

4. félévi beszámoló

Dudás Bence (ffbence@student.elte.hu)

Statisztikus Fizika, Biológiai Fizika és Kvantumrendszerek Fizikája PhD program

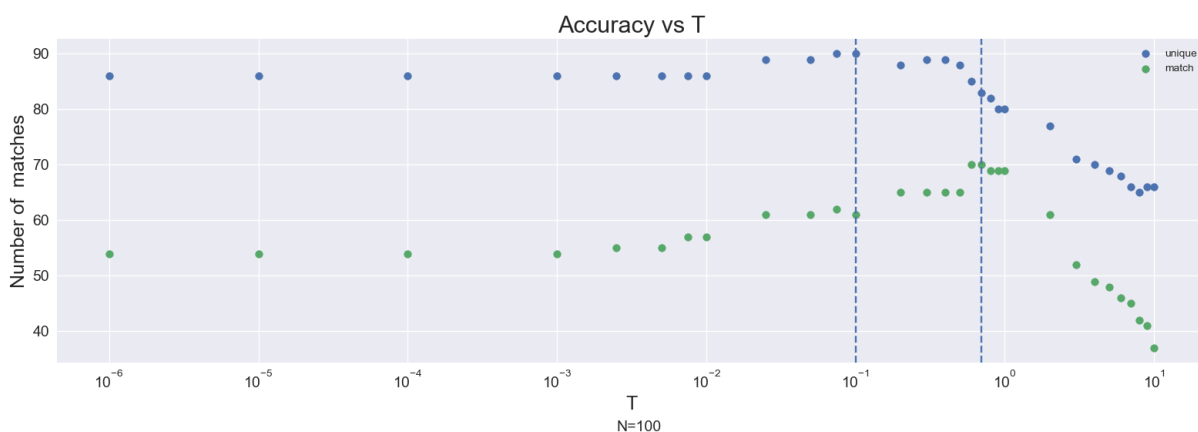
Témavezető: Dr. Papp Gábor, Dr. Bíró Gábor

A dolgozat címe: Mesterséges intelligencia alkalmazása proton tomográfia kiértékelésében

Bevezetés: A hadronos (proton vagy szén) besugárzás a rákterápia egyik formája, melynek során a nehezen hozzáférhető helyeken levő rákos sejteket pusztítjuk el. Mivel ennek hatásmechanizmusa eltér a hagyományosabb gamma besugárzástól, az arra kifejlesztett diagnosztikai módszerek (CT) nem adnak kellő információt a hadron besugárzás pontos tervezéséhez, ezért protonokkal (is) szükséges pontosítani a tomográfiás kiértékeléseket. Proton tomográfiás eljárás során egy erre kifejlesztett detektorrendszerrel mérjük a részecskék beütéseit a detektorrétegekben. Mivel protonokat sugárzunk be ezek valamilyen szóródást szenvednek az adott objektumon, amelyet vizsgálunk és ezen szóródás képéből próbáljuk meghatározni, hogy a vizsgált objektumnak mekkora a protonokra ható fékező ereje adott pontban. Ezen eljárást hívják Proton Tomográfiának (Proton Computed Tomography, pCT). Az én részem ezen projektben, hogy (egyelőre szimulált) besugárzások detektorképeiből rekonstruáljak részecskepályákat, hogy meg tudjuk határozni a beérkező protonok szóródási szögét és kinetikus energiáját (a detektorrendszerbe érkezés előtt).

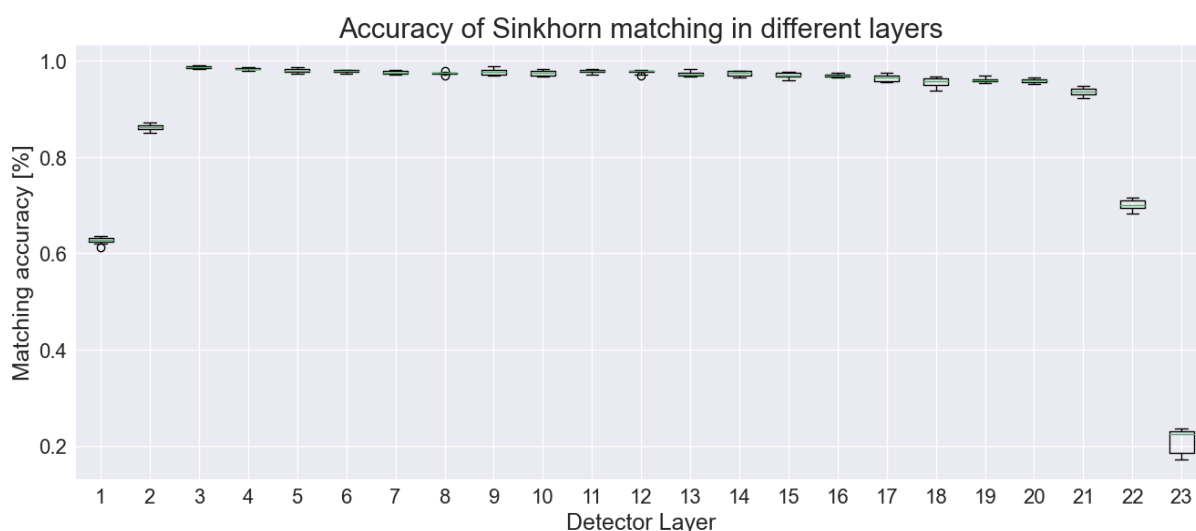
Az előző három félévben elvégzett munkám: Doktori kutatásaim elején azt gondoltuk, hogy egy neurális hálózatba, ha egyszerűen megadjuk a részecskéből a detektorrendszer által kinyert információt (pozíciók és leadott energia mértéke), azzal be tudunk tanítani egy olyan neurális hálózatot, amely képes megjósolni a beérkező részecskék, a detektorrendszerbe való érkezés előtti kinetikus energiáját és szórási szögeit. A probléma viszont ezzel a megközelítéssel az volt, hogy a detektorrendszeren belül nem tudjuk melyik részecske kihez kapcsolódik. Első lépésben tehát megnéztük különböző algoritmusokkal, hogy mennyire pontosan tudunk részecske beütéseket összekötni két szomszédos detektorrétegben.

Az általunk megvizsgált módszerek közül legjobbnak a Sinkhorn matching algoritmus bizonyult, amely nagyon magas pontosságot ért el a detektorrendszer belső rétegeiben, ahogy az az 1. ábrán látható.



1. ábra. Beütések összekapcsolásának pontossága különböző hőmérséklet paraméterekkel 100 részecske esetén. Zöld jelöli, ahol egy ponthoz több másik is kapcsolódhat, kék jelöli, ahol egy ponthoz csak egy másik tartozhat.

Sajnos ez ugyan jó kiinduló alap volt később észrevettük, hogy az első két detektorréteg között, ahol a fizikai konfiguráció is más, a részecskék összekötésének minősége jelentősen csökken. Ez látható a 2. ábrán.



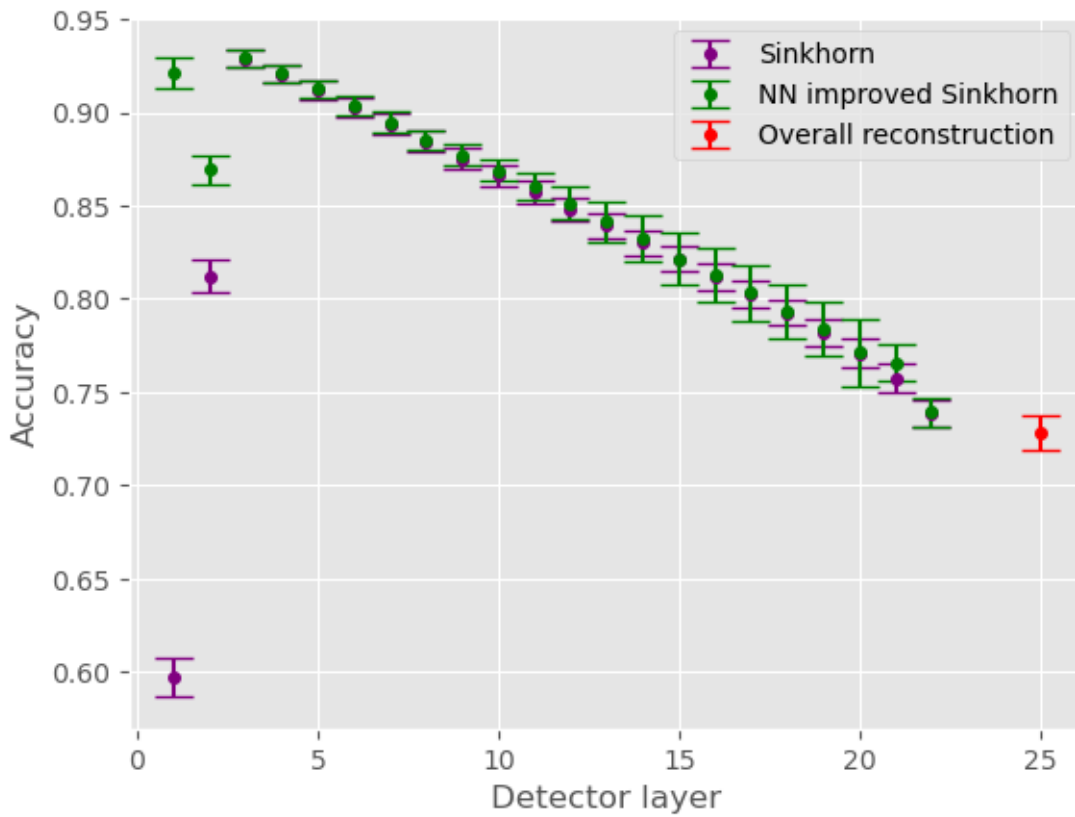
2. ábra. Részecskék összekapcsolásának pontossága két szomszédos detektorréteg között. Egy tipikus besugárzásra.

Ugyan azt látjuk, hogy a pontosság csökken a végén, ez viszont a megálló és detektorrendszert elhagyó részecskék miatt van. Ugyanis a hiányzó adatok ki vannak nullázva, így az összekapcsolást az algoritmus elrontja, hiszen nem tudja megkülönböztetni az értékeket, de ezek a végső rekonstrukció során nem okoznak problémát, egyszerűen kezelhetők.

Ezen eredményekből kiindulva egy olyan neurális hálózat kifejlesztésén dolgoztam, ami előzetes pozíciókból projektál a következő rétegre, majd ezen projektált pont helyzetét köti össze a valódival. A módszer lényege, hogy segítse az algoritmus működését. Ezen eredmények a 3. ábrán láthatóak.

Emellett elkezdtem egyszerűbb gépi tanulási módszerekkel az energiák becslésén dolgozni is. Eredményeimből megkezdtem egy publikáció írását, amelyet áprilisban a lap publikált. A

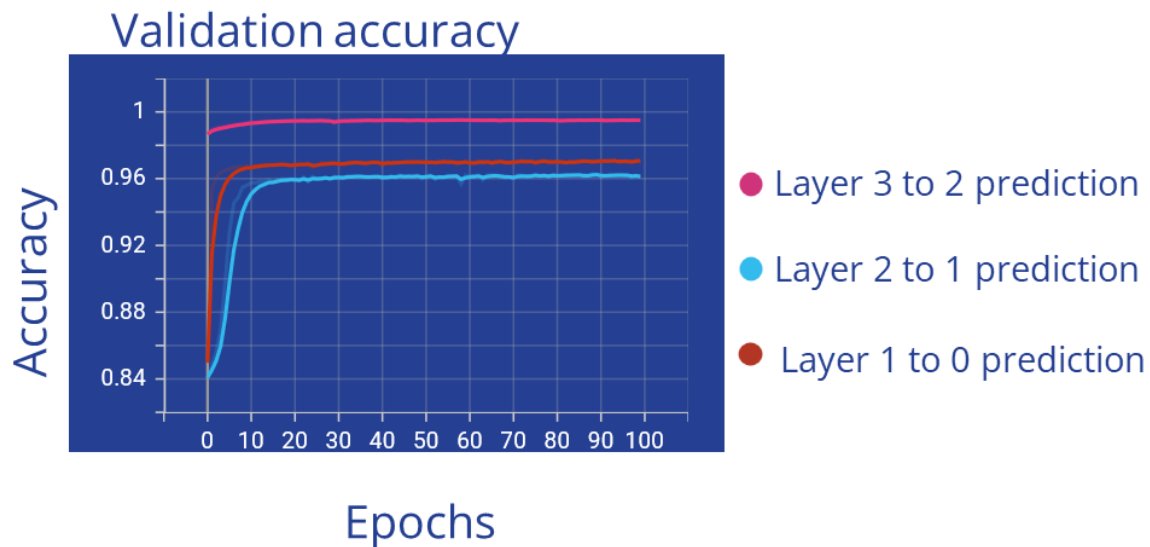
bergen pCT kollaborációs szokásai szerint a kollaboráció minden tagjának a neve rá került a szerzők közé és mindez névsorrendben. Ám a cikkben bemutatott eredmények kétharmada az én kutatásom eredményei, másik harmada pedig Jólesz Zsófia doktorandusz társam eredményei.



3. ábra. Egyes detektorrétegek közötti összekapcsolási pontosság csupán a Sinkhorn algoritmussal, valamint a neurális hálózattal segített algoritmussal 100 részecskére. A teljes rekonstrukció pedig az egész részecskepálya hibátlan előállítása.

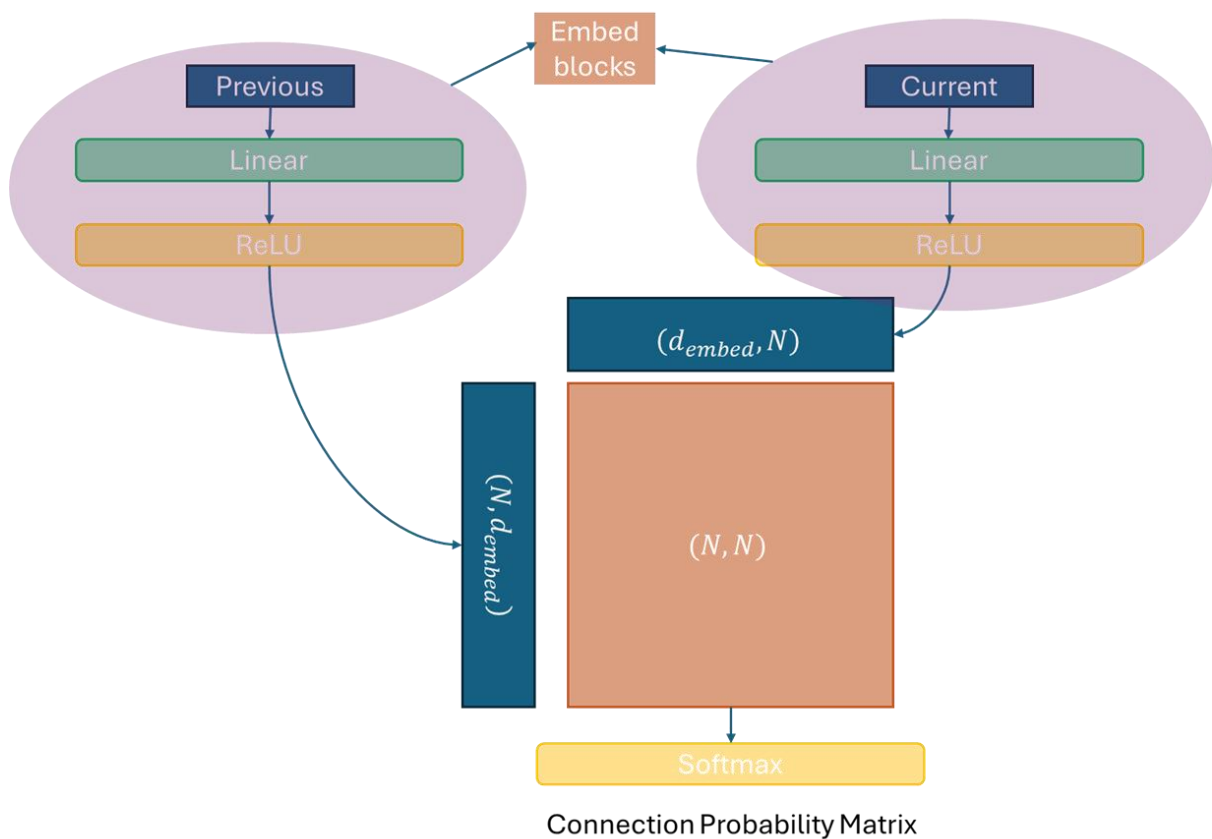
Az aktuális félévben végzett munkám:

A részecskepálya rekonstrukció pontossága még nem volt elég megfelelő nekünk, ezért a meglévő modell fejlesztésével és finomhangolásával foglalkoztam. A megfelelő hiperparaméterek mellett a pozíció projekciós neurális hálózat által elért eredmények a 4. ábrán láthatóak.



4. ábra. A neurális hálózat által segített szomszédos részecskék összekapcsolása a hálózat tanítása folyamán. A kiértékelés a 100-200 mm vastagságú fantomokon szóródó részecskéket vizsgált összesen 20 000 eseményt, eseményenként 100 részecskével.

Egy alternatív neurális hálózat kialakításán is elkezdtem dolgozni, amely a tradicionális összekapcsoló algoritmusok kiváltására szolgál. A hálózat bemenetként veszi a két szomszédos részecske pozíciókat, majd ezekből készít egy magas dimenziós reprezentációt. A magas dimenziós vektorok értékeit összeszorozza egymással így konstruálva egy olyan mátrixot, ami megmondja, hogy melyik részecske melyikhez kapcsolódik a legnagyobb valószínűséggel. Ahhoz, hogy tényleges valószínűségeket kapjunk az egész mátrix bemegy egy softmax aktivációs függvénybe. Az modell sematikus ábrázolása az 5. ábrán látható.



5. ábra. Matching algoritmus kiváltására szolgáló neurális hálózat sematikus ábrája.

A hálózat teljesítménye már jelenleg is jobb, mint a hagyományos algoritmusé, hiszen átlagosan 72% pontosságot ér el, ám ez még mindig nem jobb, mint amikor a hagyományos módszert segítettük a pozíció projekcióval. Jövőbeli tervem, hogy ezen modellt fejlesszem, valamint a projekciós modellel egy hálózatba helyezzem a két modellt. Ez ugyan a pCT szempontjából nem feltétlen garantál jelentős részecskepálya rekonstrukciós pontosságot, reményeim szerint hasonló problémákban előnyt jelenthet.

Publikációk:

M. Aehle et al, *Reconstruction of proton relative stopping power with a granular calorimeter detector model*, **International Journal of Modern Physics A**(2025), doi: 10.1142/S0217751X25420084

Konferencia részvételek:

- Proton Computed Tomography, GPU Day (2023)
- Trajectory reconstruction for proton computed tomography with machine learning, Zimányi winter school for physics (2023)
- Proton trajectory reconstruction for Proton Computed Tomography with machine learning algorithms, GPU Day (2024)
- Trajectory reconstruction for proton computed tomography with machine learning, V4-HEP Workshop (The Theory and Experiment in High Energy Physics) (2024)

- Deep particle tracking for pCT detector system, GPU Day (2025)

Tudomány népszerűsítő előadások:

- Egy részecske élete a mesterséges intelligenciától a rákkezelésig, Kutatók Éjszakája ELTE szervezés (2023)
- Proton tomográfiás jelek feldolgozása ideghálózatokkal, Téli Iskola a Magyar Fizikus Hallgatók Egyesületének szervezésében (2023)
- Mesterséges intelligencia a rákkezelésben. Egy fizikus szemével. Kutatók Éjszakája ELTE szervezés (2024)
- Egy részecske élete a mesterséges intelligenciától a rákkezelésig, Kápolnásnyéki Tudástár (2024)
- Előadás a Kárpát Medencei Nyári Egyetem eseményén (2024)
- Tudományos ismeretterjesztés középiskolások számára a Kempelen Farkas Gimnáziumban.
- Kísérletek bemutatás Pilisvörösváron a Palánta Általános Iskola tanulóinak (2024)

Oktatási tevékenység:

- Korszerű számítástechnikai módszerek a fizikában II (2023), 3 előadás megtartása (3x90 perc).
- Korszerű számítástechnikai módszerek a fizikában I (2024), 2 előadás megtartása (2x90 perc).
- Korszerű számítástechnikai módszerek a fizikában II (2024), 5 előadás megtartása, házi feladatok javítása.
- Korszerű számítástechnikai módszerek a fizikában I (2025), 9 előadás megtartása, házi feladatok javítása.
- Modern fizika laboratórium (2024), 4 mérési alkalom levezénylése.
- Adatbányászat és gépi tanulás (2024), 13 előadás megtartása, 3 nagy projekt javítása.

Díjak, elismerések:

Doktoranduszi Kiválósági Ösztöndíj Program (2023)

NVIDIA oktatói csomag (2024)