

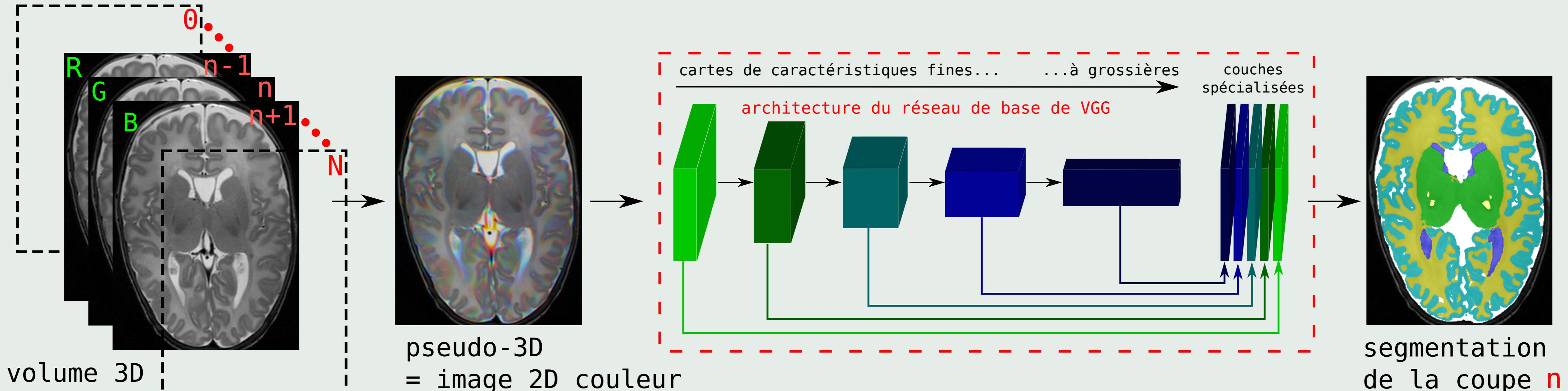
Segmentation d'IRM de cerveaux de nouveau-nés en quelques secondes à l'aide d'un réseau de neurones convolutif "pseudo-3D" et de transfert d'apprentissage

Yongchao Xu ^{1,2}, Thierry Géraud ¹, Isabelle Bloch ²
¹ EPITA Research and Development Laboratory (LRDE), France
² LTCI, Télécom ParisTech, Université Paris-Saclay, France

theo@lrde.epita.fr

En résumé (pour les gens pressés)

pour toute coupe n faire :



Problème :

- On veut une segmentation précise d'un volume cérébral IRM...
- ...et on veut l'obtenir très très rapidement.

Pourquoi notre approche est intéressante :

- parce qu'elle est toute légère :-)

Conclusion :

- une nouvelle approche pour gérer les volumes 3D
→ pseudo-3D ©
- des résultats à l'état de l'art...
- ...et obtenus en quelques secondes
⇒ vive le deep décomplexé !

Les trucs vraiment importants ici

Ce que font les gens :

- des patchs 3D en chaque voxel [1] ou...
- ...des patchs 2,5D = 3 patchs 2D en chaque voxel [2]
→ c'est très lourd / lent
- un réseau dédié [...]
→ grosse base d'apprentissage nécessaire

Ce que nous proposons :

- envoyer une série d'images 2D à un réseau de type FCNN
 - 3 coupes du volume = 1 image 2D couleur
 - c'est ça le **pseudo-3D**
- réutiliser le cœur d'un réseau rapide pré-entraîné, VGG [3]
 - c'est du **transfert d'apprentissage** [4]

Les bases d'évaluation [5] et le *timing* serré

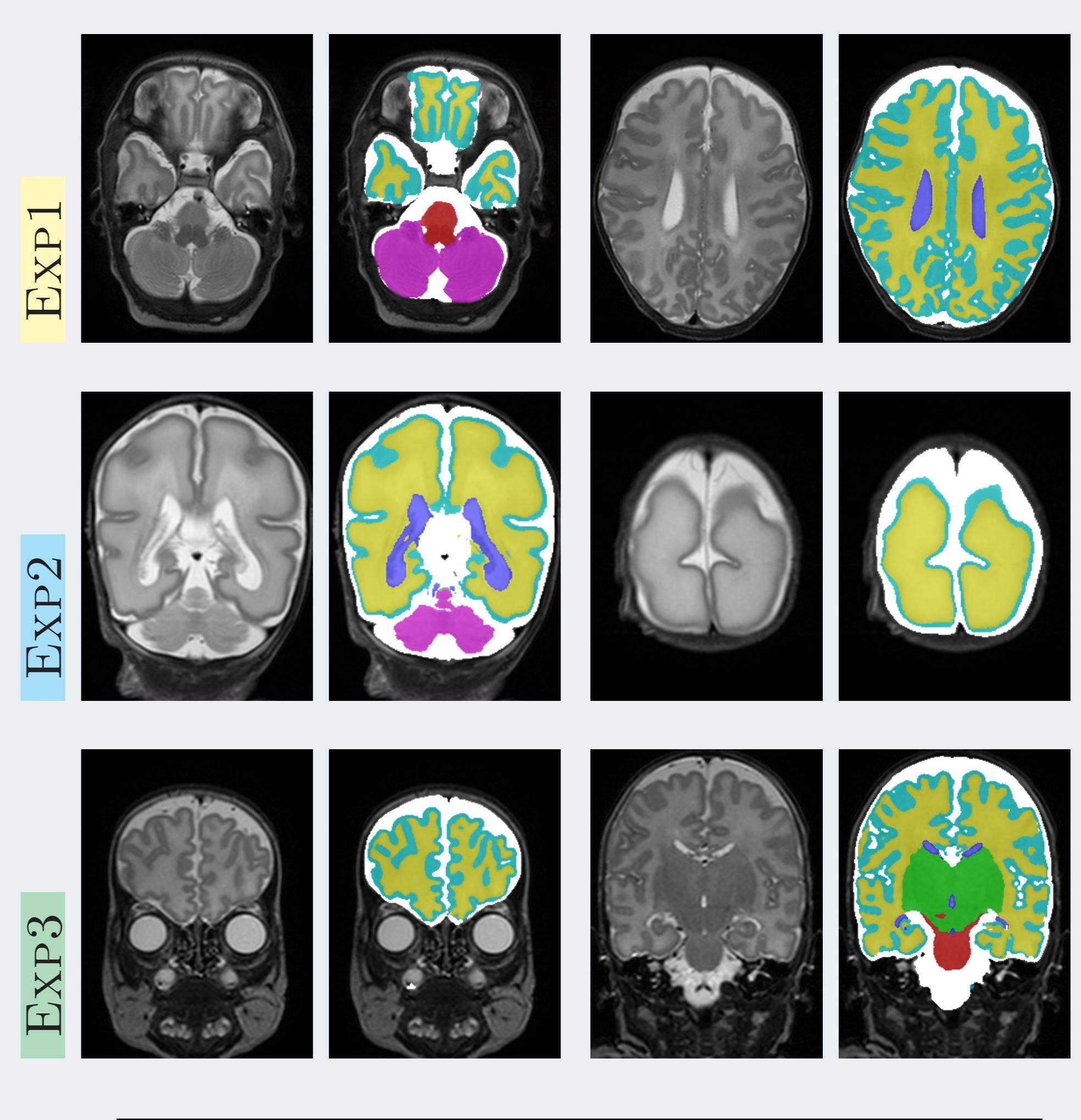
Code	Coupes	Âge	Nbr. de voxels	Voxels (mm ³)	Expériences (images)	Temps
EXP1	axiales	40 semaines	512×512×50	0,35×0,35×2,0	2 apprentissage / 5 test T2	3,5 s
EXP2	coronales	30 semaines	384×384×50	0,34×0,34×2,0	2 apprentissage / 5 test T2	2,2 s
EXP3	coronales	40 semaines	512×512×110	0,35×0,35×1,2	2+2 apprentissage / 5 test T2	6,5 s

Des résultats quantitatifs qui comptent

Code	Méthode	CoGM		BGT		UWM		BS		CB		Vent		CSF	
		DC	MSD												
EXP1	méthode proposée	0.87	0.11	0.91	0.51	0.93	0.11	0.85	0.49	0.94	0.33	0.87	0.24	0.83	0.20
	UPF_SIMBioSys	0.85	0.15	0.93	0.29	0.91	0.17	0.85	0.15	0.94	0.28	0.83	0.44	0.79	0.29
	UNC-IDEA	0.86	0.11	0.92	0.33	0.92	0.13	0.83	0.27	0.92	0.45	0.79	0.25	0.79	0.25
	médianes des 5 suivants	0.84	0.18	0.88	0.62	0.88	0.25	0.79	0.69	0.91	0.53	0.81	0.32	0.73	0.54
EXP2	méthode proposée	0.79	0.14	0.89	0.42	0.95	0.14	0.84	0.37	0.91	0.30	0.87	0.33	0.89	0.13
	UPF_SIMBioSys	0.75	0.16	0.90	0.38	0.93	0.22	0.86	0.32	0.92	0.31	0.88	0.25	0.85	0.17
	CIMAT_Team	0.69	0.26	0.89	0.41	0.93	0.28	-	-	-	-	0.82	0.22	0.82	0.22
	médianes des 5 suivants	0.60	0.38	0.82	0.77	0.87	0.46	0.71	0.88	0.87	0.40	0.86	0.41	0.74	0.46
EXP3	méthode proposée	0.79	0.21	0.86	0.98	0.91	0.18	0.68	1.13	0.89	0.65	0.82	0.41	0.82	0.30
	MorphoSeg	0.77	0.21	0.86	0.96	0.89	0.24	0.72	0.95	0.91	0.55	0.78	0.39	0.78	0.39
	UPF_SIMBioSys	0.73	0.27	0.89	0.52	0.87	0.30	0.76	0.53	0.91	0.59	0.85	0.34	0.72	0.55
	médianes des 5 suivants	0.72	0.28	0.87	0.87	0.85	0.35	0.73	0.84	0.91	0.62	0.81	0.48	0.71	0.59

DC = Dice coefficient / MSD = Mean squared displacement

Quelques résultats qualitatifs de qualité



Une bibliographie très sélective

- [1] H. Chen et al., "VoxResNet: Deep voxelwise residual networks for volumetric brain segmentation," <https://arxiv.org/abs/1608.05895>, 2016.
- [2] K. Fritscher et al., "Deep neural networks for fast segmentation of 3D medical images," in *MICCAI*, vol. 2, 2016, pp. 158-165.
- [3] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," *CoRR*, vol. abs/1409.1556, 2014.
- [4] J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, "Fully convolutional networks for semantic segmentation," in *CVPR*, 2015, pp. 3431-3440.
- [5] I. Isgum et al., "Evaluation of Automatic Neonatal Brain Segmentation Algorithms: the NeoBrainS12 Challenge," *Medical Image Analysis*, vol. 20, no. 1, pp. 135-151, 2015.

Matériel supplémentaire : <http://publications.lrde.epita.fr/xu.17.gretsi>