

Rain Nowcasting

Projet PRAT

Rapport bibliographique

Lucas Beretti

25 octobre 2021

Contents

| | | |
|----------|---|----------|
| 1 | Méthodes traditionnelles | 2 |
| 2 | Méthodes par apprentissage profond | 2 |
| 2.1 | Approches récurrentes | 2 |
| 2.1.1 | ConvLSTM | 2 |
| 2.1.2 | TrajGRU | 2 |
| 2.2 | Approches U-Net | 2 |
| 2.3 | Approche par réseau de neurones génératif | 2 |
| 3 | Réalisation du projet | 2 |
| 3.1 | Objectifs du projet | 2 |
| 3.2 | Calendrier prévisionnel | 2 |

Introduction

1 Méthodes traditionnelles

Un premier article parle de différentes méthodes traditionnelles (TREC, MOVA, ROVER) [1].

Une librairie Python implémentant des méthodes de prédiction de pluie à court terme. [2]

2 Méthodes par apprentissage profond

2.1 Approches récurrentes

2.1.1 ConvLSTM

L'approche récurrente par ConvLSTM représente la toute première méthode par Deep Learning sur le sujet. Cet article présente des améliorations vis-à-vis de l'approche ROVER basée sur le flot optique. [3]

2.1.2 TrajGRU

D'autres travaux ont été réalisés avec des approches récurrentes dans le but d'améliorer la solution ConvLSTM. Le majeur reproche qui lui était fait est l'invariance par translation introduite par l'opération de convolution qui ne permet pas de bien décrire les mouvements de masses nuageuses comme le fait une approche par flot optique. Par conséquent, le modèle TrajGRU apporte une solution à ce problème en déterminant de manière dynamique, par apprentissage, les connexions entre les couches cachées. [4]

2.2 Approches U-Net

Une approche U-Net à laquelle on veut comparer les résultats des autres approches. [5]

Un second article compare une approche U-Net, similaire du papier précédent en architecture, au modèle TrajGRU. Les résultats obtenus par le U-Net sont légèrement meilleurs à faible taux de précipitation et les résultats sont légèrement moins bon à un taux plus élevé. [6]

2.3 Approche par réseau de neurones génératif

Comparaison d'un réseau GAN à plusieurs approches dont un U-Net. De meilleurs résultats sont obtenus pour des précipitations plus importantes et préserve une meilleure enveloppe spatiale. [7]

3 Réalisation du projet

3.1 Objectifs du projet

Comparer les approches récurrentes et GAN au U-Net en [5].

3.2 Calendrier prévisionnel

Références

- [1] Wang-chun Woo and Wai-kin Wong. “Operational Application of Optical Flow Techniques to Radar-Based Rainfall Nowcasting”. In: *Atmosphere* 8.3 (2017). ISSN: 2073-4433. DOI: 10.3390/atmos8030048. URL: <https://www.mdpi.com/2073-4433/8/3/48>.
- [2] Seppo Pulkkinen et al. “Pysteps: an open-source Python library for probabilistic precipitation nowcasting (v1.0)”. In: *Geoscientific Model Development* 12 (Oct. 2019), pp. 4185–4219. DOI: 10.5194/gmd-12-4185-2019.
- [3] Xingjian Shi et al. *Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting*. 2015. arXiv: 1506.04214 [cs.CV].
- [4] Xingjian Shi et al. *Deep Learning for Precipitation Nowcasting: A Benchmark and A New Model*. 2017. arXiv: 1706.03458 [cs.CV].
- [5] Vincent Bouget et al. “Fusion of Rain Radar Images and Wind Forecasts in a Deep Learning Model Applied to Rain Nowcasting”. In: *Remote Sensing* 13.2 (Jan. 2021), p. 246. DOI: 10.3390/rs13020246. URL: <https://hal.sorbonne-universite.fr/hal-03112093>.
- [6] Lei Han et al. “Convective Precipitation Nowcasting Using U-Net Model”. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (2021), pp. 1–8. DOI: 10.1109/TGRS.2021.3100847.
- [7] Suman Ravuri et al. *Skillful Precipitation Nowcasting using Deep Generative Models of Radar*. 2021. arXiv: 2104.00954 [cs.LG].