

## Générer une carte par apprentissage profond



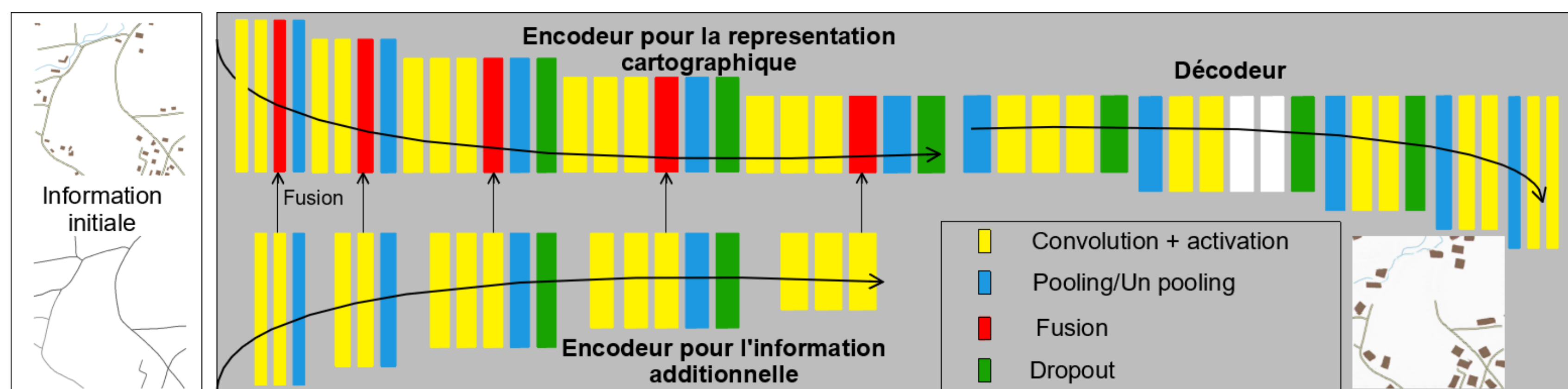
Une des limitations majeures de ces expériences est la représentation initiale des données qui ne reflètent pas toutes les informations géographiques nécessaires à la création de la carte cible. (Isola et al., 2017; Courtial et al., 2021; Kang et al., 2019)

## Représentation de l'information initiale



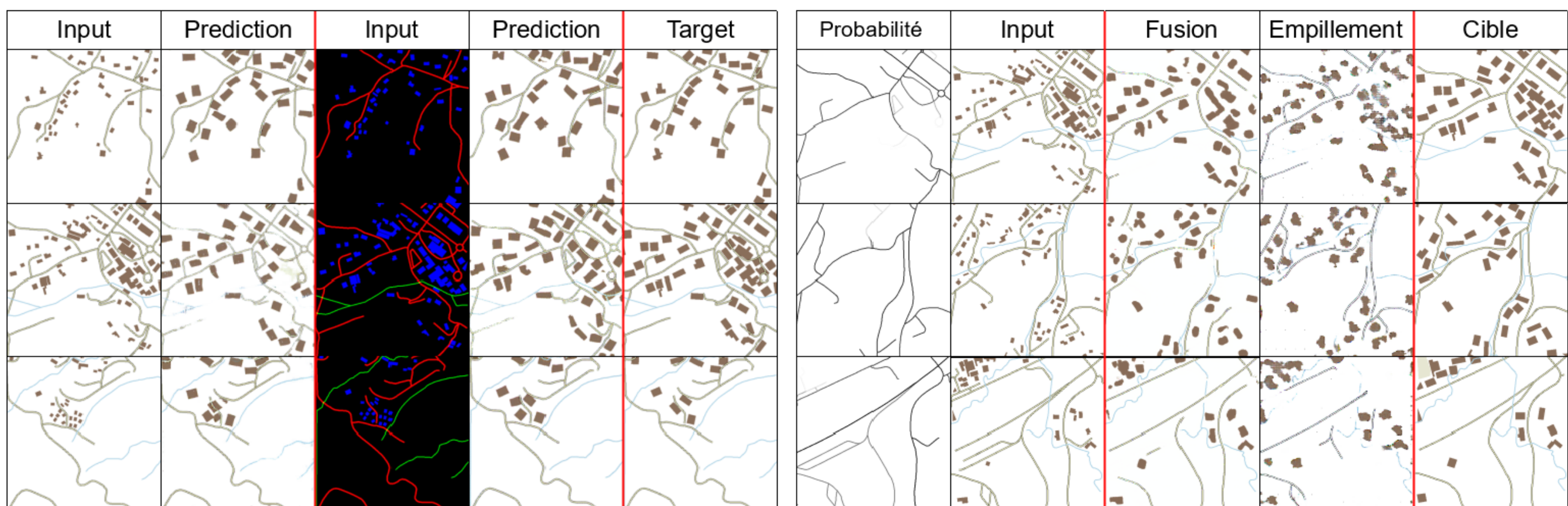
On propose de comparer la représentation par thème à la représentation symbolisée. Puis d'étudier la combinaison avec l'information sur les routes: "probabilités de sélection".

## Méthode de combinaison basée sur un FuseNet (Hazırbaş et al., 2016)



## Résultats

Nos premières expérimentations ont montré que la représentation par thème limite les effacements d'information liés à ces superpositions pour les cas où l'information est dense et la superposition entre symboles est importante dans l'image initiale. De plus, l'ajout de l'information additionnelle permet d'améliorer la sélection du réseau routier. Le réseau en forme de FuseNet préserve davantage sa structure générale.



## Références

- Courtial, A., Touya, G., and Zhang, X. (2021). Generative Adversarial Network to Generalise Urban Areas in Topographic maps. In *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLIII-B4-2021. Copernicus GmbH. ISSN: 1682-1750.
- Hazırbaş, C., Ma, L., Domokos, C., and Cremers, D. (2016). FuseNet: Incorporating Depth into Semantic Segmentation via Fusion-Based CNN Architecture.
- Isola, P., Zhu, J., Zhou, T., and Efros, A. (2017). Image-to-image Translation with Conditional Adversarial Networks.
- Kang, Y., Gao, S., and Roth, R. E. (2019). Transferring Multiscale Map Styles Using Generative Adversarial Networks. *International Journal of Cartography*, 5(2-3). arXiv: 1905.02200.