SZEGEDI TUDOMÁNYEGYETEM

PH.D. ÉRTEKEZÉS TÉZISEI

# Képminőség javítása a számítógépes és bináris tomográfiában


*Szerző:*
**LÉKÓ Gábor**

*Témavezető:*
**Dr. BALÁZS Péter, Ph.D.**
*egyetemi docens*

Szegedi Tudományegyetem
Természettudományi és Informatikai Kar
Informatika Doktori Iskola
Képfeldolgozás és Számítógépes Grafika Tanszék

Szeged, 2020

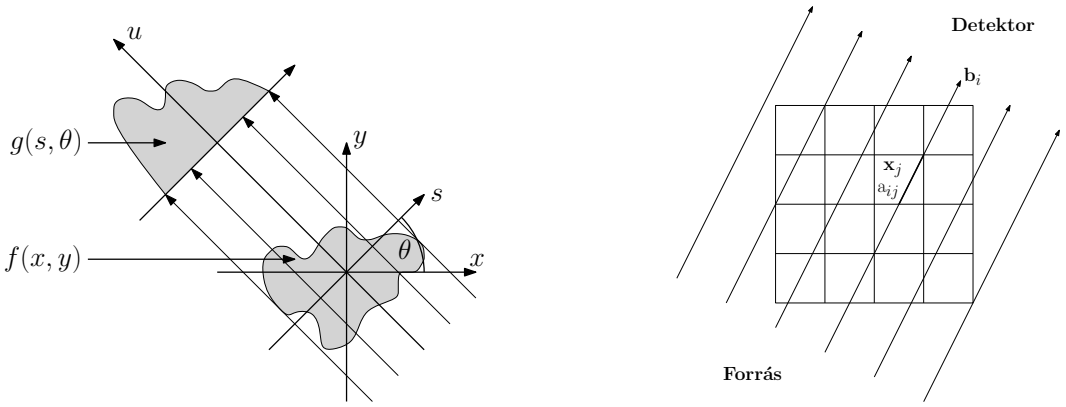
# 1 Bevezetés

A tomográfiai rekonstrukció célja különböző objektumok belső felépítésének feltárása a vetületeinek szeletről-szeletre történő felhasználásával. Legtöbb esetben a vetületek röntgensugárzás segítségével állnak elő. Az objektumon áthaladó sugarak elnyelődésének mérése ad információt az anyag sűrűségéről a sugarak pályáján (1a. ábra). Az ilyen vetületi adatoknak a több irányból való begyűjtésével előállítható egy kép, mely az objektum belső struktúráját ábrázolja [4, 7]. A számítógépes tomográfia (Computed Tomography, CT) egy széleskörűen használt eszköz a legkülönbözőbb tudományos területeken, mint például az orvosi képalkotás, ipari nemroncsoló tesztelés (NDT), különböző anyagok karakterisztikájának jellemzése, krisztallográfia, stb.

A diszkrét tomográfia (Discrete Tomography, DT) [5, 6] azon prior információt használja ki, mely szerint a rekonstruálandó szelet csak néhány különböző intenzitást tartalmazhat, amelyek előre ismertek. Ezen prior tudás kihasználásával kevesebb vetület is elegendő lehet elfogadható minőségű rekonstrukciók végrehajtásához.

A bináris tomográfia (Binary Tomography, BT) egy sokkal korlátozottabb variánsa a DT-nek. Ebben az esetben a rekonstruálandó kép pixelei csak két különböző intenzitásértéket vehetnek fel. A gyakorlatban tehát ez azt jelenti, hogy az objektumoknak, melyekről ilyen technikával készül rekonstrukció, homogén anyagból kell lenniük. Ezekre a tényekre alapozva, a vetületi szelet egy pixele az adott anyag jelenlétéről vagy hiányáról tárol információt. A BT-t az ipari NDT és elektron mikroszkópia területein alkalmazzák a leggyakrabban.

Ezen értekezés a Szerző CT és BT területén végzett tudományos munkásságát foglalja össze. A kutatás fő célja az volt, hogy javítsa a rekonstrukció minőségét új algoritmusok fejlesztésével és már meglévő eljárások továbbfejlesztésével az alábbi területeken: leginformatívabb vetületi szögek kiválasztása, a CT szkennerek csőfeszültségének automatikus megválasztása, és rekonstruált CT szeletek binarizálása konvolúciós neuronhálók (CNNs) segítségével.




(a) (b)

Ábra 1: (a) Vetület kinyerése. (b) A párhuzamos nyaláb vetületi geometria lineáris egyenletrendszer alapú ábrázolása.

# 2 A rekonstrukciós probléma definiálása

A jellemzően kevés elérhető vetület miatt, DT-ben a rekonstrukciót főként algebrai rekonstrukciós módszerrel végezzük. Az elképzelés az, hogy egyenletek segítségével írjuk le a vetületek és a pixelek közötti kapcsolatot. Feltételezve, hogy a rekonstruálandó kép mérete $n \times n$ ($N = n^2$), a rekonstrukciós probléma lineáris egyenletrendszerként írható fel:

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}, \quad \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times N}, \quad \mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N}, \quad \mathbf{b} \in \mathbb{R}^{m}, \tag{1}$$

ahol $\mathbf{x}$ az összes $N$ ismeretlen pixel vektora; $\mathbf{b}$ az összes $m$ vetületi érték vektora; és $\mathbf{A}$ a vetítősugarak és a pixelek közötti kapcsolatot leíró $m \times N$ méretű mátrix a vetületi geometriának megfelelően. A mátrix minden $a_{ij}$ eleme leírja, hogy az $i$-edik sugár milyen mértékben érinti a $j$-edik pixelt (1b. ábra). Amennyiben tovább szeretnénk korlátozni a felírást a BT problémájára, egy újabb megkötést kell hozzáadnunk $\mathbf{x}$-hez, mely szerint $\mathbf{x} \in \{0,1\}^N$. Ily módon $\mathbf{x}$ kötelezően a $\{0,1\}$ értékekre korlátozódik.

# 3 Offline vetületválasztó algoritmusok és skálafüggetlenségük

BT-ben azt az előzetes információt használjuk ki, hogy az objektum csupán egyetlen anyagból épül fel, és a köztes részeket levegő tölti ki. Bizonyos esetekben ez a megkötés pontos rekonstrukcióhoz vezethet már akár 4-8 vetületből is. Nagy és tsai. korábban megmutatták, hogy kevés vetület használata esetén egy bináris rekonstrukció pontossága jelentősen függhet a választott vetületi irányoktól [16]. Egy későbbi cikkben [24] a szerzők azt is megfigyelték, hogy ez a jelenség a vizsgált objektum struktúrájától függhet. Így a további hangsúly a leginformatívabb vetületek megtalálásának módjára helyeződött. A vetületválasztó eljárások két nagy válfaját különböztetjük meg: online és offline. Ebben a tézispontban az utóbbira fókuszálunk.

Offline esetben a rekonstruálandó objektumhoz egy blueprint változat is adott (ami főleg ipari képalkotás esetén fordul elő). Az ilyen adatokon el tudjuk végezni a vetületi adat kinyerésének szimulálását, majd ez alapján megválaszthatjuk a megfelelő vetületi irányokat. Ennek megfelelően a vetületi adat nem minden esetben fizikai mérések során kerül kinyerésre. A [25] cikkben több offline algoritmus került bemutatásra hasznos vetületi irányok megtalálására a BT-n belül, melyek mindegyike valamilyen módszer alapján csökkentette a keresési teret.

Ezen a tézisponton belül szekvenciális kereső eljárásokat [20] javaslunk, magas információtartalmú vetületek megtalálására, és elemezzük ezen eljárások viselkedését adott mértékű felbontás csökkentés esetén.

## 3.1 Vetületválasztó eljárások

Felidézünk 3 vetületválasztó eljárást a [25] cikk alapján, melyek a jelenleg legjobb eljárásoknak tekinthetőek ezen a területen, és alapként fognak szolgálni a saját módszereinkkel való összehasonlításhoz is.

Az egyik legegyszerűbb megközelítés az, ha a vetítési szögeket arányosan osztjuk el, egyforma (ekvianguláris) távolságközökkel. Két változatot különböztetünk meg. Az első esetben a kezdő szöget $0^\circ$-ra pozícionáljuk. A második esetben az összes egészértékű vetületi induló szöget megvizsgáljuk $0^\circ$ és $\left[\frac{180}{r}\right]^\circ$ között, ahol $r$ a vetületek száma. Az eljárás végén azt a szöghalmazt tartjuk meg, amely a legjobb minőséget, azaz a legkisebb RME (Relative Mean Error) értéket biztosította. Ezekre az eljárásokra *Naive* és *EquiAng* néven hivatkozunk.

A tetszőleges szögek kezelésére, a [25] cikk szerzői a problémát egy energia-minimalizációs feladatként írták fel. Egy optimális vetületi szöghalmaznak az

$$RME(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^{S^*}) = \min_S RME(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^S)\,, \tag{2}$$

feltételt kell kielégítenie, ahol $S$ egy tetszőleges szöghalmaz, $S^*$ egy optimális szöghalmaz, $\mathbf{x}^S$ és $\mathbf{x}^{S^*}$ pedig rekonstrukciók az $S$ és az $S^*$ szöghalmazok alapján. Az eredeti cikkben szimulált hűtést [14] használtak a minimalizációhoz. Erre a módszerre *SA* néven hivatkozunk.

## 3.2 Javasolt szekvenciális kereső módszerek

Arra a megfigyelésre alapozva, hogy a vetületek a rekonstruálandó kép jellemzőiként is szolgálhatnak, számos különböző típusú jellemző választó algoritmust vizsgáltunk meg, a [15]

összefoglaló cikket követve. Ezen algoritmusok közül is a lebegő kereső (floating search) eljárások [20] rendelkeztek a legjobb tulajdonságokkal ezen a területen. A többi algoritmus túl sok véletlenszerűséget tartalmaz, kimerítő keresést vagy fastruktúrát használ, ami nehezen alkalmazhatóvá teszi őket ebben a feladatkörben.

Először szekvenciális választó módszereket (*SFS* és *SBS*) vizsgáltunk meg és módosítottunk, hogy vetületválasztó eljárásként alkalmazhatóak legyenek. Az *SFS* a kezdetben inicializálja a jellemzőhalmazt, majd iteratívan bővíti azt. A hozzáadandó vetületet az általa adott javulás alapján választja ki egy adott mérőszám szerint. Ezzel szemben az *SBS* esetén a kiinduló jellemzőhalmaz tartalmazza az összes jellemzőt, majd iteratívan eltávolítunk egy jellemzőt a halmazból, méghozzá azt, amelynek az eltávolítása a legkisebb veszteséget okozza. Mindkét esetben a folyamat leáll, amennyiben az utolsó $t$ lépésben nem történt javulás a kiértékelési mértékben (ahol $t$ egy előre definiált küszöbérték), vagy ha az összes jellemző hozzáadásra/kitörlésre került.

Az *SFS* és az *SBS* is könnyedén lokális optimumban ragadhat. Ez az *SFS* esetén úgy nyilvánul meg, hogy egy olyan jellemző, mely már egyszer beválasztásra került a halmazba, később már nem elvethető, míg az *SBS* esetén, ha egy jellemzőt elvetettünk, azt később már nem lehet újra beválasztani. További vizsgálatok során kombináltuk az *SFFS* és *SBFS* (Sequential Floating Forward/Backward Search - Szekvenciális előre/hátrafelé haladó lebegő keresés) módszereket és elkészítettük a saját *Refinement* (Finomítás) algoritmusunkat. A mi megközelítésünkben az algoritmus egy kiindulási szöghalmazzal kezd, amely akár egy másik vetületválasztó eljárás kimenete is lehet, majd végrehajtjuk a finomítást. Attól függően, hogy melyik eljárást használva készült el a kiinduló szöghalmaz, *NaiveR*, *EquiAngR*, *SAR*, *SFSR* és *SBSR* néven hivatkozunk rájuk, azaz az eredeti név kiegészítésre kerül egy *R* betűvel (ahol *R* a *Refinement* szóra utal). A *Refinement* algoritmust az Alg. 1 mutatja be, mely képes finomítani bármely vetületválasztó eljárás kimenetén.

**Algorithm 1:** Vetületválasztás a *Refinement* algoritmussal

legyen $S$ az aktuális szögek halmaza - adott vetületválasztó algoritmus kimenete
$\Theta \leftarrow$ az $S$ halmazba utolsóként behelyezett elem
**repeat**
  **for all** szög $\theta \in S \setminus \{\text{fix}\Theta\}$ **do**
    $RME(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^{S\setminus\{\theta\}})$ kiszámítása
    $\theta_{min} \leftarrow$ a legkisebb $RME$ értékhez tartozó szög
  **end for**
  $S \leftarrow S \setminus \{\theta_{min}\}$
  **for** $\theta \leftarrow 0$ to 179 **do**
    $RME(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^{S\cup\{\theta\}})$ kiszámítása
    $\theta_{min} \leftarrow$ a legkisebb $RME$ értékhez tartozó szög
  **end for**
  $S \leftarrow S \cup \{\theta_{min}\}$
  $\text{fix}\Theta \leftarrow \theta_{min}$
**until** Az $RME$ értéke már nem csökkenthető tovább.

## 3.3 Vetületválasztás skálafüggetlensége

### 3.3.1 (*T1*) Technika: Kép átméretezése

Ipari nem-roncsoló tesztelés esetén sokszor több száz/ezer vetületre van szükség a vizsgált objektumról, és a detektorok száma is hasonló számossággal rendelkezhet. Ennek köszönhetően nagy felbontású rekonstruált képeket tudunk előállítani. Mindemellett ha vetületválasztást szeretnénk végrehajtani egy ilyen rekonstruált képen, az sajnos elfogadhatatlanul hosszú időbe

is telhet a felbontás nagysága miatt. A választás felgyorsításához lecsökkenthetjük a kép felbontását, és ezen a képen végezhetjük el a vetületválasztást.

A felbontás csökkentésével információt veszíthetünk, és a képen lévő objektum sérülhet struktúrális és topológiai szempontból. Mindezek ellenére, a vetületválasztás során nincs szükségünk minden apró részletre. Amennyiben a kép megőrzi a legfőbb struktúrális jellemzőit, az bőven elegendő a leginformatívabb vetületek kiválasztásához. A felbontás csökkentésekor Gauss-piramist használtunk.

### 3.3.2 (*T2*) Technika: Vetületi értékek összeadása

Egy másik lehetséges megközelítés megőrzi a blueprint kép eredeti felbontását, és veszi a normalizált összegét minden $d$-edik szomszédos vetületi értéknek, ahol $d$ a csökkentés mértékét határozza meg:

$$D_l(i) = \frac{\sum_{j=d\cdot i+1}^{j<d\cdot i+d} D_{l-1}(j)}{d^2}, \quad i = 0, \ldots, m_l - 1 \,. \tag{3}$$

$D_l$ jelöli az új vetületi vektort és $m_l$ a detektorok száma az $l$-edik szinten. Például, amennyiben összeadunk minden második szomszédos vetületi értéket, akkor felére csökkentjük a vetületi vektort, és ebből kifolyólag a szinogram méretét is.

### 3.3.3 Kerületi bonyolultság (Perimetric complexity)

Egy aktívan kutatott terület, hogy megtaláljuk a kapcsolatot adott objektumok jellemzői és aközött, hogy mennyire egyformák irányfüggőség szempontjából. Ehhez egy olyan leíróra lenne szükségünk, ami információt ad arról, hogy két objektum mennyire rendelkezik ugyanazokkal a leginformatívabb vetületi irányokkal. Ez a mi esetünkben is egy fontos kérdés, mivel szeretnénk megjósolni, hogy mennyire csökkenthetjük egy kép felbontását úgy, hogy még megőrizzük a legfontosabb jellemzőit és irányfüggőségét. A [29] cikkben a szerző ajánlott egy mérőszámot bináris digitális képek bonyolultságának leírására, melynek a kerületi bonyolultság nevet adta. Ennek a mérőszámnak a segítségével meg tudjuk határozni, hogy melyik az a legalacsonyabb "biztonságos" felbontás, ahol meg kell állnunk a felbontás csökkentésével. A kerületi bonyolultság abban is segítségünkre lehet, hogy megjósoljuk, hogy mennyi vetületre lesz szükségünk ahhoz, hogy a rekonstrukció minőségét adott RME érték alatt tartsuk.

## 3.4 Kísérleti eredmények

Kísérleteinket 22, struktúrálisan és topológiailag különböző bináris szoftver fantomon végeztük. A különböző vetületválasztó eljárások összehasonlítására a fantomokat $256 \times 256$ pixeles mérettel használtuk, míg skálafüggetlenség vizsgálatakor ugyanezeket a fantomokat 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024 és 2048 pixeles oldalhossz mérettel tekintettük. Rekonstruálásra a szimultán iteratív rekonstrukciós technika küszöbölt variánsát (Thresholded Simultaneous Iterative Reconstruction Technique, TSIRT) használtuk.

Az összes vetületválasztó eljárás közül az *SFSR* szolgáltatta a legkisebb átlagos RME értéket. Mindemellett az összes többi *Refinement* lépéssel kiegészített algoritmus is nagyon közel volt az *SFSR* eredményeihez, illetve az összes *Refinemet* lépéssel kiegészített eljárás jobban teljesített, mint a nem kiegészített variánsuk.

Megfigyeltük, hogy az eredeti (előzőleg publikált) ekvianguláris módszerek (*Naive* és *EquiAng*) gyorsak, viszont nagyon gyengék minőségbelileg. Azonban még ezek az algoritmusok is képesek megfelelő minőségű szöghalmazt előállítani, amennyiben a *Refinement* lépéssel lettek kibővítve, mindezt ugyanúgy rövid futásidővel. Ezek a módszerek továbbá teljesen determinisztikusak, míg az *SA*, *SAR*, *SFS* és *SFSR* kimenete függ a véletlenszerű inicializálástól.

Következtetésként tehát levonható, hogy a *NaiveR* és az *EquiAngR* algoritmusok versenyképessé válnak a többi algoritmussal szemben, figyelembe véve a jó minőségüket és gyors futási idejüket.

A skálafüggetlenség vizsgálata esetén először a *T1* megközelítést teszteltük (képek felbontásának csökkentése). Ekvianguláris esetet tesztelve egyértelműen a nagyobb felbontású képek RME értékei voltak az alacsonyabbak, és ezek az értékek közel minden esetben nőttek (nem csökkentek) ahogy a képek felbontása csökkent. Az RME értékek viszont nagyon közel voltak egymáshoz. Csupán a $16 \times 16$ méret esetén voltak szignifikáns eltérések. A nem-ekvianguláris esetben az RME értékek már nem voltak olyan közel egymáshoz, mint az ekvianguláris esetben, mivel az algoritmusoknak nagyobb szabadsága volt a szögek megválasztása terén. Azt tapasztaltuk, hogy biztonságosabb, ha a $64 \times 64$ méretet elérve már nem csökkentjük tovább a felbontást. Következtetésként levonhatjuk, hogy jelentős mértékben csökkenthetjük a blueprint képek felbontását, és mégis ki tudunk nyerni olyan vetületi szöghalmazokat, amelyekkel szinte ugyanolyan minőségű rekonstrukciókat tudunk elvégezni, mint az eredeti felbontás esetén.

A továbbiakban teszteltük a *T2* technikát is hasonló körülmények között, mint ahogy fentebb részletezésre került, és jelentősen hasonló eredményeket kaptunk. Így megállapíthatjuk, hogy a vetületi értékek összegzése, azaz a detektorok számának csökkentése ugyancsak sikeresen alkalmazható az adatok méretének csökkentésére.

Ezen téziscsoport eredményei egy konferencia kiadványban [10] és egy folyóirat publikációban [9] jelentek meg.

# 4 Rekonstrukciós Bizonytalanság a BT és CT esetén

Az adaptív (online) megközelítések az egymást követő szögeket a vetületkinyerés során a már meglévő vetületi információkra támaszkodva határozzák meg. Az ilyen típusú vetületválasztó eljárások sűrűbb mintavételezést biztosítanak az információgazdag területeken, és ritkább mintavételezést az információszegény részeken. Ennek ellenére még a megfelelően választott vetületi irányok mellett is számos megoldása lehet a rekonstrukcióknak a kevés vetület miatt. Ez az információhiány hibákat generál a rekonstrukció során, mivel nem tudjuk pontosan meghatározni a pixelek értékeit. A közelmúltban két kutatócsoport egymástól függetlenül vezette be a pixel-bizonytalanság fogalmát a rekonstrukcióban.

Ezen tézispont első felében meglévő tanulmányokra alapozva két vetületválasztó eljárást javaslunk BT-hez, melyek a kinyert vetületi adat rekonstrukciós bizonytalanságát [28] használják a következő vetület megválasztásához. Az első egy offline módszer, amely az *SFSR* eljárást módosítja, a második pedig egy adaptív módszer a [3] cikkre alapozva. A tézispont második felében további kutatásokat folytatunk a bizonytalanság jelenlétének vizsgálatára. Definiálunk egy szürkeárnyalatos bizonytalansági mérőszámot, és megvizsgáljuk a viselkedését különböző vetületi halmazokon.

## 4.1 Bináris bizonytalanság a vetületválasztásban

Ahhoz, hogy a rekonstrukció bizonytalanságát meghatározzuk, a [28] cikkben bemutatott módszert használtuk. A vetületi adatokban fellelhető információhiány miatt az (1) egyenletnek több megoldása is lehet, melyeken belül a különböző pixelek értékei változhatnak. Az összes lehetséges rekonstrukciót ismerve kiszámíthatjuk annak valószínűségét, hogy az $x_j$ $(i = 1, \ldots, N)$ pixel mikor vesz fel $x_j = 1$ értéket:

$$p_j = \frac{\mathcal{N}_{\mathbf{b}}^{\mathbf{A}}(x_j = 1)}{\mathcal{N}_{\mathbf{b}}^{\mathbf{A}}}\,, \tag{4}$$

ahol $\mathcal{N}_{\mathbf{b}}^{\mathbf{A}}$ az (1) egyenlet lehetséges bináris megoldásainak száma, $\mathcal{N}_{\mathbf{b}}^{\mathbf{A}}(x_j = 1)$ pedig a bináris megoldások számát adja meg $x_j = 1$ esetén. Amennyiben a valószínűségek ismertek, meg

tudjuk határozni minden $x_j$ pixel bizonytalanságát az alábbi módon:

$$\mathcal{H}(x_j) = -(p_j \log_2(p_j) + (\bar{p}_j) \log_2(\bar{p}_j)) \,, \tag{5}$$

ahol $\bar{p}_j = 1 - p_j$. Egy kép minden pixelét a bizonytalansági értékével helyettesítve, megkaphatjuk az adott kép bizonytalansági (entrópia) térképét. Továbbá ki tudjuk számítani a teljes rekonstrukció globális bizonytalanságát a pixel-bizonytalanságok alábbi módon történő összegzésével:

$$\mathcal{U}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^{N} \mathcal{H}(x_j)}{\frac{1}{r}\sum_{i=1}^{m} b_j} \,, \tag{6}$$

ahol $r$ a vetületek száma. A (6) képlet kiszámítása a gyakorlatban irreálisan hosszú számítási időt igényelne, mivel minden olyan rekonstrukciót le kellene generálni, ami kielégítené a vetületi halmazt. Az entrópia-térkép előállításához az (5) képlet valószínűségi változóit a SIRT algoritmussal rekonstruált kép pixel-intenzitásaival helyettesítjük.

### 4.1.1 Javasolt offline módszer

A 3.2 fejezetben javasoltuk az *SFSR* algoritmust vetületválasztásra. Az itt javasolt módszer ugyanazt a módszertant használja. Az egyedüli különbség az, hogy az RME számításokat mindenhol kicseréltük a globális bizonytalanság számítására, így a bizonytalanságot használtuk optimalizálásra. Tehát nem használtunk blueprint adatot a leginformatívabb vetületek megválasztásához, csupán a rekonstruált kép bizonytalanságát. Erre a módszerre *SFSR-UNC* néven hivatkozunk.

### 4.1.2 Javasolt online módszer

A [3] cikkben a szerzők két adaptív szögválasztó algoritmust javasoltak. Egy olyat, amely a megfelelő vetületeket a képfüggvény térbeli spektrális gazdagsága alapján választja ki (*Alg1*), és egy rekonstrukciós hiba alapú eljárást (*Alg2*). Mi az *Alg2* eljárást módosítottuk a hibafüggvény helyettesítésével

$$E_k = \log_{10}(\sum_{j=1}^{N} |\mathcal{H}(x_j^{(k)}) - \mathcal{H}(x_j^{(k-1)})|^2) \,, \tag{7}$$

illetve megváltoztattuk az eredeti *Alg2* 1. és 5. lépését ennek megfelelően, hogy a fenti (7) mérőszámot használja a jelölt vetületi szögek kiértékelésekor. Ezek után minden iterációban az a vetületi irány került beválasztásra, amely a rekonstrukciós bizonytalanság legnagyobb csökkenését idézte elő. Erre a módszerre *Alg2-UNC* néven hivatkozunk.

### 4.1.3 Kísérleti eredmények

A vetületválasztó eljárások tesztelésére ugyanazokat a fantomokat és beállításokat használtuk, mint az előző tézispontban. Először az *SFSR-UNC* került összehasonlításra az eredeti *SFSR* algoritmussal, majd az *Alg2-UNC* a már korábban publikált eljárásokkal (*Alg1*, *Alg2* és *Naive*). Megállapítottuk, hogy az első (offline) módszerünk képes közel olyan jó rekonstrukciós eredményt szolgáltatni, mint azon módszer, amely blueprint adatot használ az optimális vetületi halmaz megtalálásához. Utóbbi (online) esetben pedig kijelenthető, hogy az *Alg2-UNC* képes jobban teljesíteni a legkorszerűbb algoritmusoknál és jó alternatívát biztosít vetületválasztáshoz.

## 4.2 Szürkeárnyalatos bizonytalanság

Ebben a fejezetben olyan módszert javaslunk, melynek segítségével folytonos rekonstrukciók bizonytalanságát tudjuk meghatározni. Ehhez további definíciókat és jelöléseket vezetünk be.

### 4.2.1 A bizonytalanság definiálása

Legyen $\mathcal{N} = \{1, 2, \ldots, N\}$ és $\mathcal{M} = \{1, 2, \ldots, m\}$. Továbbá $\mathbf{0}_N$ legyen egy oszlopvektor az alábbiak szerint

$$(\mathbf{0}_N)_k = 0 \ , \ \forall k \in \mathcal{N} \ . \tag{8}$$

Emellett $\mathbf{e}_{N,i}$ is legyen egy oszlopvektor az alábbiak szerint

$$(\mathbf{e}_{N,i})_k = \begin{cases} 1, & \text{ha } k = i \ , \\ 0, & \text{ha } k \neq i \end{cases} \qquad \forall k \in \mathcal{N} \ . \tag{9}$$

Ezek alapján definiálni tudjuk a bizonytalansági mérőszám alapkoncepcióját.

**Definíció 1.** *Bármely* $\mathbf{A}$ *vetületi mátrix esetén az* $\mathbf{A}$ *i-edik perturbált rekonstrukciója legyen az alábbi*

$$\mathcal{P}_{\mathbf{A}}(i) = \arg\min_{\mathbf{x}} \{ \|\mathbf{x} - \mathbf{e}_{N,i}\| \ \mid \ \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}_m, \ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^N \} \ . \tag{10}$$

**Definíció 2.** *Adott* $\mathbf{A}$ *vetületi mátrix esetén legyen az i-edik pixel bizonytalansága az alábbi*

$$\mathcal{U}_{\mathbf{A}}(i) = \frac{\|\mathcal{P}_{\mathbf{A}}(i)\|_2}{\|\mathbf{e}_{N,i} - \mathcal{P}_{\mathbf{A}}(i)\|_2} \ . \tag{11}$$

## 4.3 Pixel intenzitások korlátai

Két lehetséges korlátot adunk meg:

**Lemma 1.** *Bármely* $x_k$ *esetén*

$$x_i \leq \min_{j \in \mathcal{M}} \frac{b_j}{a_{j,i}} \ . \tag{12}$$

**Tétel 1.** *Legyen* $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^N_{\geq 0}$ *az* $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ *egy megoldása, és definiáljuk az alábbiakat*

$$\mathcal{L}_{\mathbf{A}}(i) = \min_{j \in \mathcal{M}} \frac{b_j}{a_{j,i}} \tag{13}$$

*és*

$$\mathcal{D}_{\mathbf{A}}(i) = \sqrt{\sum_{k \in \mathcal{N} \setminus \{i\}} (\mathcal{L}_{\mathbf{A}}(k))^2} \ . \tag{14}$$

*Ekkor bármely* $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n_{\geq 0}$ *rekonstrukció és bármely* $i \in \mathcal{N}$ *index esetén*

$$\hat{x}_i - \mathcal{U}_{\mathbf{A}}(i) \cdot \mathcal{D}_{\mathbf{A}}(i) \ \leq \ y_i \ \leq \ \hat{x}_i + \mathcal{U}_{\mathbf{A}}(i) \cdot \mathcal{D}_{\mathbf{A}}(i) \ . \tag{15}$$

### 4.3.1 A rekonstrukciós hiba és a perturbált rekonstrukciók kapcsolata

Tegyük fel, hogy $\mathbf{x}^0$, $\hat{\mathbf{x}}$ és $\mathbf{x}^*$ az alábbi módon adott.

- $\mathbf{x}^0 \in \mathbb{R}^N$: egy kiindulópont egy megoldás kereséséhez.
- $\hat{\mathbf{x}}$: egy legközelebbi rekonstrukciós megoldás az $\mathbf{x}^0$ kiindulóponthoz, euklideszi távolság alapján, azaz,

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg\min_{\mathbf{x}} \left( \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^0\| \ \mid \ \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}, \ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^N \right) \ . \tag{16}$$

- $\mathbf{x}^*$: az elvárt kép, azaz egy kép az eredeti vizsgált objektumról.

Az $\mathbf{x}^0$, $\hat{\mathbf{x}}$ és $\mathbf{x}^*$ fenti definiálása alapján két további értéket definiálunk. Legyen $\mathcal{E}_1$ a hibaértéke a fenti rekonstrukciónak az alábbiak szerint számolva

$$\mathcal{E}_1 = \hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^* \ . \tag{17}$$

Továbbá definiáljuk még az $\mathcal{E}_2$ súlyozott összeget a perturbált rekonstrukciók és az $\mathbf{x}^0$ alapján az alábbiak szerint

$$\mathcal{E}_2 = \sum_{i=1}^{N} \left( \mathcal{P}_{\mathbf{A}}(i)(\mathbf{x}_i^0 - \mathbf{x}_i^*) \right) \ . \tag{18}$$

$\mathcal{E}_1$ és $\mathcal{E}_2$ egyaránt vektorok, és ebből kifolyólag definíció szerint adódik, hogy

$$\mathbf{A}\mathcal{E}_1 = \mathbf{A}\mathcal{E}_2 = \mathbf{0}_m \ . \tag{19}$$

Ezek alapján a fent definiált $\hat{\mathbf{x}}$ rekonstrukció hibája közvetlenül meghatározható, ha ismerjük az $\mathbf{x}^*$ ideális rekonstrukciót és az $\mathbf{x}^0$ kiindulási pontot.

**Tétel 2.** *Ha adott egy egyenletrendszer az (1) formájában, és az $\mathbf{x}^0$, $\hat{\mathbf{x}}$, $\mathbf{x}^*$ pontok és az $\mathcal{E}_1$ és $\mathcal{E}_2$ a fenti módon definiáltak, akkor*

$$\mathcal{E}_1 = \mathcal{E}_2 \ . \tag{20}$$

#### 4.3.2 Kísérleti eredmények

A bizonytalanság, a korlátok és hibaértékek gyakorlati szempontból való vizsgálatára kísérleteket hajtottunk végre 7 különböző struktúrális összetettségű, $[0, 1]$ pixel-intenzitás intervallumú fantom képen, melyek mérete $64 \times 64$ volt.

Annak bemutatására, hogy a definiált bizonytalansági érték képes információt szolgáltatni a rekonstruált képek pixeleinek értékéről, többezer rekonstrukciót hajtottunk végre a konjugált gradiens legkisebb négyzetek (Conjugate Gradient Least Squares, CGLS) technikával, random inicializált kiinduló képekkel. Ezeket a rekonstruált képeket használtuk fel, hogy szórásértéket számoljunk egy nagyobb képhalmazon.

Adott fantom esetén a különböző számú vetületekhez tartozó szórástérképeket összefűztük egy nagy képpé, és ugyanígy fűztük össze a bizonytalanság térképeket is, majd kiszámoltuk a két "montázs" kép korrelációját. Ily módon 7 összehasonlítás történt (mind a 7 fantomhoz tartozott egy). A korrelációs értékek 0.8 körül alakultak, ami egy erős összefüggést mutat a bizonytalansági értékek és a rekonstruált pixelek értékének szórása között. Úgy véljük, hogy a korrelációk csak azért nem még magasabbak, mert a rekonstrukciók random kiinduló képeiben lévő pixelek értékei nem egyenletes eloszlásból származnak.

Egy-egy adott véletlenszerű rekonstrukciót kiválasztva minden fantom esetén (korlátolt – bounded – SIRT-et használva), további elemzéseket folytattunk az 1. Lemma és az 1. Tétel által meghatározott határok tartományainak vizsgálatára. Az 1. Lemma esetén megfigyeltük, hogy a vetületek számának növekedésével a korlátok értéke egyre közelebb kerül az x tengelyhez. Az 1. Tételnél kevés vetület esetén a korlátok távol voltak egymástól, és ahogy növeltük a vetületek számát, úgy egyre közelebb kerültek egymáshoz. Teszteket hajtottunk végre, hogy kiértékeljük az 1. Tétel által meghatározott alsó és felső korlátokat. A kísérleteink bebizonyították, hogy az elméleti korlátok sikeresen behatárolták a pixelek intenzitásait minden fantom esetén.

További vizsgálatokat végezve összehasonlítottuk az $\mathcal{E}_1$ és $\mathcal{E}_2$ értékeket minden fantom esetén, az összes megadott vetületszámmal. Az $|\mathbf{E}_1 - \mathbf{E}_2|$ kiszámításakor minden érték nullához közelített $(10^{-4} - 10^{-6})$. Megjegyezzük, hogy ezek a nagyon kis értékek nulla értékeket reprezentálnak. A nem nulla értékek csupán a rekonstrukciós algoritmusok kerekítési hibái miatt vannak jelen, illetve amiatt, mert a rekonstrukciók csak közelítő megoldások.

A téziscsoport eredményei három konferencia kiadványban [12, 13, 27] jelentek meg, továbbá benyújtásra került egy folyóirat cikk [26] is.

# 5 Adaptív Automatikus Csőfeszültség-Választás CT-hez

A CT az egyik legsűrűbben alkalmazott modalitás a radiodiagnosztikában és az NDT-ben. Azonban ha az emberi testet többszöri magas dózisú sugárzásnak tesszük ki, az káros egészségügyi hatásokkal járhat, akár halálos is lehet. Mindemellett a magas sugárzás nagy energiával is jár. Konstans energiaspektrum használata mellett, az elnyúlt formájú objektumok elemzésekor nehézségekbe ütközhetünk, ugyanis túl alacsony energia használata esetén előfordulhat, hogy a fotonok nem tudnak áthatolni az objektumon az elnyúlás irányában. Másrészről túl magas energia használatakor előfordulhat, hogy a fotonok szignifikáns elnyelődés nélkül áthaladnak az objektumon, az elnyúlásra merőleges irányban. Erre a problémára adhatna megoldást, ha különböző energiaszinteket használnánk a vetületek kinyerésére a különböző irányokból.

Ebben a tézispontban egy adaptív csőfeszültség-választó módszert javaslunk. Ebben a kontextusban, az "adaptív" azt jelenti, hogy a csőfeszültség újraválasztásra kerülhet a vetületek kinyerése között. Legjobb tudásunk szerint ez az első olyan megközelítés mely a csőfeszültséget mérés közben változtatja, csupán a vetületi információra (szinogram) támaszkodva. Ez a módszer főleg elnyúlt objektumok esetén nyújt kimagasló eredményt.

## 5.1 Javasolt módszer

Először is szükségünk volt egy mérőszámra, hogy kvantitatív módon tudjuk kiértékelni a használt sugárzást, azaz a mi esetünkben a vetületi információt. Különböző minőségleírókkal való kísérletezés után a transzmisszió (transmission) tűnt a legjobb választásnak, ami leírja a detektoron mért minimális és maximális röntgensugárzás intenzitásainak arányát. Kísérleteink során a 20% jó választásnak bizonyult.

A javasolt feszültségválasztó eljárásunk az Alg. 2.-n látható. Az első részben (Alg. 2. 2-7. sorai) kinyerjük az első vetületet az összes előre definiált energiaszinten. Majd azt az energiaszintet választjuk további adatkinyeréshez, amelyen a transzmisszió értéke a legközelebb volt az optimálishoz. A második részben (Alg. 2. 9-19. sorai) kinyerünk egy vetületet az előbbiekben választott energiaszinten. Amennyiben a vetület transzmissziós értéke az optimálishoz való tolerancia távolságon belül van, akkor maradunk az aktuális energiaszinten. Ellenkező esetben magasabb/alacsonyabb energiaszintre lépünk a kinyerés folytatásához. A második rész addig kerül ismétlésre, amíg az előre definiált vetületszámot el nem érjük. Így a vizsgált objektum alakjától függően az eredményül kapott szinogram különböző energiaszintekről kinyert vetületeket is tartalmazhat. Ily módon begyűjthetők a leginformatívabb vetületek/energiaszintek adott irányok esetén. Arra a szinogramra, amely ezzel az eljárással készült, *adaptív szinogram* néven fogunk hivatkozni.

Ideális lenne, ha a detektorokon mérhető intenzitások összege egyenlő lenne minden különálló vetület esetén. Ez azonban nem mindig teljesül, mivel különböző energiaszinteken kinyert vetületeket használunk. A rekonstrukció közben ez problémát okozhat, mivel a rekonstrukciós algoritmusok tipikusan feltételezik, hogy a vetületek egy energiaszinten készültek. Ezen probléma megoldására javasoltunk egy szinogram kiegyenlítő módszert. Arra a szinogramra, mely az Alg. 2. és a kiegyenlítő eljárás egymás utáni alkalmazásával állt elő, *korrigált adaptív szinogram* néven hivatkozunk.

## 5.2 Tesztelési környezet

A kísérletek végrehajtásához a GATE szimulációs szoftvert használtuk. A szimulációk során polikormatikus forrást állítottunk be. Megfelelő energiaspektrum szimulálására a Spekcalc szoftvert használtuk, mellyel ki tudtuk számolni a röntgensugárzás emissziós spektrumát Wolfram anód esetén.

**Algorithm 2:** Feszültségválasztás

**Require:** $\mathbf{tr_{opt}}$ - optimális transzmisszió; $\mathbf{tr_{tol}}$ - tolerancia a transzmissziószinthez; **TVL** - előre definiált csőfeszültségek halmaza; **S** - előre definiált szögek halmaza

$\mathbf{tr_{opt}} \leftarrow 0.2$, $\mathbf{tr_{tol}} \leftarrow 0.25$
**for all** $lvl \in$ **TVL do**
  vetület kinyerése a kezdő irányból az $lvl$ energiaszinten
  $closest_{lvl} \leftarrow$ a $\mathbf{tr_{opt}}$-hoz legközelebbi transzmissziós értékű $lvl$
  $closest_{pr} \leftarrow closest_{lvl}$ energiaszinten kinyert vetület
  $closest_{tr} \leftarrow$ a $closest_{pr}$ transzmissziós értéke
**end for**
$sinogram_{opt} \leftarrow sinogram_{opt} \cup closest_{pr}$
**for all** angle $\theta \in$ **S do**
  $actual_{pr} \leftarrow$ vetület kinyerése a $\theta$ irányból a $closest_{lvl}$ energiaszinten
  $sinogram_{opt} \leftarrow sinogram_{opt} \cup actual_{pr}$
  **if** $|\mathbf{tr_{opt}} - closest_{tr}| \geq \mathbf{tr_{opt}} \cdot \mathbf{tr_{tol}}$ **then**
    **if** $\mathbf{tr_{opt}} - closest_{tr} < 0$ **then**
      $closest_{lvl} \leftarrow closest_{lvl}$ csökkentése a legközelebbi alsó energiaszintre a **TVL**-ből
    **else**
      $closest_{lvl} \leftarrow closest_{lvl}$ növelése a legközelebbi felső energiaszintre a **TVL**-ből
    **end if**
  **end if**
**end for**

Az alábbi, szoftveresen szimulált fantomokat használtuk: A P1 egy tökéletes gömb volt, amin bemutattuk, hogy a transzmisszió hogyan viselkedik egy nem-elnyúlt objektum esetén. A P2-P5 különböző struktúrájú és méretű elnyúlt bináris objektumok voltak. A P6 pedig egy saját készítésű közelítése a Forbild csípő fantomnak[1]. A rekonstrukciókhoz ezen objektumok középső szeleteiről készült felvételeket használtuk. A GATE szoftverben, a P1-P5 fantomok PVC-ből készültek virtuálisan, míg a P6 fantom a Forbild csípő fantom leírásában megtalálható anyagokból. A vetületek kinyerése után, a rekonstrukciók a szűrt visszavetés (Filtered Back-projection, FBP) módszerrel kerültek végrehajtásra. A rekonstrukciók minőségének mérése a Signal-to-noise ratio (SNR) mérőszámmal történt.

### 5.3 Eredmények

Előre definiáltunk 15 különböző energiaszintet. Miután generálásra került az összes fantomhoz tartozó összes szinogram a különböző energiaszinteken, kiszámoltuk a rekonstruált szeletek SNR értékeit. A legmagasabb SNR értékkel rendelkező rekonstrukciók szinogramjaira *eredeti legjobb szinogram* néven hivatkozunk. Az SNR értékek kiszámításra kerültek a *korrigált adaptív szinogramokkal* készült rekonstrukciók esetén is, melyeken enyhe javulást észleltünk az SNR értékekben szinte minden fantom esetén.

Az enyhén javult SNR értékek mellett egy további előnye az adaptív feszültség-választásnak az alacsonyabb energiafogyasztás, mivel adott irányokból alacsonyabb energiaszint is biztosítani tudta az optimális transzmissziót. Az 1. táblázat első és második sorában megtekinthetők a kumulált energiák az *eredeti legjobb* és *korrigált adaptív szinogramok* esetén (a különböző energiaszintek átlag-energiái alapján). Mivel a P1 a teljes ellentettje egy elnyúlt objektumnak, így a kumulált energiák mindkét esetben (sorban) ugyanakkorák. Az összes többi esetben, a *korrigált adaptív szinogramokhoz* felhasznált energia kisebb, mint az *eredeti legjobb szinogramok* esetén. Az

[1] `http://www.imp.uni-erlangen.de/phantoms/index.htm`

Táblázat 1: A kumulált energia mennyiség, melyre az *eredeti legjobb* és a *korrigált adaptív szinogram* előállításához volt szükség, valamint a módszerrel megtakarított energia.

| | **P1** | **P2** | **P3** | **P4** | **P5** | **P6** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| *eredeti legjobb* [keV] | 11428.5 | 11428.5 | 11428.5 | 11428.5 | 10146 | 7638 |
| *korr. adapt.* [keV] | 11428.5 | 8930.4 | 10395 | 8930.4 | 8776.7 | 6906.1 |
| Megtakarított energia [%] | 0 | 21.86 | 9.04 | 21.86 | 13.5 | 9.58 |

utolsó sorban a megtakarított energia látható százalékban, ahol jelentős energiacsökkenés figyelhető meg.

Ezen téziscsoport eredményei egy konferencia kiadványban [11] jelentek meg.

# 6 Konvolúciós Neuronhálók a BT-ben

A mesterséges neuronhálók (Artificial Neural Networks, ANNs) az agy biológiai struktúráján és viselkedésén alapulnak, és a legfőbb felhasználási területük a gépi tanuláson belül van. A konvolúciós neuronhálók (Convolutional Neural Networks, CNNs) különböznek az ANN-ek struktúrájától, mivel a CNN-ek többnyire a képfeldolgozás területén kerülnek alkalmazásra, és különböző inputot is kezelni tudnak (pl. kép, videó, hang).

Ezen a tézisponton belül, először bemutatjuk, hogy a neuronhálók képesek olyan bonyolult feladatok elvégzésére, mint a vetületválasztás, mindezt rekonstrukciós lépés végrehajtása nélkül. Ezután bemutatunk egy U-Net alapú szegmentációs algoritmust, 3D nyomtatott mintaobjektumok CT szeleteinek binarizálására, egy ipari projekt keretein belül.

## 6.1 Javasolt vetületválasztó eljárás CNN használatával

### 6.1.1 A vetületválasztás folyamata

A CNN egy szinogramot vár ($180 \times 91$) bemenetként és 180 aktivációs értéket ad kimenetként. Ezek a kimeneti értékek kerülnek küszöbölésre, hogy megkapjunk minimum annyi vetületet, mint amennyit előre definiáltunk. Mivel előfordulhatott, hogy a küszöbölés után több vetületünk maradt, mint amennyire szükség volt, egy K-közép klaszterezést alkalmaztunk, hogy meghatározzuk a pontos vetületszámot a későbbi rekonstrukcióhoz. Végezetül kiszámítottuk az RME értékeket az eredeti és a rekonstruált képek között.

### 6.1.2 Eredmények

A képi adatbázisunk 8983 változó struktúrális komplexitású fantomból (ikonból) állt, mindegyik $64 \times 64$ mérettel. A tanító adatbázis elkészítéséhez az *SFS* algoritmus egy módosított változatát használtuk. Erre az eljárásra *Label* néven hivatkozunk. A vetületválasztás egyik fő célja az ekvianguláris módszerek túlteljesítése, így a CNN alapú eljárásunk eredményeit összehasonlítottuk a *Naive* módszer eredményeivel is. A saját módszerünkre *CNN*-ként hivatkozunk.

A 2. táblázatban láthatók a különböző eljárások RME és szórás (STD) értékei, 4-6-8 vetület esetén. A $\bullet/\circ$ szimbólumok azt jelölik, hogy a különbségek statisztikailag szignifikánsak ($\bullet$) vagy nem ($\circ$), t-tesztet végrehajtva 0.05-ös szignifikancia szinttel. Az eredmények csak 8 vetület esetén szignifikánsak statisztikailag. A *Label* eljárás nyújtotta RME értékek a legkisebbek (magától értetődő módon). Ezt követi a mi *CNN* eljárásunk. Az ekvianguláris eljárás nyújtja a legnagyobb RME értékeket. 10-szeres keresztvalidációt használva összemértük a különböző

Táblázat 2: Átlagos RME és szórás értékek a 3 különböző megközelítés 10 futtatásából számolva. A szignifikancia értékek páronként lettek számolva: *Naive-Label*, *Label-CNN* és *Naive-CNN*. A statisztikailag szignifikáns különbségek kerültek bemutatásra oszloponként a •/◦ szimbólumokkal.

| **4 vetület** | *Label* | *CNN* | *Naive* |
|---|---|---|---|
| RME | 0.3817 ◦ | 0.4015 ◦ | 0.4912 ◦ |
| STD | 0.2078 | 0.2189 | 0.2903 |
| **6 vetület** | *Label* | *CNN* | *Naive* |
| RME | 0.3196 ◦ | 0.3430 ◦ | 0.3866 ◦ |
| STD | 0.1723 | 0.1723 | 0.2341 |
| **8 vetület** | *Label* | *CNN* | *Naive* |
| RME | 0.2746 • | 0.2940 • | 0.3128 • |
| STD | 0.1842 | 0.2174 | 0.2312 |

módszerek teljesítményét 4 vetület esetén. Ezek az eredmények láthatók a 3. táblázatban. Megjegyezzük, hogy ezek az értékek a teszt halmazból kerültek ki, amely olyan példákat tartalmazott, melyek tanításkor nem kerültek felhasználásra.

Táblázat 3: A képek száma, amelyeknél az adott módszer adta a legkisebb RME értéket, az átlóban láthatóak. A többi cella azoknak az eseteknek a számát mutatja, mikor két eljárás ugyanolyan RME értéket adott.

| **4 projections** | *Label* | *CNN* | *Naive* |
|---|---|---|---|
| *Label* | 4676 | 37 | 19 |
| *CNN* | 37 | 3096 | 14 |
| *Naive* | 19 | 14 | 1141 |

## 6.2 CT szeletek szegmentálása CNN használatával

### 6.2.1 A szegmentálás folyamata

A CT szeletek szegmentálásához először egy U-Net-et [21] tanítottunk, a szerzők által biztosított eredeti, TensorFlow forráskód[2] felhasználásával. A feladattól függően 3-4 eredeti szelet (tehát a teljes adathalmaz kevesebb, mint 1%-a) manuálisan szegmentálásra került, hogy címke adatokhoz jussunk. A tanító adatbázis ezután az ebből a néhány eredeti CT szeletből és a binarizált maszk párjaikból állt össze. A teszt adathalmaz a nem binarizált szeletekből állt. A tanító képek számának növelése érdekében, az input adatot $n \times n$ méretű képrészletekre daraboltuk, ahol $n$ az $[50, 100]$ intervallumból lett megválasztva úgy, hogy a $kep_szelesseg/n$ egészértékű osztás maradéka a lehető legkisebb legyen. A pixelek osztályozása után a CT szeletek újra lettek építve a darabokból.

A hálózat kimenete egy valószínűségi eloszlás, ahol az értékek várhatóan 0-hoz és 1-hez közelik, hogy binárisként tudjuk őket kezelni. Utófeldolgozási lépésként egy globális küszöbölést hajtottunk végre különböző küszöbértékekkel, és a kvalitatívan jobb lett kiválasztva, mint végső szegmentációs eredmény.

A U-Net által adott eredmények vizsgálata után javítani szerettünk volna a teljesítményen. Ezért elkezdtük módosítani a rétegek számát és a kernel méreteket a U-Net architektúrában. Az

[2] `https://lmb.informatik.uni-freiburg.de/people/ronneber/u-net/`

Táblázat 4: Különböző küszöbölő eljárások összehasonítása, a mérőszámok használatával.

| | **PFOM** | **RAE** | **ME** | **HD** | **Átlag** |
|---|---|---|---|---|---|
| Otsu | 0.225 | 0.205 | 0.133 | 0.591 | 0.289 |
| Adaptív | 0.334 | 0.327 | 0.162 | 0.597 | 0.355 |
| Fuzzy C-means | 0.212 | 0.188 | 0.132 | 0.592 | 0.281 |
| Variációs | 0.134 | 0.117 | 0.134 | 0.600 | 0.246 |
| U-Net | 0.105 | 0.093 | **0.084** | **0.559** | 0.210 |
| Javasolt | **0.059** | **0.032** | 0.093 | 0.579 | **0.191** |

összes módosítás empirikus tesztek alapján történt. Módosítottuk egy adott részét az architektúrának, újratanítottuk a modellt, generáltuk a predikciókat és megvizsgáltuk az eredményül kapott bináris képeket. Ezután folytattuk az adott részek módosítását a kapott eredmények alapján. Ezen művelet végén az eredeti architektúra egy jelentős módosításon esett át.

### 6.2.2 Eredmények

A szegmentáló eljárásunk két fém alkatrészen került validálásra, melyeket a Siemens AG biztosított. A teljes, kézileg szegmentált adathalmaz csak a második mintadarabhoz volt adott, így csak ez a mintadarab lett részletesen megvizsgálva képfeldolgozási szempontból, és került összehasonlításra más szegmentáló eljárások eredményeivel.

A kvantitatív teljesítménybeli kiértékelést egy korábbi cikkre alapoztuk. A [23] cikkben a szerzők 40 szegmentációs technikát mutattak be, és rangsorolták őket 5 kritérium alapján: téves osztályozási hiba (misclassification error), élek eltérése (edge mismatch), régió egyenetlensége (region nonuniformity), relatív előtér-terület hiba és alaktorzítás Hausdorff-távolsággal arányos büntetése (relative foreground area error, and shape distortion penalty via Hausdorff distance). Úgy döntöttünk, hogy 4 mérőszámot használunk ehhez a feladathoz. Ebből hármat a [23] cikkből: téves osztályozási hiba (**ME**), relatív előtér-terület hiba (**RAE**) és alaktorzítás Hausdorff-távolsággal arányos büntetése (**HD**). Az élek eltérése helyett az átlagos négyzettávolság mérőszámot használtuk [19] (mean-square distance figure of merit by Pratt, **PFOM**), mivel jobb mérőszámnak találtuk az élek elemzésére. A régió egyenetlensége mérőszámot nem használtuk, mivel az nem használja ki a manuálisan szegmentált képek meglétét, ami ebben az esetben félrevezető lehet.

A 4. táblázatban látható, miként teljesítettek a különböző küszöbölő eljárások a 4 kritérium alapján. Az első oszlop tartalmazza a különböző technikák felsorolását, melyeket felhasználtunk az összehasonlításra. Ezek az eljárások az alábbiak: Otsu módszer [17], lokális adaptív küszöbölés [2], variációs minimax optimalizáláson alapuló küszöbölés [22], fuzzy C-means [1] és az eredeti U-Net. Az összes leíró jellemző értéke 0 (teljesen jó) és 1 (teljesen hibás) értékek közé került skálázásra. A 2-5. oszlop tartalmazza az átlagos értékét az adott leíró jellemzőnek, az összes szeleten kiértékelve. A [23] cikk szerzői azt javasolták, hogy az átlagos teljesítmény összehasonlítására a leíró jellemzők értékeinek aritmetikai közepét használjuk. Ezek az értékek láthatóak a 6. oszlopban. Minden sorban a legkisebb érték vastagon ki lett emelve. Látható, hogy a U-Net és a javasolt architektúra jelentősen túlteljesíti a többi módszert. Négyből két mérőszám esetén a U-Net, a másik két esetben pedig a javasolt eljárás teljesített jobban. Az utolsó (átlag) oszlopot figyelembe véve összességében a javasolt eljárás teljesített jobban.

A U-Net és a javasolt eljárás más szemszögből való összehasonlítását elvégezve, a U-Net modell összes paramétereinek száma 1 940 817, míg ezzel szemben a javasolt architektúra paramétereinek száma csupán 566 657. Ez annyit jelent, hogy a javasolt architektúra közel

négyszer kevesebb paramétert tartalmaz, és mégis képes legalább olyan jó eredményt biztosítani, mint amit a U-Net.

A téziscsoport eredményei egy konferencia kiadványban [18] és egy folyóirat publikációban [8] jelentek meg.

# 7 Az eredmények tézisszerű összefoglalása

Az értekezés eredményei négy csoportba sorolhatók. Az eredmények és a kapcsolódó publikációk viszonyát az 5. táblázat foglalja össze.

Az első téziscsoportban különböző szekvenciális vetületválasztó eljárásokat javasoltam, és vizsgáltam ezen módszerek viselkedését a felbontás csökkentésének függvényében. A téziscsoport eredményei egy konferencia kiadványban [10] és egy folyóirat publikációban [9] jelentek meg.

I/1. Átültettem és implementáltam szekvenciális választó és kereső módszereket, hogy vetületválasztásra megfelelőek legyenek, mindemellett majdnem teljesen megőrizve a determinisztikus viselkedésüket. Összehasonlítottam ezen módszereket más, már publikált eljárásokkal, és kísérleti tesztekkel bemutattam, hogy az eljárásaim képesek túlteljesíteni az eddigi eljárások eredményeit ezen kutatási területen.

I/2. Két megközelítést javasoltam a leginformatívabb vetületi szögek kiválasztásához szükséges adatok mennyiségének csökkentésére, és vizsgáltam, hogy a blueprint képek felbontásának illetve a detektorok számának csökkentése hogyan befolyásolja a vetületválasztó módszerek teljesítményét. Kidolgoztam és teszteltem ezeket a megközelítéseket az előzőleg javasolt vetületválasztó eljárásokkal. Az eredmények kiértékelése után ajánlottam három kutatási területet, melyeken hasznosíthatók lehetnek a skálafüggetlenséggel kapcsolatos eredményeim.

A második téziscsoportban beépítettem a rekonstrukciós bizonytalanságot különböző vetületválasztó eljárásokba és bemutattam, hogy hogyan alkalmazható a szürkeárnyalatos bizonytalanság a számítógépes tomográfiában. A téziscsoport eredményei három konferencia kiadványban [12, 13, 27] jelentek meg, továbbá benyújtásra került egy folyóirat cikk [26] is.

II/1. Módosítottam meglévő offline és online vetületválasztó eljárásokat, mely módosítás során beépítettem a rekonstrukciós bizonytalanságot, mint optimalizálási értéket. Teszteltem és összehasonlítottam ezen algoritmusokat meglévő eljárásokkal. Bemutattam, hogy ezek az algoritmusok képesek kiválasztani a leginformatívabb vetületi irányokat csupán a bizonytalanság értékére támaszkodva, és hogy offline esetben sem igényel az eljárás blueprint adatot a választás során.

II/2. Kísérleti validálást nyújtottam a szürkeárnyalatos bizonytalanság definiálása terén elért eredményeinkhez. Megmutattam, hogy a szürkeárnyalatos bizonytalanság hogyan használható szürkeárnyalatos fantom képek rekonstruálásakor. Megvizsgáltam a bizonytalanság kapcsolatát a rekonstruált képek pixelintenzitásainak szórásértékével. Bemutattam, hogy hogyan lehet előre meghatározni egy adott kép pixelintenzitásainak alsó és felső korlátját a gyakorlatban. Emellett példát adtam rá, hogy a perturbált rekonstrukciókat miként lehet használni a gyakorlatban, hogy megjósoljuk a hibát, amely a rekonstrukció alatt jelenhet meg.

A harmadik téziscsoportban javasoltam egy transzmissziós információ alapú adaptív automatikus csőfeszültség-választó eljárást CT felvételek elkészítéséhez. A téziscsoport eredményei egy konferencia kiadványban [11] jelentek meg.

III/1. Egy transzmissziós információ alapú adaptív automatikus csőfeszültség választó eljárást javasoltam, egy szinogram kiegyenlítő algoritmussal egybekötve, melyet CT felvételek előállítása közben lehet alkalmazni. Javaslataim alapján csupán a vetületekből kinyerhető transzmisszió nagyságát felhasználva megválasztható a csőfeszültség. A GATE eszköztárban szoftveresen szimulált fantomokon végzett kísérletekkel mutattam be, hogy az ajánlott eljárás képes optimalizált szinogramok előállítására, így biztosítva a kisebb energiafogyasztást és mérsékelten jobb rekonstrukciós minőséget.

A negyedik téziscsoportban javasoltam egy eljárást, mely CNN segítségével végez offline vetületválasztást, valamint módosítottam a jól ismert U-Net architektúrát CT képek szegmentálásához. A téziscsoport eredményei egy konferencia kiadványban [18] és egy folyóirat publikációban [8] jelentek meg.

IV/1. CNN használatával való megoldást javasoltam offline vetületválasztásra, hogy bemutassam, hogy a leginformatívabb vetületeket ki lehet választani rekonstrukciós lépés nélkül is. Elméleti hátteret szolgáltattam a kutatás során vetületválasztás szemszögből, és megterveztem a későbbi eljárás alapjait. Módosítottam egy már meglévő vetületválasztó eljárást, mely segítségével a tanító és osztályozandó képi adatbázist generáltam. Összehasonlítottam a bemutatott eljárást meglévő módszerekkel, és kiértékeltem az eredményeket.

IV/2. Egy nagyobb projekt részeként CNN-t javasoltam CT szeletek szegmentálásának végrehajtására. Először U-Net-et használtam erre a célra, majd módosítottam ezt az architektúrát, hogy növeljem a teljesítményét. Tanító és teszt képi adatbázist generáltam a kapott szeletek alapján. Összehasonlítottam a küszöbölési eredményeimet számos publikált technikával. Különböző minőségbéli mérőszámokkal támasztottam alá, hogy az általam létrehozott architektúra jobb eredményt képes elérni adott esetekben ugyanolyan feltételek mellett, mint a U-Net. Eközben megközelítőleg négyszer kevesebb paraméterből épül fel.

Táblázat 5: A tézispontok és a Szerző publikációinak kapcsolata.

| | [10] | [9] | [12] | [13] | [27] | [26] | [11] | [18] | [8] |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| I/1. | • | | | | | | | | |
| I/2. | | • | | | | | | | |
| II/1. | | | • | • | | | | | |
| II/2. | | | | | • | • | | | |
| III/1. | | | | | | | • | | |
| IV/1. | | | | | | | | • | |
| IV/2. | | | | | | | | | • |

## Hivatkozások


[1] J. C. Bezdek, M. R. Pal, J. Keller, and R. Krisnapuram. *Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing*. Springer US, 1999. ISBN: 978-0-387-24579-9. DOI: 10.1007/b106267.

[2] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital image processing*. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, 2008. ISBN: 9780131687288.

[3] M. A. Haque, M. O. Ahmad, M. N. S. Swamy, M. K. Hasan, and S. Y. Lee. "Adaptive Projection Selection for Computed Tomography". In: *IEEE Transactions on Image Processing* 22.12 (Dec. 2013), pp. 5085–5095. ISSN: 1057-7149. DOI: 10.1109/TIP.2013.2280185.

[4] G. T. Herman. *Fundamentals of Computerized Tomography: Image Reconstruction from Projections*. 2nd. Springer Publishing Company, Incorporated, 2009. ISBN: 9781852336172. DOI: 10.1007/978-1-84628-723-7.

[5] G. T. Herman and A. Kuba. *Advances in Discrete Tomography and Its Applications*. Birkhäuser Basel, 2007. DOI: 10.1007/978-0-8176-4543-4.

[6] G. T. Herman and A. Kuba. *Discrete Tomography: Foundations, Algorithms, and Applications*. Birkhäuser Basel, 1999. DOI: 10.1007/978-1-4612-1568-4.

[7] A. C. Kak and M. Slaney. *Principles of Computerized Tomographic Imaging*. IEEE Press, New York, 1988.

[8] N. Korshunova, J. Jomo, G. Lékó, D. Reznik, P. Balázs, and S. Kollmannsberger. "Image-based material characterization of complex microarchitectured additively manufactured structures". In: *Computers & Mathematics with Applications* 80 (11 2020), pp. 2462–2480. DOI: 10.1016/j.camwa.2020.07.018.

[9] G. Lékó and P. Balázs. "Scale Invariance in Projection Selection Using Binary Tomography". In: *Fundamenta Informaticae* 172.2 (2020), pp. 129–142. DOI: 10.3233/FI-2020-1897.

[10] G. Lékó and P. Balázs. "Sequential Projection Selection Methods for Binary Tomography". In: *Computational Modeling of Objects Presented in Images. Fundamentals, Methods, and Applications*. Ed. by R. P. Barneva, V. E. Brimkov, P. Kulczycki, and J. M. R. S. Tavares. Vol. 10986. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 70–81. ISBN: 978-3-030-20805-9. DOI: 10.1007/978-3-030-20805-9_7.

[11] G. Lékó and P. Balázs. "Transmission Based Adaptive Automatic Tube Voltage Selection for Computed Tomography". In: *Combinatorial Image Analysis*. Ed. by T. Lukić, R. P. Barneva, V. E. Brimkov, L. Čomić, and N. Sladoje. Vol. 12148. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 199–208. ISBN: 978-3-030-51002-2. DOI: 10.1007/978-3-030-51002-2_14.

[12] G. Lékó, P. Balázs, and L. G. Varga. "Projection Selection for Binary Tomographic Reconstruction Using Global Uncertainty". In: *Image Analysis and Recognition*. Ed. by A. Campilho, F. Karray, and B. ter Haar Romeny. Vol. 10882. Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 3–10. ISBN: 978-3-319-93000-8. DOI: 10.1007/978-3-319-93000-8_1.

[13] G. Lékó, S. Domány, and P. Balázs. "Uncertainty Based Adaptive Projection Selection Strategy for Binary Tomographic Reconstruction". In: *Computer Analysis of Images and Patterns*. Ed. by M. Vento and G. Percannella. Vol. 11679. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 74–84. ISBN: 978-3-030-29891-3. DOI: 10.1007/978-3-030-29891-3_7.

[14] N. Metropolis, A. W. Rosenbluth, M. N. Rosenbluth, A. H. Teller, and E. Teller. "Equation of State Calculations by Fast Computing Machines". In: *The Journal of Chemical Physics* 21.6 (1953), pp. 1087–1092. DOI: 10.1063/1.1699114.

[15] L. C. Molina, L. Belanche, and A. Nebot. "Feature selection algorithms: a survey and experimental evaluation". In: *2002 IEEE International Conference on Data Mining, 2002. Proceedings*. 2002, pp. 306–313. DOI: 10.1109/ICDM.2002.1183917.

[16] A. Nagy and A. Kuba. "Reconstruction of binary matrices from fan-beam projections". In: *Acta Cybernetica* 17.2 (2005), pp. 359–385.

[17] N. Otsu. "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms". In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9.1 (1979), pp. 62–66. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.

[18] G. Pap, G. Lékó, and T. Grósz. "A Reconstruction-Free Projection Selection Procedure for Binary Tomography Using Convolutional Neural Networks". In: *Image Analysis and Recognition*. Ed. by F. Karray, A. Campilho, and A. Yu. Vol. 11662. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 228–236. ISBN: 978-3-030-27202-9. DOI: 10.1007/978-3-030-27202-9_20.

[19] W. K. Pratt. *Digital Image Processing*. New York, Wiley-Interscience, 1978.

[20] P. Pudil, J. Novovičová, and J. Kittler. "Floating search methods in feature selection". In: *Pattern Recognition Letters* 15.11 (1994), pp. 1119–1125. DOI: 10.1016/0167-8655(94)90127-9.

[21] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox. "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation". In: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Ed. by N. Navab, J. Hornegger, W. M. Wells, and A. F. Frangi. Cham: Springer International Publishing, 2015, pp. 234–241. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28.

[22] B. N. Saha and N. Ray. "Image Thresholding by Variational Minimax Optimization". In: *Pattern Recogn.* 42.5 (May 2009), 843—856. ISSN: 0031-3203. DOI: 10.1016/j.patcog.2008.09.033.

[23] M. Sezgin and B. Sankur. "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation". In: *Journal of Electronic Imaging* 13 (Jan. 2004), pp. 146–168. DOI: 10.1117/1.1631315.

[24] L. Varga, P. Balázs, and A. Nagy. "Direction-dependency of binary tomographic reconstruction algorithms". In: *Graphical Models* 73.6 (2011). Computational Modeling in Imaging Sciences, pp. 365–375. ISSN: 1524-0703. DOI: 10.1016/j.gmod.2011.06.006.

[25] L. Varga, P. Balázs, and A. Nagy. "Projection Selection Algorithms for Discrete Tomography". In: *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*. Ed. by J. Blanc-Talon, D. Bone, W. Philips, D. Popescu, and P. Scheunders. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 390–401. ISBN: 978-3-642-17688-3. DOI: 10.1007/978-3-642-17688-3_37.

[26] L. G. Varga, G. Lékó, and P. Balázs. "Grayscale Uncertainty and Errors of Tomographic Reconstructions Based on Projection Geometries and Projection Sets". In: ***Submitted*** *to Journal of Combinatorial Optimization - SI: Combinatorial Optimization in Imaging Sciences* (2020).

[27] L. G. Varga, G. Lékó, and P. Balázs. "Grayscale Uncertainty of Projection Geometries and Projections Sets". In: *Combinatorial Image Analysis*. Ed. by T. Lukić, R. P. Barneva, V. E. Brimkov, L. Čomić, and N. Sladoje. Vol. 12148. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 123–138. ISBN: 978-3-030-51002-2. DOI: 10.1007/978-3-030-51002-2_9.

[28] L. G. Varga, L. G. Nyúl, A. Nagy, and P. Balázs. "Local and global uncertainty in binary tomographic reconstruction". In: *Computer Vision and Image Understanding* 129 (2014). Special section: Advances in Discrete Geometry for Computer Imagery, pp. 52–62. ISSN: 1077-3142. DOI: 10.1016/j.cviu.2014.05.006.

[29] A. Watson. "Perimetric Complexity of Binary Digital Images". In: *The Mathematica Journal* 14 (Mar. 2012).

# A Szerző publikációs listája

## Folyóirat publikációk

- Gábor Lékó and Péter Balázs. "Detecting Steel Cord Discontinuities in Tire Tread X-Ray Images: A Preliminary Study". International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing (NAUN) 11 314-318 (2017), ISSN: 1998-4464. SJR: Q4
- Gábor Lékó and Péter Balázs. "Scale Invariance in Projection Selection Using Binary Tomography". In: Fundamenta Informaticae 172.2 (2020), pp. 129–142. DOI: 10.3233/FI-2020-1897. IF: 1.204. SJR: Q3
- Nina Korshunova, John Jomo, Gábor Lékó, Daniel Reznik, Péter Balázs and Stefan Kollmannsberger. "Image-based material characterization of complex microarchitectured additively manufactured structures". In: Computers & Mathematics with Applications 80 (11 2020), pp. 2462–2480. ISSN: 0898-1221. DOI: 10.1016/j.camwa.2020.07.018. IF: 3.370. SJR: Q1
- László G. Varga, Gábor Lékó, and Péter Balázs. "Grayscale Uncertainty and Errors of Tomographic Reconstructions Based on Projection Geometries and Projection Sets". *In:* ***Submitted*** *to Journal of Combinatorial Optimization - SI: Combinatorial Optimization in Imaging Sciences* (2020). IF: 0.843. SJR: Q2

## Konferencia kiadványok

- Gábor Lékó, Péter Balázs, and László G. Varga. "Projection Selection for Binary Tomographic Reconstruction Using Global Uncertainty". In: Image Analysis and Recognition. Ed. by Aurélio Campilho, Fakhri Karray, and Bart ter Haar Romeny. Vol. 10882. Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 3–10. ISBN: 978-3-319-93000-8. DOI: 10.1007/978-3-319-93000-8_1. CORE: C
- Gábor Lékó and Péter Balázs. "Sequential Projection Selection Methods for Binary Tomography". In: Computational Modeling of Objects Presented in Images. Fundamentals, Methods, and Applications. Ed. by Reneta P. Barneva et al. Vol. 10986. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 70–81. ISBN: 978-3-030-20805-9. DOI: 10.1007/978-3-030-20805-9_7.
- Gábor Lékó, Szilveszter Domány, and Péter Balázs. "Uncertainty Based Adaptive Projection Selection Strategy for Binary Tomographic Reconstruction". In: Computer Analysis of Images and Patterns. Ed. by Mario Vento and Gennaro Percannella. Vol. 11679. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 74–84. ISBN: 978-3-030-29891-3. DOI: 10.1007/978-3-030-29891-3_7. CORE: B
- Gergely Pap, Gábor Lékó, and Tamás Grósz. "A Reconstruction-Free Projection Selection Procedure for Binary Tomography Using Convolutional Neural Networks". In: Image Analysis and Recognition. Ed. by Fakhri Karray, Aurélio Campilho, and Alfred Yu. Vol. 11662. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 228–236. ISBN: 978-3-030-27202-9. DOI: 10.1007/978-3-030-27202-9_20. CORE: C
- Gábor Lékó and Péter Balázs. "Transmission Based Adaptive Automatic TubeVoltage Selection for Computed Tomography". In: Combinatorial Image Analysis. Ed. by Tibor Lukić et al. Vol. 12148. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 199–208. ISBN: 978-3-030-51002-2. DOI: 10.1007/978-3-030-51002-2_14. CORE: C
- László G. Varga, Gábor Lékó, and Péter Balázs. "Grayscale Uncertainty of Projection Geometries and Projections Sets". In: Combinatorial Image Analysis. Ed. by Tibor Lukić et al. Vol. 12148. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 123–138. ISBN: 978-3-030-51002-2. DOI: 10.1007/978-3-030-51002-2_9. CORE: C

## Egyéb publikációk

- Péter Balázs, Gábor Lékó, Zoltán Ozsvár, Gábor Petrovszki, Judit Szűcs, László Varga: Design and implementation of the informatical system of a 3D industrial CT scanner, Abstracts of the 11th Conference of the Hungarian Association of Image Processing and Pattern Recognition, Szováta, Romania, 24-27 January, 2017, 10 pages (in Hungarian).
- Gábor Lékó, Péter Balázs, László G. Varga: Projection selection using uncertainty in binary tomogrpahy, Abstracts of the 5th Winter School of PhD Students in Informatics and Mathematics, Debrecen, Hungary, 2-4 March, 2018, pp. 30.
- Gábor Lékó, Péter Balázs, László G. Varga: Projection selection with sequential selection methods using different evaluation measures, Volume of Short Papers of the 11th Conference of PhD Students in Computer Science, Szeged, Hungary, 25-27 June, 2018, pp. 79.
- Gábor Lékó, Péter Balázs, László G. Varga: Sequential projection selection methods and global uncertainty in projection selection, Abstracts of the 12th Conference of the Hungarian Association of Image Processing and Pattern Recognition, Debrecen, Hungary, 28-31 January, 2019, 15 pages (in Hungarian).

# Társszerzői nyilatkozat

Kijelentem, hogy ismerem **Lékó Gábor**, PhD fokozatra pályázó **Image Quality Improvement in Computed and Binary Tomography** című disszertációját. A közösen publikált és a disszertáció tézispontjaiban összefoglalt eredményekről az alábbi nyilatkozatot teszem.

Tézispontokhoz hozzárendelve, a következő cikkekben és eredményekben a pályázó hozzájárulása volt a meghatározó:

- Gábor Lékó and Péter Balázs. "Sequential Projection Selection Methods for Binary Tomography". In: Computational Modeling of Objects Presented in Images. Fundamentals, Methods, and Applications. Ed. by Reneta P. Barneva et al. Vol. 10986. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 70–81. ISBN: 978-3-030-20805-9. DOI: 10.1007/978-3-030-20805-9_7.

  I/1. Szekvenciális választó- és kereső módszerek módosításának elvégzése azok determinisztikus viselkedésének lényegi megtartásával. A módszerek implementálása. A módszerek összehasonlítása más, már publikált eljárásokkal.

- Gábor Lékó and Péter Balázs. "Scale Invariance in Projection Selection Using Binary Tomography". In: *Fundamenta Informaticae* 172.2 (2020), pp. 129–142. DOI: 10.3233/FI-2020-1897. IF: 1.204

  I/2. Két megközelítés javaslata a leginformatívabb vetületi szögek kiválasztásához szükséges adatok mennyiségének csökkentésére. Annak vizsgálata, hogy a blueprint képek felbontásának illetve a detektorok számának csökkentése hogyan befolyásolja a vetületválasztó módszerek teljesítményét. Ezen megközelítések kidolgozása és tesztelése az előzőleg javasolt vetületválasztó eljárásokkal. Az eredmények kiértékelése. Három kutatási terület javaslata, melyen hasznosíthatók lehetnek a skálafüggetlenséggel kapcsolatos eredmények.

- Gábor Lékó, Péter Balázs, and László G. Varga. "Projection Selection for Binary Tomographic Reconstruction Using Global Uncertainty". In: Image Analysis and Recognition. Ed. by Aurélio Campilho, Fakhri Karray, and Bart ter Haar Romeny. Vol. 10882. Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 3–10. ISBN: 978-3-319-93000-8. DOI: 10.1007/978-3-319-93000-8_1.

  II/1. A rekonstrukciós bizonytalanság, mint optimalizálási érték beépítése egy offline vetületválasztó eljárásba. Módosítások implementálása. Az eljárás tesztelése és kiértékelése.

- Gábor Lékó, Szilveszter Domány, and Péter Balázs. "Uncertainty Based Adaptive Projection Selection Strategy for Binary Tomographic Reconstruction". In: Computer Analysis of Images and Patterns. Ed. by Mario Vento and Gennaro Percannella. Vol. 11679. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 74–84. ISBN: 978-3-030-29891-3. DOI: 10.1007/978-3-030-29891-3_7.

  II/1. A rekonstrukciós bizonytalanság, mint optimalizálási érték beépítése két online vetületválasztó eljárásba. A módosított algoritmusok tesztelése és összehasonlítása más, már publikált eljárásokkal.

- László G. Varga, Gábor Lékó, and Péter Balázs. "Grayscale Uncertainty of Projection Geometries and Projections Sets". In: Combinatorial Image Analysis. Ed. by Tibor Lukić et al. Vol. 12148. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 123–138. ISBN: 978-3-030-51002-2. DOI: 10.1007/978-3-030-51002-2_9.

  II/2. A szürkeárnyalatos bizonytalanság definiálása terén elért eredményeinkhez kísérleti validálások végrehajtása. A bizonytalanság és a rekonstruált képek pixelintenzitásainak szórásértéke közötti kapcsolat vizsgálata. Annak bemutatása a gyakorlatban, hogy hogyan lehet előre behatárolni a felső- és alsó határértékeit egy adott rekonstruálandó kép pixelintenzitásainak.

- László G. Varga, Gábor Lékó, and Péter Balázs. "Grayscale Uncertainty and Errors of Tomographic Reconstructions Based on Projection Geometries and Projection Sets". In: ***Submitted*** *to Journal of Combinatorial Optimization - SI: Combinatorial Optimization in Imaging Sciences* (2020). IF: 0.843

  II/2. Példán keresztüli bemutatása annak, hogy a perturbált rekonstrukciókat miként lehet használni a gyakorlatban, hogy megjósoljuk a hibát, amely a rekonstrukció alatt jelenhet meg. Eredmények részletes kiértékelése.

- Gábor Lékó and Péter Balázs. "Transmission Based Adaptive Automatic TubeVoltage Selection for Computed Tomography". In: Combinatorial Image Analysis. Ed. by Tibor Lukić et al. Vol. 12148. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 199–208. ISBN: 978-3-030-51002-2. DOI: 10.1007/978-3-030-51002-2_14.

III/1. Egy transzmissziós információ alapú adaptív automatikus csőfeszültség választó eljárás javaslata, egy szinogram kiegyenlítő algoritmussal egybekötve, melyet CT felvételek előállítása közben lehet alkalmazni. A GATE eszköztárban szoftveresen szimulált fantomok előállítása, kísérletek elvégzése. Szükséges algoritmusok implementálása, tesztelése és az eredmények kiértékelése. Potenciális alkalmazási területek javaslása.

- Nina Korshunova, John Jomo, Gábor Lékó, Daniel Reznik, Péter Balázs and Stefan Kollmannsberger. "Image-based material characterization of complex microarchitectured additively manufactured structures". In: *Computers & Mathematics with Applications* 80 (11 2020), pp. 2462–2480. DOI: 10.1016/j.camwa.2020.07.018. IF: 3.370

IV/2. Konvolúciós neuron hálók javaslata CT szeletek szegmentálásának végrehajtására. U-Net tesztelése a kapott adatokon. U-Net architektúrájának módosítása a teljesítmény növelése érdekében. Tanító és teszt képi adatbázis generálása a kapott szeletek alapján. A módszer összehasonlítása számos publikált technikával.

Ezeket az eredményeket nem használtam fel és a jövőben sem használom fel tudományos fokozat megszerzéséhez.

Kelt.: SZEGED, 2020.11.12.

Balázs Péter

# Társszerzői nyilatkozat

Kijelentem, hogy ismerem **Lékó Gábor**, PhD fokozatra pályázó **Image Quality Improvement in Computed and Binary Tomography** című disszertációját. A közösen publikált és a disszertáció tézispontjaiban összefoglalt eredményekről az alábbi nyilatkozatot teszem.

Tézispontokhoz hozzárendelve, a következő cikkekben és eredményekben a pályázó hozzájárulása volt a meghatározó:

- Gábor Lékó, Péter Balázs, and László G. Varga. "Projection Selection for Binary Tomographic Reconstruction Using Global Uncertainty". In: Image Analysis and Recognition. Ed. by Aurélio Campilho, Fakhri Karray, and Bart ter Haar Romeny. Vol. 10882. Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 3–10. ISBN: 978-3-319-93000-8. DOI: 10.1007/978-3-319-93000-8_1.

  II/1. A rekonstrukciós bizonytalanság, mint optimalizálási érték beépítése egy offline vetületválasztó eljárásba. Módosítások implementálása. Az eljárás tesztelése és kiértékelése.

- László G. Varga, Gábor Lékó, and Péter Balázs. "Grayscale Uncertainty of Projection Geometries and Projections Sets". In: Combinatorial Image Analysis. Ed. by Tibor Lukić et al. Vol. 12148. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 123–138. ISBN: 978-3-030-51002-2. DOI: 10.1007/978-3-030-51002-2_9.

  II/2. A szürkeárnyalatos bizonytalanság definiálása terén elért eredményeinkhez kísérleti validálások végrehajtása. A bizonytalanság és a rekonstruált képek pixelintenzitásainak szórásértéke közötti kapcsolat vizsgálata. Annak bemutatása a gyakorlatban, hogy hogyan lehet előre behatárolni a felső- és alsó határértékeit egy adott rekonstruálandó kép pixelintenzitásainak.

- László G. Varga, Gábor Lékó, and Péter Balázs. "Grayscale Uncertainty and Errors of Tomographic Reconstructions Based on Projection Geometries and Projection Sets". In: ***Submitted*** *to Journal of Combinatorial Optimization - SI: Combinatorial Optimization in Imaging Sciences* (2020). IF: 0.843

  II/2. Példán keresztüli bemutatása annak, hogy a perturbált rekonstrukciókat miként lehet használni a gyakorlatban, hogy megjósoljuk a hibát, amely a rekonstrukció alatt jelenhet meg. Eredmények részletes kiértékelése.

Ezeket az eredményeket nem használtam fel és a jövőben sem használom fel tudományos fokozat megszerzéséhez.

Kelt.: Szeged 2020. 11. 09

.....
Varga László Gábor

# Társszerzői nyilatkozat

Kijelentem, hogy ismerem **Lékó Gábor**, PhD fokozatra pályázó **Image Quality Improvement in Computed and Binary Tomography** című disszertációját. A közösen publikált és a disszertáció tézispontjaiban összefoglalt eredményekről az alábbi nyilatkozatot teszem.

Tézispontokhoz hozzárendelve, a következő cikkekben és eredményekben a pályázó hozzájárulása volt a meghatározó:

- Gergely Pap, Gábor Lékó, and Tamás Grósz. "A Reconstruction-Free Projection Selection Procedure for Binary Tomography Using Convolutional Neural Networks". In: Image Analysis and Recognition. Ed. by Fakhri Karray, Aurélio Campilho, and Alfred Yu. Vol. 11662. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 228–236. ISBN: 978-3-030-27202-9. DOI: 10.1007/978-3-030-27202-9_20.

IV/1. Konvolúciós neuron hálók javaslata offline vetületválasztás végrehajtására. Elméleti háttér szolgáltatása a kutatás során vetületválasztási szemszögből. Eljárás alapjainak megtervezése. Egy offline vetületválasztó eljárás módosítása a tanító és teszt adatbázis generálásához. A bemutatott eljárás összehasonlítása más, már publikált eljárásokkal. Eredmények kiértékelése.

Ezeket az eredményeket Pap Gergely nem használta fel és a jövőben sem használja fel tudományos fokozat megszerzéséhez.

A következő eredményekben Pap Gergely hozzájárulása volt a meghatározó:

IV/1. Elméleti háttér biztosítása a gépi tanulási eljárásokhoz és a neuron hálók használatához. A használt architektúra megtervezése és a vetületválasztást végző eljárás implementálása. Az eljárás optimalizálása.

Kelt.: Szeged, 2020.11.11. ..... Pap Gergely

Kelt.: Szeged, 2020. 11.10. ..... Tóth László

Kelt.: Szeged, 2020.11.10. ..... Hegedűs Zoltán

# Társszerzői nyilatkozat

Kijelentem, hogy ismerem **Lékó Gábor**, PhD fokozatra pályázó **Image Quality Improvement in Computed and Binary Tomography** című disszertációját. A közösen publikált és a disszertáció tézispontjaiban összefoglalt eredményekről az alábbi nyilatkozatot teszem.

Tézispontokhoz hozzárendelve, a következő cikkekben és eredményekben a pályázó hozzájárulása volt a meghatározó:

- Gergely Pap, Gábor Lékó, and Tamás Grósz. "A Reconstruction-Free Projection Selection Procedure for Binary Tomography Using Convolutional Neural Networks". In: Image Analysis and Recognition. Ed. by Fakhri Karray, Aurélio Campilho, and Alfred Yu. Vol. 11662. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 228–236. ISBN: 978-3-030-27202-9. DOI: 10.1007/978-3-030-27202-9_20.

IV/1. Konvolúciós neuron hálók javaslata offline vetületválasztás végrehajtására. Elméleti háttér szolgáltatása a kutatás során vetületválasztási szemszögből. Eljárás alapjainak megtervezése. Egy offline vetületválasztó eljárás módosítása a tanító és teszt adatbázis generálásához. A bemutatott eljárás összehasonlítása más, már publikált eljárásokkal. Eredmények kiértékelése.

Ezeket az eredményeket nem használtam fel és a jövőben sem használom fel tudományos fokozat megszerzéséhez.

Kelt.: Helsinki, 2020. 11. 10

Grósz Tamás

# Társszerzői nyilatkozat

Kijelentem, hogy ismerem **Lékó Gábor**, PhD fokozatra pályázó **Image Quality Improvement in Computed and Binary Tomography** című disszertációját. A közösen publikált és a disszertáció tézispontjaiban összefoglalt eredményekről az alábbi nyilatkozatot teszem.

Tézispontokhoz hozzárendelve, a következő cikkekben és eredményekben a pályázó hozzájárulása volt a meghatározó:

- Gábor Lékó, Szilveszter Domány, and Péter Balázs. "Uncertainty Based Adaptive Projection Selection Strategy for Binary Tomographic Reconstruction". In: Computer Analysis of Images and Patterns. Ed. by Mario Vento and Gennaro Percannella. Vol. 11679. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 74–84. ISBN: 978-3-030-29891-3. DOI: 10.1007/978-3-030-29891-3_7.

  II/1. A rekonstrukciós bizonytalanság, mint optimalizálási érték beépítése két online vetületválasztó eljárásba. A módosított algoritmusok tesztelése és összehasonlítása más, már publikált eljárásokkal.

Ezeket az eredményeket nem használtam fel és a jövőben sem használom fel tudományos fokozat megszerzéséhez.

Kelt.: 2020. 11. 09.

Domány Szilveszter

# Coauthor's declaration

I hereby certify that I am familiar with the thesis of the applicant Mr. **Gabor Leko** entitled **Image Quality Improvement in Computed and Binary Tomography** . Regarding our jointly obtained results that form part of this PhD dissertation, I declare the followings.

Assigned to thesis points, the applicant's contribution was prominent in obtaining the following results in the following paper:

- Nina Korshunova, John Jomo, Gábor Lékó, Daniel Reznik, Péter Balázs and Stefan Kollmannsberger. "Image-based material characterization of complex microarchitectured additively manufactured structures". In: *Computers & Mathematics with Applications* 80 (11 2020), pp. 2462–2480. DOI: 10.1016/j.camwa.2020.07.018. IF: 3.370

IV/2. Proposing CNNs for solving the segmentation problem. Generating the train and test databases. Applying U-Net on the data. Modifying U-Net to get the proposed architecture. Implementation and optimization of certain parts of the above-mentioned method used in the experiments. Comparing the segmentation results to state-of-the-art methods using different quality measures. Evaluation of the results.

I did not and will not use these results in getting an academic research degree.

Date: 09.11.2020, Munich

.....

Nina Korshunova

# Coauthor's declaration

I hereby certify that I am familiar with the thesis of the applicant Mr. **Gabor Leko** entitled **Image Quality Improvement in Computed and Binary Tomography** . Regarding our jointly obtained results that form part of this PhD dissertation, I declare the followings.

Assigned to thesis points, the applicant's contribution was prominent in obtaining the following results in the following paper:

- Nina Korshunova, John Jomo, Gábor Lékó, Daniel Reznik, Péter Balázs and Stefan Kollmannsberger. "Image-based material characterization of complex microarchitectured additively manufactured structures". In: *Computers & Mathematics with Applications* 80 (11 2020), pp. 2462–2480. DOI: 10.1016/j.camwa.2020.07.018. IF: 3.370

IV/2. Proposing CNNs for solving the segmentation problem. Generating the train and test databases. Applying U-Net on the data. Modifying U-Net to get the proposed architecture. Implementation and optimization of certain parts of the above-mentioned method used in the experiments. Comparing the segmentation results to state-of-the-art methods using different quality measures. Evaluation of the results.

I did not and will not use these results in getting an academic research degree.

Date: 9/11/2020

John Jomo

# Coauthor's declaration

I hereby certify that I am familiar with the thesis of the applicant Mr. **Gabor Leko** entitled **Image Quality Improvement in Computed and Binary Tomography** . Regarding our jointly obtained results that form part of this PhD dissertation, I declare the followings.

Assigned to thesis points, the applicant's contribution was prominent in obtaining the following results in the following paper:

- Nina Korshunova, John Jomo, Gábor Lékó, Daniel Reznik, Péter Balázs and Stefan Kollmannsberger. "Image-based material characterization of complex microarchitectured additively manufactured structures". In: *Computers & Mathematics with Applications* 80 (11 2020), pp. 2462–2480. DOI: 10.1016/j.camwa.2020.07.018. IF: 3.370

IV/2. Proposing CNNs for solving the segmentation problem. Generating the train and test databases. Applying U-Net on the data. Modifying U-Net to get the proposed architecture. Implementation and optimization of certain parts of the above-mentioned method used in the experiments. Comparing the segmentation results to state-of-the-art methods using different quality measures. Evaluation of the results.

I did not and will not use these results in getting an academic research degree.

Date: 09.11.2020

Daniel Reznik

Daniel Reznik

## Coauthor's declaration

I hereby certify that I am familiar with the thesis of the applicant Mr. **Gabor Leko** entitled **Image Quality Improvement in Computed and Binary Tomography** . Regarding our jointly obtained results that form part of this PhD dissertation, I declare the followings.

Assigned to thesis points, the applicant's contribution was prominent in obtaining the following results in the following paper:

- Nina Korshunova, John Jomo, Gábor Lékó, Daniel Reznik, Péter Balázs and Stefan Kollmannsberger. "Image-based material characterization of complex microarchitectured additively manufactured structures". In: *Computers & Mathematics with Applications* 80 (11 2020), pp. 2462–2480. DOI: 10.1016/j.camwa.2020.07.018. IF: 3.370

IV/2. Proposing CNNs for solving the segmentation problem. Generating the train and test databases. Applying U-Net on the data. Modifying U-Net to get the proposed architecture. Implementation and optimization of certain parts of the above-mentioned method used in the experiments. Comparing the segmentation results to state-of-the-art methods using different quality measures. Evaluation of the results.

I did not and will not use these results in getting an academic research degree.

Date: 9th / November 2020

Stefan Kollmannsberger

Stefan Kollmannsberger