



李连发、王劲峰等在小样本时空建模及其地表参数反演方面取得新进展

发布时间: 2020-12-28 | 【大 中 小】

传统时空建模方法由于受实测样本数有限的影响，应用总体在实际应用中时空二阶稳态的假定较难满足，可能会导致时空变异函数较难拟合或过拟合，从而使传统方法建模精度及训练模型的泛化性有限，在实际应用中独立性测试精度有限，由于统计量有偏或总体分异可能产生有偏估计结果。而现代深度学习方法虽然因为精度高及强泛化性在很多领域包括地学领域取得了扩展性的应用，但其本身有诸多缺欠，包括地学域知识缺乏、过拟合、预测的不确定性、大样本的训练需求等。而机器学习方法随机森林、XGBoost，虽然精度高，但其本身模型缺欠在地球表面建模中可能会引入偏差，如对小样本的连续变量的离散化输入可能导致地学表面建模的不连续性。

中国科学院地理科学与资源研究所李连发、王劲峰等研究人员针对这些时空建模的不足，提出了小样本的全残差深度时空学习模型。该方法创新性地引入了全残差到回归网络模型中，克服了传统的回归神经网络模型的层数过深导致的梯度消失从而影响训练，新模型的训练即使采用小样本情况下加深网络层数也能保持较好的训练稳定性，减少了过拟合，提高泛化性，克服了传统的深层回归网络训练的不足。而全残差模型的连续变量的输入避免了离散化导致的信息丢失及小样本表面建模的不连续性，限制性优化则可将相应的地学知识作为限制条件加入优化中，获得更符合实际的结果。依赖稳定的深层网络的大参数空间及限制性优化，模型具有较强的捕捉时空变异关系的能力，克服传统的时空建模方法泛化性有限的不足。此外，所提出的建模框架融入了时空协变量捕捉时空相关性，而通过多个全残差深度时空基模型引导聚集算法，进一步提高了模型的稳定性，并获得了预测结果的变异系数，作为预测结果的不确定性度量。

该时空建模方法在中国大陆地区气象参数的地表栅格反演、遥感气溶胶产品缺值反演（平均缺失值达到50%以上）、主要空气污染物浓度的时空地表栅格重构等国内外的应用方面取得重要进展，典型的应用成果包括：1) 完成了对NASA的高级气溶胶数据产品MAIAC AOD在中国大陆地区的2015-2018年缺值反演，反演结果保持同原有数据一致性，使得该产品在中国大陆该时段时空域无缺失值，提高了该产品的实用性；2) 中国大陆地区的卫星的OMI-NO₂的缺值反演，并结合地面的交通路网、土地利用等完成了地面NO₂的高分辨率及高精度时空表面重构。

研究成果发表在国际著名的机器学习及遥感期刊包括IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems、Remote Sensing of Environment等。本研究获得国家自然科学基金（41471376、42071369）、中科院先导专项（XDA19040501）等资助。

覆盖中国大陆的插补完整的MAIAC AOD（2015-2018）数据产品：<https://doi.org/10.7910/DVN/RNSWRH>

论文信息：

1) Lianfa Li, Ying Fang, Jinfeng Wang, Jun Wu, Yong Ge, 2020, Encoder-Decoder Full Residual Deep Networks for Robust Regression and Spatiotemporal Estimation, *IEEE Transactions on Neural Network and Learning System*, <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2020.3017200>.

2) Lianfa Li, Jiajie Wu, 2021, Spatiotemporal Estimation of Satellite-Borne and Ground-Level NO₂ Using Full Residual Deep Networks, *Remote Sensing of Environment*, 254, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112257>.

3) Lianfa Li, Meredith Franklin, Mariam Girguis et al., 2020, Spatiotemporal Imputation of MAIAC AOD Using Deep Learning with Downscaling, *Remote Sensing of Environment*, 237, 111584, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111584>.

4) Lianfa Li, 2020, Optimal Inversion of Conversion Parameters from Satellite AOD to Ground Aerosol Extinction Coefficient Using Automatic Differentiation, *Remote Sensing*, 12(3), 492, <https://doi.org/10.3390/rs12030492>.

5) Lianfa Li, 2020, A Robust Deep Learning Approach for Spatiotemporal Estimation of Satellite AOD and PM_{2.5}, *Remote Sensing*, 12(2), 264, <https://doi.org/10.3390/rs12020264>.

6) Lianfa Li, Mariam Girguis, Frederick Lurmann, et al., 2020, Ensemble-based Deep Learning for Estimating PM_{2.5} over California with Multisource Big Data Including Wildfire Smoke, *Environment International*, 145, 106143, <https://doi.org/10.1016/j.envint.2020.106143>.



版权所有 © 中国科学院地理科学与资源研究所 备案序号：京ICP备05002838号-1 文保网安备案号：1101080067

地址：北京市朝阳区大屯路甲11号 邮编：100101 电话：010-64889276

Email: weboffice@igsnr.ac.cn

