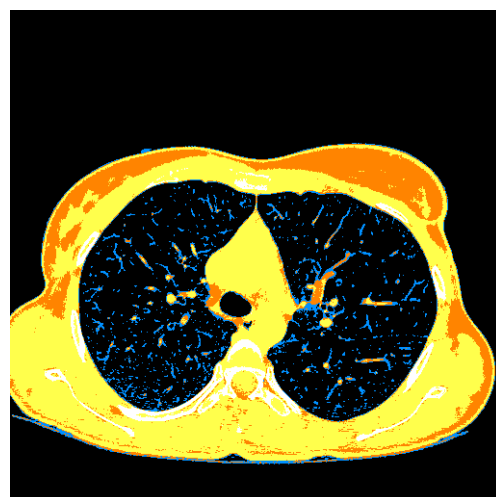
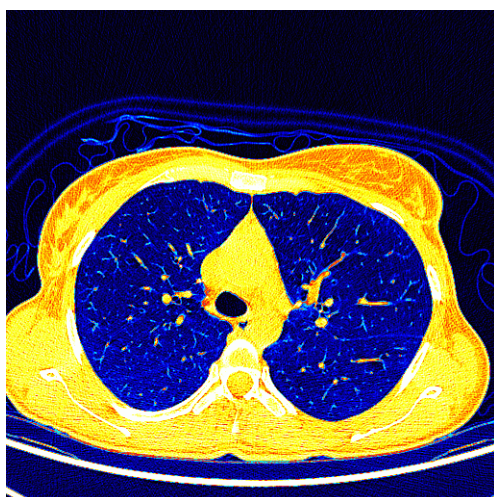
0.82618



0.8262



0.83184

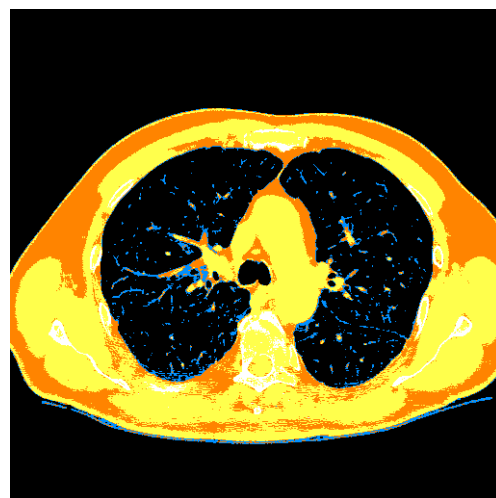
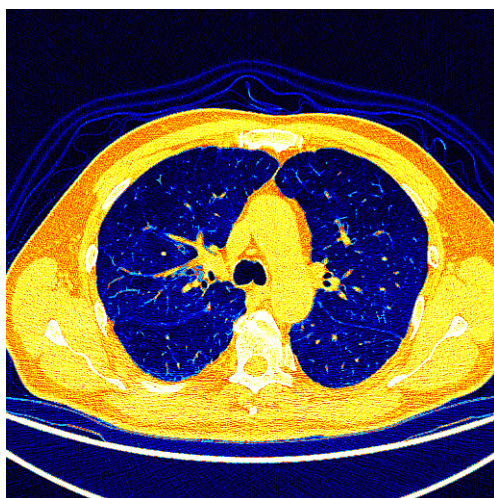


SSIM

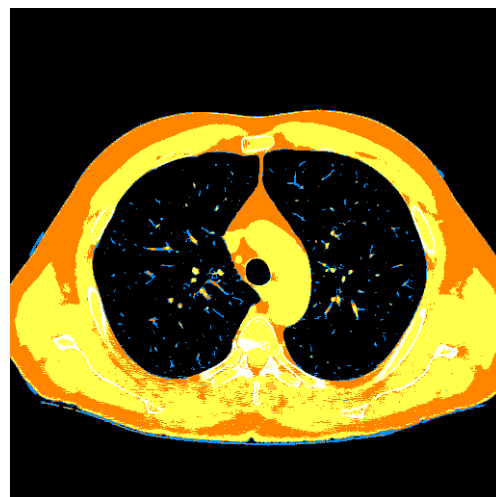
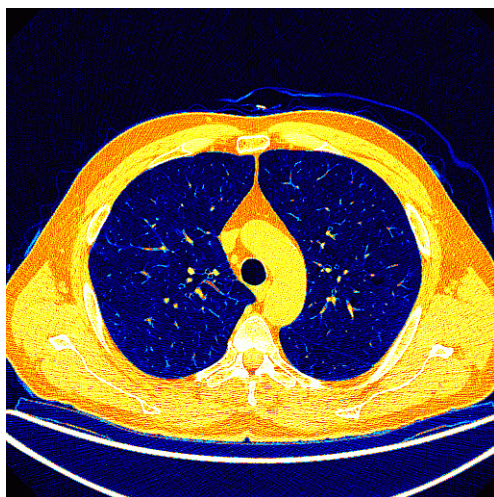
Eredeti CT kép

Szegmentált CT kép

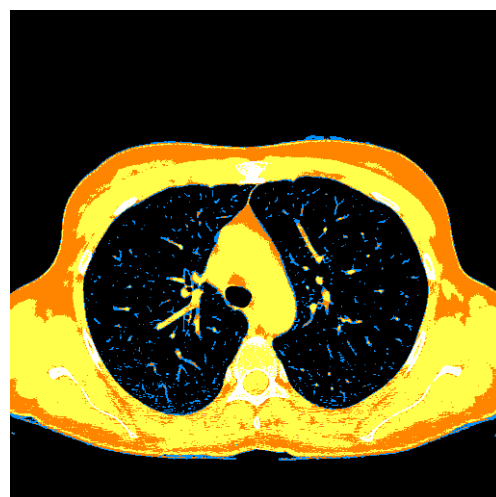
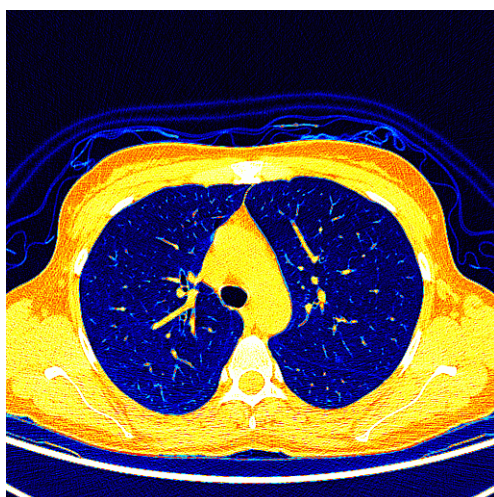
0.83875



0.84385



0.84853

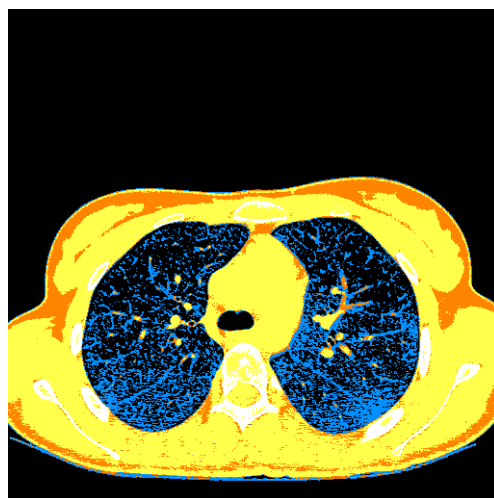
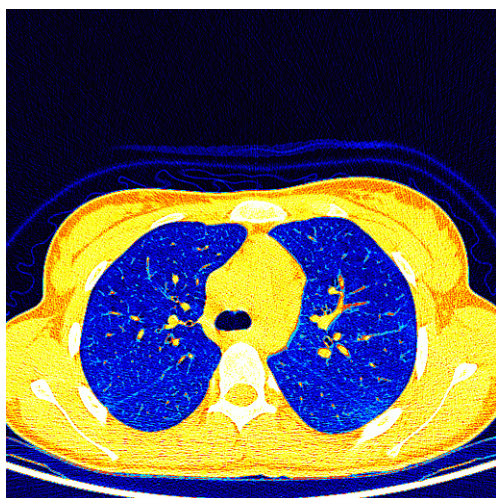


SSIM

Eredeti CT kép

Szegmentált CT kép

0.85394



0.85809

