# Statisztikai motivációjú iteratív képrekonstrukciós eljárás alkalmazása proton komputertomográfiában

Sudár Ákos
Témavezető: Varga-Kőfaragó Mónika, Ph.D.
Konzulensek: Barnaföldi Gergely Gábor, Ph.D.
és Dr. Légrády Dávid

Nukleáris Technikai Intézet, BME
ALICE Budapest Csoport, Wigner Fizikai Kutatóközpont
Bergen proton CT Collaboration, University of Bergen

Pannon Egyetem, 2023. április 12.
36. OTDK – Orvosi fizika, biofizika szekció

# Kutatásaim a témában – Korábbi munkáim

- Proton CT szilikonpixel-detektor karakterisztikájának mérése

G. Tambave *et al* (included Á. Sudár), Characterization of monolithic CMOS pixel sensor chip with ion beams for application in particle computed tomography, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A, **958**, 2020, doi: 10.1016/j.nima.2019.162626.

- Proton CT hűtésrendszerének numerikus szimulációja

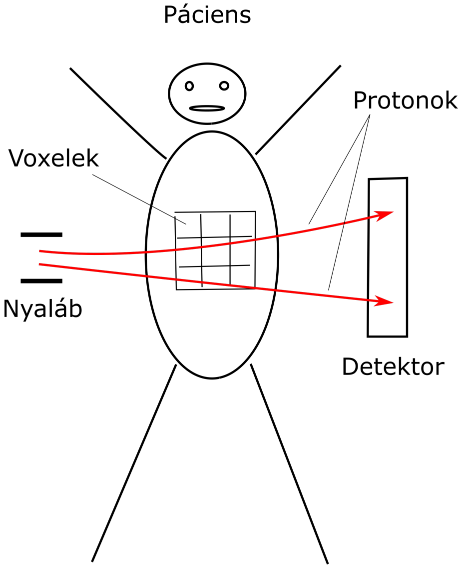
J. Alme *et al* (included Á. Sudár), A High-Granularity Digital Tracking Calorimeter Optimized for Proton CT, Frontiers in Physics, **8**, 2020, doi: 10.3389/fphy.2020.568243.

# Kutatásaim a témában – Jelenlegi kutatásom

**Tézispont 1:** A Richardson – Lucy algoritmus alkalmazható proton komputertomográfiás (pCT) felvételek rekonstruálására.

**Tézispont 2:** A protonok és a térbeli páciens kölcsönhatása a legvalószínűbb részecskepálya helyett a legvalószínűbb részecskepálya körüli valószínűségsűrűség eloszlása alapján is modellezhető. Ezen esetben további optimalizációs lehetőségek nyílnak meg.

# A protonokkal történő képalkotás



# A proton komputertomográfia szerepe

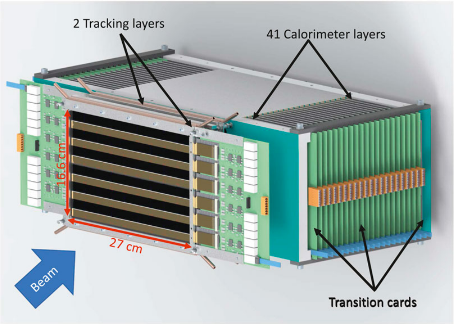
- A CT képalkotás egy anyagjellemző térbeli eloszlását méri
- Proton CT esetében ez a relatív fékezési energia (relative stopping power, RSP)
- Napjainkban röntgen CT felvételekből konvertálják át
  - Ez lényeges hibával jár
  - Ami érdemben csökkenthető pCT képalkotás alkalmazásával $\Rightarrow$ a tumor körüli biztonsági zóna csökkenthető
- Napjainkban a protonterápia-központok száma egyre nő $\Rightarrow$ Növekvő motiváció a technológia fejlesztésére

# Bergen pCT kollaboráció

- Cél: elérni a klinikai tesztelést egy prototípus pCT detektorral

# Bergen pCT kollaboráció

- Cél: elérni a klinikai tesztelést egy prototípus pCT detektorral
- Monolitikus aktív pixel szenzorok (MAPS) alkalmazása
- Ceruzanyalábok alkalmazása
- $10^7$ proton mérése másodpercenként



# Képrekonstrukció – egy nagy lineáris probléma

A képrekonstrukció egy nagy lineáris probléma:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\,\mathbf{x}\,,$$

ahol:

- $\mathbf{y}$ a protonok energiavesztesége $\Leftrightarrow$ RSP pálya menti integrálja
- $\mathbf{x}$ a voxelek RSP értékének vektora
- $\mathbf{A}$ rendszermátrix: proton – voxel kölcsönhatási együtthatók

**Cél: A lineáris probléma megoldása**

$$\mathbf{x} = \mathbf{f}\,(\,\mathbf{y},\;\mathbf{A}\,)\,.$$

# Képrekonstrukció – a rendszermátrix létrehozása

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\,\mathbf{x}\,,$$

ahol **A** a rendszermátrix:

- Ritka mátrix, akár $10^{16}$ elem, akár $10^{12}$ nem nulla elem $\Rightarrow \sim$ 12 Tbyte adat
- Számítása a legvalószínűbb részecskepálya becslésén alapul (most likely path, MLP)
- Proton-voxel kölcsönhatás figyelembevétele:
  - Szakirodalom: MLP voxelben megtett útja alapján
  - Kifejlesztett modell: MLP menti valószínűségsűrűség alapján

# Képrekonstrukció – a lineáris probléma megoldása

Szakirodalomban alkalmazott módszer:

- Diagonálisan relaxált ortogonális vetítések módszere (diagonally relaxed orthogonal projection, DROP)

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^{k} + \frac{\lambda_k}{m} \sum_{j=1}^{m} \frac{\mathbf{y}_j - \langle \mathbf{A}_j, \mathbf{x}^k \rangle}{\|\mathbf{A}_j\|_2^2} \mathbf{A}_j \ ,$$

- Ez egy fixpont iterációs módszer lineáris egyenletrendszerekre

# Képrekonstrukció – Richardson – Lucy algoritmus

- Először alkalmazva proton CT képek rekonstrukciójára
- Eredetileg csillagászati célokra találták ki
- Fixpont iteráció ritka mátrixú lineáris rendszerekre
- Inicializáció: tetszőleges pozitív vektor
  Általában egységvektor, vagy egy közelítő megoldás

A következő kép $i$. voxelének becslése:

$$x_i^{k+1} = x_i^k \frac{1}{\sum\limits_j A_{i,j}} \sum_j \frac{y_j}{\sum\limits_l A_{l,j} x_l^k} A_{i,j} \ ,$$

ahol $k$ az iteráció száma. 20-300 iteráció szokványos.

# Többszörös számítások elkerülése

**Minden voxelre, minden iterációban kiszámítandó:**

$$x_i^{k+1} = x_i^k \frac{1}{\sum_j A(i,j)} \sum_j \frac{y_j}{\sum_l A(l,j) x_l^k} A(i,j) \;\Rightarrow\; x_i^{k+1} = x_i^k N_i \sum_j H_j^k A(i,j)$$

**Minden protonra, minden iterációban kiszámítandó:**

$H_j^k$ a Hadamard arány a $k$. iterációban:

$$H_j^k = y_j \div \sum_l A(l,j) x_l^k$$

**Csak egyszer számítandó minden voxelre:**

$N_i$ az $i$. voxel normalizációja:

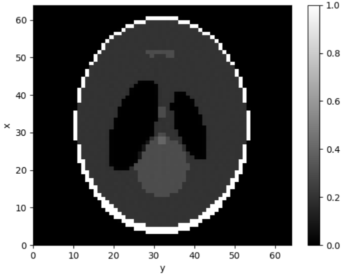
$$N_i = 1 \div \sum_j A(i,j)$$

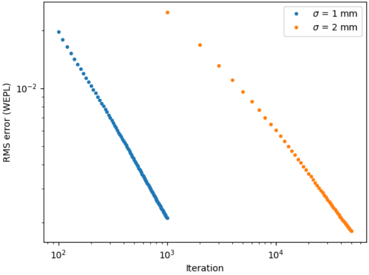
# Képalkotási modell – fizikai megfontolások

- A proton egy harmadfokú spline mentén halad
  $\Rightarrow$ homogén anyagban jó közelítés
- A proton – voxel kölcsönhatás a legvalószínűbb pálya körüli valószínűségsűrűség-eloszlás alapján
  - Az eloszlás szélessége változtatható
- A protonok bemeneti és kimeneti irányának illetve pozíciójának mérési hibája figyelembe vehető

# Shepp – Logan fantom – a hiba nélküli eset

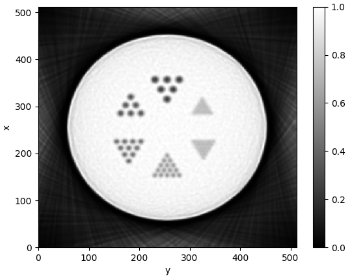
- Rekonstruált eloszlás és a konvergencia
- A konvergencia sebesség függ a valószínűségsűrűség szélességétől

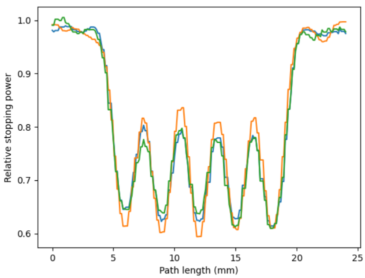


# Derenzo fantom – térbeli felbontás vizsgálata

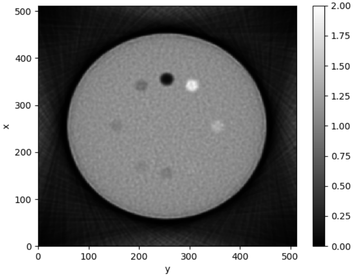
- Rekonstruált eloszlás és a völgyhegyarányt bemutató eloszlás
- Felbontást a pontválasz függvény félértékszélességében (FWHM) mérjük
- Szakirodalom: 3.1 mm $<$ saját algoritmus: 4.3 mm

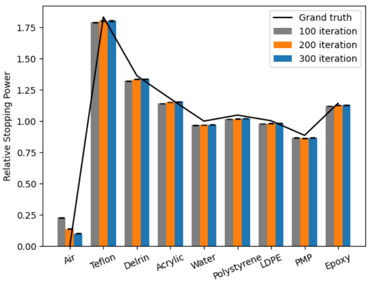


# CTP404 fantom – RSP pontosság vizsgálata

- Rekonstruált eloszlás és a betétek RSP értéke
- RSP pontosság: Szakirodalom: 0.4% < saját algoritmus: 3%



# Összefoglalás

**1. célkitűzés:**

- A Richardson – Lucy algoritmus alkalmazása pCT képrekonstrukcióra

**Eredmény:**

- Optimalizálás előtt is megközelíti a szakirodalmi felbontást
- A RSP eloszlás pontossága elfogadható
  $\Rightarrow$ optimalizálás után még jobb eredmények várhatóak

**2. célkitűzés:**

- Proton – voxel kölcsönhatás valószínűségsűrűség alapján

**Eredmény:**

- A képrekonstrukció működik ezzel a modellel
- A valószínűségsűrűség szélessége $\Rightarrow$ optimalizálható paraméter
- A kutatás jelenlegi fázisában ezen paraméter hatása a képminőség jellemzőire még nem egyértelmű

# Kitekintés – a kutatás folytatása

**Tesztelés Monte Carlo szimulációval:**

- A korábbi modellel kapottal összemérhető eredmények
- A képalkotási modellem pontosnak bizonyult

**Statisztikából kilógó protonok eltávolítása:**

- Az inelasztikus interakción átesett protonok szűrése

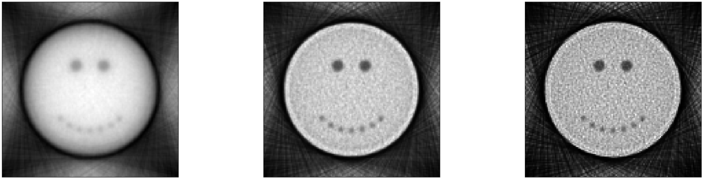
**Mérési bizonytalanság figyelembe vétele:**

- 0.8% pontosságú RSP rekonstrukció
- Új térbeli felbontás: FWHM = 3.7 mm
- Műtermékek eltűnése

**Tudományos közlés:**

- A TDK munkám folytatásából írt cikk beküldésre került a Physics in Medicine & Biology folyóiratba
- Elérhető az arXiv-on: 2212.00126

# Köszönöm a figyelmet!



Ez a munka nem lett volna lehetséges a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Hivatal (NKFIH) támogatása nélkül, az alábbi pályázatokon keresztül: OTKA K135515 és 2019-2.1.6-NEMZ_KI-2019-00011. A számítási kapacitást a Wigner GPU Laboratórium biztosította.

# Bírálók kérdései

**1. kérdés: Sikeres lehet-e esetleg más, akár nem iteratív módszerek alkalmazása ilyen ritka mátrixok esetében?**

- Igen, például Rit et al., 2013) munkája egy nem iteratív képrekonstrukciós eljárás, ami képes figyelembe venni a protonpályák görbültségét, és így az iteratív eljárásokéval összehasonlítható térbeli felbontást is el tud érni. Ezen módszer lényeges hátránya, hogy sokkal több mért adatot igényel az iteratív eljárásoknál.
- A DROP-TVS algoritmus is egy sikeres iterációs ciklus pCT felvételek helyreállítására.
- Az algoritmusfejlesztés hosszútávú célja lenne, hogy egy a képalkotás valószínűségi modelljéből levezetett rekonstrukciós eljárás létrehozása.

# Bírálók kérdései

**2. kérdés: Van valamilyen felső korlát a matrix ritkaságára, amíg kvantitatíve könnyebb a rendszermátrixok elemét számolni, mint pl. hogy a 2. Algoritmus esetén iterációkként kétszer kell kiszámolni az elemeket, ami lényeges lassulást idézhet elő, ha sok az adat.**

- Éles határ nincsen, de ahogyan egyre kevésbé rika a mátrix, úgy egyre több számítást igényel egy iteráció végrehajtása (a rendszermátrix egyre kevesebb eleme nulla).
- Azt tapasztaltam, hogy ahogyan egyre kevésbé ritka a mátrix (azaz egyre rosszabbul kondicionált a probléma), úgy egyre lassabban konvergál az iterációs séma.