

Domains transfer for higher resolution images

Stage M2 Recherche

Encadrants : T. Artières et S. Ayache – QARMA@LIS

Durée : 5 à 6 mois (Avril - Septembre)

Rémunération : Tarif stage

Sujet :

L'apprentissage *adversarial* [Goodfellow et al., 2014] consiste à entraîner simultanément deux réseaux sur une tâche contradictoire : un *discriminateur* doit distinguer deux sources de données : l'une provenant d'un ensemble d'apprentissage, tandis que l'autre est obtenue par un *générateur*. L'entraînement alterné de ces deux réseaux tend à les rendre meilleurs jusqu'à équilibre où le discriminateur ne peut plus distinguer la provenance d'une donnée. Ce paradigme est particulièrement intéressant car fonctionne de manière non-supervisé, tout en apportant une supervision sur le générateur. Certains travaux récents utilisent un discriminateur *adversarial* pour contraindre des parties de réseaux à produire une certaine distribution de données, permettant alors un meilleur contrôle sur l'apprentissage ou lors de la phase d'inférence. [Makhzani et al., 2016] utilisent un critère *adversarial* pour contraindre un autoencodeur à projeter les données proches d'une distribution fixée a priori. [Ganin et al., 2016], [Tzeng et al., 2017] intègrent un discriminateur *adversarial* dans un réseau convolutionnel pour résoudre une tâche d'adaptation de domaine, [Mathieu et al., 2016] apprennent des représentations indépendantes (*disentangled*) du style ou du contenu pour la génération d'images.

L'objectif de la super résolution (SR) d'images est de produire une image haute résolution (HR) à partir d'une ou plusieurs images de plus faible résolution (LR). Des premières méthodes se sont inspirées des approches par encodage sparse pour le débruitage d'images et la complétion d'images [Buades et al., 2005] à partir de bases de patches à plusieurs résolutions [Glasner et al., 2009] [Yang et al., 2010]. Les travaux les plus récents utilisent des architectures profondes composées de couches résiduelles [Lim et al., 2017] ou de contraintes *adversarial* pour favoriser une super résolution plus réaliste [Ledig et al., 2017]. Ces dernières méthodes, bien qu'efficaces, nécessitent beaucoup d'exemples d'apprentissage en hautes résolutions, souvent difficilement disponibles.

Ce sujet de stage vise à proposer une méthode de super résolution ou de génération d'images haute résolution dans la situation où seulement peu (voire pas) d'exemples en haute résolution ne sont disponibles. La méthode proposée pourra s'inspirer des approches d'apprentissage de représentations *disentangled* et en adaptation de domaines en intégrant des contraintes *adversarial* pour faciliter la génération d'images à plus haute résolution, indépendamment des domaines. Le transfert entre domaines de résolutions différentes (1x vs 2x/4x) ainsi que le transfert entre des domaines de contenus différents (images naturelles vs images médicales/visages) seront considérés d'abord individuellement, puis conjointement. Ce travail pourra, par exemple, trouver des applications pour la super résolution d'images médicales (IRM, ...) où les images hautes résolutions sont souvent

onéreuses à obtenir, à partir d'une supervision provenant d'autres jeux de données HR disponibles.

Le déroulé du stage comportera une étude bibliographique, l'élaboration et l'implémentation d'une architecture, et l'évaluation par l'expérimentation sur plusieurs jeux de données. Une première implémentation réalisée en *pytorch* pourra servir de base de départ.

References

- [Bora et al., 2018] Ashish Bora, Eric Price, Alexandros G. Dimakis, AmbientGAN: Generative models from lossy measurements, ICLR 2018
- [Buades et al., 2005] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel. A review of image denoising algorithms, with a new one. *SIAM MMS*, (2), 2005.
- [Ganin et al., 2016] Yaroslav Ganin, Evgeniya Ustinova, Hana Ajakan, Pascal Germain, Hugo Larochelle, François Laviolette, Mario Marchand, Victor Lempitsky, Domain-Adversarial Training of Neural Networks, JMLR 2016
- [Glasner et al., 2009] D. Glasner, S. Bagon and M. Irani, "Super-resolution from a single image," *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, Kyoto, 2009, pp. 349-356.
- [Goodfellow et al., 2014] Ian J. Goodfellow and Jean Pouget-Abadie and Mehdi Mirza and Bing Xu and David Warde-Farley and Sherjil Ozair and Aaron C. Courville and Yoshua Bengio, Generative Adversarial Nets, NIPS 2014
- [Ledig et al., 2017] Ledig, C., Theis, L., Huszar, F., Caballero, J., Aitken, A. P., Tejani, A., Totz, J., Wang, Z., and Shi, W. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. *CVPR* 2017.
- [Lim et al., 2017] Lim, B., Son, S., Kim, H., Nah, S., and Lee, K. M. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution. NTIRE Workshop @ CVPR 2017.
- [Makhzani et al., 2016] Alireza Makhzani, Jonathon Shlens, Navdeep Jaitly, Ian Goodfellow, Brendan Frey, Adversarial Autoencoders, ICLR 2016
- [M. Mathieu et al., 2016] Mathieu, M., Zhao, J., Sprechmann, P., Ramesh, A., & LeCun, Y. (2016). Disentangling factors of variation in deep representations using adversarial training. *NIPS* 2016
- [Tzeng et al., 2017] Eric Tzeng, Judy Hoffman, Kate Saenko, Trevor Darrell Adversarial Discriminative Domain Adaptation, CVPR 2017
- [Yang et al., 2010] J. Yang, J. Wright, T. S. Huang and Y. Ma, "Image Super-Resolution Via Sparse Representation," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 11, pp. 2861-2873, Nov. 2010.