

Kutatási terv

Olasz Katalin Anna

Témavezető:

Dr. Gyebnár Gyula, PhD.

Diffeomorf és Sokaságmélet-alapú Keretrendszerek Alkalmazása Funkcionális Neuroradiológiai és Kvantitatív Agyi MR Képalkotásban

Bevezetés

A funkcionális neuroradiológia napjaink egyik legdinamikusabban fejlődő területe, különösen az agyi mikrostruktúra olyan korai elváltozásainak azonosításában, amelyek még nem okoznak makroszkópikus szöveti károsodást, így a jelenleg széles körben alkalmazott MRI technikákkal nehezen felismerhetők, korlátozva a korai diagnózis és prevenció lehetőségét.

Az olyan fejlett képalkotó eljárások, mint a Quantitative Susceptibility Mapping (QSM) és a multiparametrikus kvantitatív MRI (qMRI) lehetőséget kínálnak a finom mikrostruktúrális változások korai azonosítására és például neurodegeneratív betegségek kialakulásával járó folyamatok követésére. Az e körbe tartozó módszerek fejlesztése és validálása, az orvostudomány és az MRI fizika határterületének intenzíven kutatott témaköre, morfológiai modellezéssel és geometria-érzékeny analitikai eszközökkel történő integrálásuk az adatfeldolgozásban és kiértékelésben hordoz ígéretes lehetőségeket.

Célok

A kutatás célja egy olyan matematikai és biológiai szempontból is megalapozott keretrendszer kidolgozása, amely lehetővé teszi a QSM és más qMRI adatok együttes értelmezését, diffeomorf modelleken keresztül. A projekt középpontjában annak vizsgálata áll, hogy a korai agyi elváltozások térbeli-geometriai mintázata és a hozzájuk tartozó mikrostruktúrális paraméterek hogyan kapcsolhatók össze és írhatók le egységes módon, sokaságméleti és gépi tanulási módszerek alkalmazásával.

Megvalósítás

A kutatás során olyan nyílt hozzáférésű nemzetközi adatbázisokból származó MRI-adatokat tervezünk felhasználni, melyek a QSM-feldolgozáshoz szükséges multi-echo GRE szekvenciák nyers fázis- és amplitúdóképei mellett, egyéb például diffúzió, vagy relaxációs ráta alapú kvantitatív MRI felvételeket is tartalmaznak. Ilyen adatforrások például a QSM Challenge 2.0, a Cornell MRI-QSM adatbázis, illetve egyes OpenNeuro-projektek, amelyek révén lehetőség nyílik megfelelő mennyiségű és változatosságú tanulóadatbázis összeállítására.

Ezekből az adatokból saját pipeline segítségével történne a QSM térképek rekonstrukciója, majd ezek illesztése egyéb kvantitatív MRI-metrikákkal, valamint az adott agyterületek diffeomorf morfológiai reprezentációival.

A képfeldolgozási szakaszban deep learning alapú szegmentációs megoldásokat (pl. U-Net) tervezünk alkalmazni a releváns agyi struktúrák (például hippocampus-formatio, basalis ganglionok) pontos elkülönítésére. Ezt követően a képi adatok összehangolását és regisztrációját végezzük el a Large Deformation Diffeomorphic Metric Mapping (LDDMM) eljárás segítségével. A kapott anatómiai alakmodellekre vetített QSM és qMRI paraméterek felhasználásával így minden egyes struktúrát egy összetett, jel-alapú geometriai objektumként lehet reprezentálni.

Ezeket az alak-jel reprezentációkat sokaságelméleti térbe ágyazva vizsgálnánk, manifold tanulás és Riemann-geometriai módszerek segítségével. E modellek képesek lehetnek különböző betegségtípusok és stádiumok leírására, sőt, prediktív értékkel is bírhatnak a betegség előrehaladásának irányát és ütemét illetően. Gépi tanulási algoritmusokat (klasszifikáció, regresszió) használunk majd a klinikai státusz, a konverziós kockázat vagy az egyéni progressziós mintázat előrejelzésére.

A modell klinikai értékét, az elérhető adatok függvényében, többféle betegségcsoport (pl. Alzheimer-kór, Parkinson-kór, szklerózis multiplex) esetén is tervezzük megvizsgálni, a kvantitív képi információt, például neuropszichológiai teljesítményt mérő skálákkal (pl. MoCA, UPDRS) összevetve. A cél olyan biomarkerek kidolgozása, amelyekkel lehetőség nyílik a funkcionális károsodások korai jeleinek szenzitív felismerésére és követésére.

Amennyiben a fejlesztett rendszer stabil és megbízható predikciós teljesítményt mutat a nemzetközi adatokon, a pipeline-t a Semmelweis Egyetem Neurológiai Klinika betegeinek az Orvosi Képző Klinika MRI berendezésén keletkezett felvételein is tesztelnénk. Ez lehetőséget adna arra, hogy a kutatás transzlációs értéke valós klinikai környezetben is megmutatkozzon, valamint hozzájárulna a személyre szabott diagnosztikai és prognosztikai neuroradiológiai eszközök hazai fejlesztéséhez.

Budapest, 2025. 05. 14.

Témavezető aláírása:



Dr. Gyebnár Gyula, PhD.

Hivatkozások

1. Lekadir, K., Frangi, A. F., Porras, A. R., Glocker, B., Cintas, C., Langlotz, C. P., et al. (2025). FUTURE-AI: international consensus guideline for trustworthy and deployable artificial intelligence in healthcare. *BMJ*, 388:e081554. <https://doi.org/10.1136/bmj-2024-081554>.
2. Amor, B. B., Arguillère, S., & Shao, L. (2023). ResNet-LDDMM: Advancing the LDDMM Framework Using Deep Residual Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 45(3), 3707–3720. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3174908>.
3. Zhang, M., Wells, W. M., & Golland, P. *Probabilistic modeling of anatomical variability using a low dimensional parameterization of diffeomorphisms*. (Kérlek pontosítsd a megjelenés helyét és évét, ha szükséges.)
4. Hashizume, M. (2021). Perspective for Future Medicine: Multidisciplinary Computational Anatomy-Based Medicine with Artificial Intelligence. *Cyborg and Bionic Systems*, Article ID 9160478. [https://doi.org/10.34133/2021/9160478:contentReference\[oaicite:0\]{index=0}](https://doi.org/10.34133/2021/9160478:contentReference[oaicite:0]{index=0}).
5. Ueno, Y., Oda, M., Yamaguchi, T., et al. (2024). Deep learning model for extensive smartphone-based diagnosis and triage of cataracts and multiple corneal diseases. *British Journal of Ophthalmology*. [https://doi.org/10.1136/bjo-2023-324488:contentReference\[oaicite:1\]{index=1}](https://doi.org/10.1136/bjo-2023-324488:contentReference[oaicite:1]{index=1}).
6. Biondani, F., Benassi, L., Bissacco, G., et al. (2020). Surface micro and nanostructuring of three-dimensional components of micro medical devices. *Procedia CIRP*, 95, 915–920. [https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.178:contentReference\[oaicite:2\]{index=2}](https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.178:contentReference[oaicite:2]{index=2}).
7. Ohnishi, T., Nakamura, Y., Tanaka, T., et al. (2016). Deformable image registration between pathological images and MR image via an optical macro image. *Pathology – Research and Practice*, 212(10), 927–936. [https://doi.org/10.1016/j.prp.2016.07.018:contentReference\[oaicite:3\]{index=3}](https://doi.org/10.1016/j.prp.2016.07.018:contentReference[oaicite:3]{index=3}).
8. Stouffer, K. M., Witter, M. P., Tward, D. J., & Miller, M. I. (2022). Projective diffeomorphic mapping of molecular digital pathology with tissue MRI. *Communications Engineering*, 1:44. [https://doi.org/10.1038/s44172-022-00044-1:contentReference\[oaicite:4\]{index=4}](https://doi.org/10.1038/s44172-022-00044-1:contentReference[oaicite:4]{index=4}).
9. Zhong, J., Phua, D. Y. L., & Qiu, A. (2010). Quantitative evaluation of LDDMM, FreeSurfer, and CARET for cortical surface mapping. *NeuroImage*, 52(1), 131–141. [https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2010.03.085:contentReference\[oaicite:5\]{index=5}](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2010.03.085:contentReference[oaicite:5]{index=5}).
10. Zhong, J., & Qiu, A. (2010). Multi-manifold diffeomorphic metric mapping for aligning cortical hemispheric surfaces. *NeuroImage*, 49(1), 355–365. [https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.08.026:contentReference\[oaicite:6\]{index=6}](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.08.026:contentReference[oaicite:6]{index=6}).
11. Pirzada, S., Uddin, M. N., Figley, T. D., et al. (2020). Spatial normalization of multiple sclerosis brain MRI data depends on analysis method and software package. *Magnetic Resonance Imaging*, 68, 83–94. [https://doi.org/10.1016/j.mri.2020.01.016:contentReference\[oaicite:7\]{index=7}](https://doi.org/10.1016/j.mri.2020.01.016:contentReference[oaicite:7]{index=7}).