



Title	Soft Periodic Convolutional Recurrent Network for Spatiotemporal Climate Forecast and Periodicity Analysis
Author(s)	Phermphoonphiphat, Ekasit
Citation	大阪大学, 2022, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/88134
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

Abstract of Thesis

Name (PHERMPHOONPHIPHAT EKASIT)

Title

Soft Periodic Convolutional Recurrent Network for Spatiotemporal Climate Forecast and Periodicity Analysis

(時空間気候予測と周期性分析のためのソフト周期・畳み込みリカレントネットワーク)

Abstract of Thesis

Spatiotemporal prediction on climate data aims to predict future spatial data by learning from prior spatial sequence data. The study investigates the availability of the constructed architecture of convolutional layers and deconvolutional layers, and applies to convolutional long short-term memory (ConvLSTM). The ConvLSTM structure is utilized as a multivariate spatiotemporal climate prediction to predict the upper tropospheric circulations over the Northern Hemisphere, a geopotential height at 300 hPa (ZH300) variable. In addition, we compare the ConvLSTM with the baseline methods of convolutional neural network (CNN) and linear regression (LR). The results showed that the proposed model obtained a root mean square error (RMSE) of 77.36 meters (0.84% compared to the average ZH300 value) in short-term prediction. Meanwhile, CNN and LR models obtained RMSE of 109.35 (1.19%) and 153.61 (1.67%), respectively. The ConvLSTM maintains RMSE even in long-term prediction. Furthermore, the prediction features' investigation result showed that temperature at 300 hPa (T300) and prior ZH300 features are essential for ZH300 prediction. However, the ConvLSTM that considers only short-range sequential information may not be adequate to deal with periodic patterns such as seasonality. It is crucial for the climate prediction model to capture periodicity change.

This dissertation adopts a Periodic Convolutional Recurrent Network (Periodic-CRN) model to employ the periodicity component in the periodic representation dictionary (PRD). However, Periodic-CRN assumes stationary periodicity as PRD refers to exactly the same index of the previous cycle, which means "hard" periodicity. This paper focuses on "soft" yearly periodicity, including nearby months and a multiple-year cycle. It proposes a Soft Periodic-CRN (SP-CRN) with three proposals of utilizing periodicity components: nearby-time (PRD-1), periodic-depth (PRD-2), and periodic-depth differencing (PRD-3) representation to improve climate forecasting accuracy. The attention module in the SP-CRN can weigh the importance of periodic representations, which help capture the periodic pattern. In order to capture the spatial change over the periodicity phase, the dynamic spatial weights (DSW) on the attention module are proposed, which are multiple spatial weights for the attention module output, and switched according to the prediction month. This study experimented on geopotential height at 300 hPa (ZH300) and sea surface temperature (SST) datasets of ERA-Interim. The results showed the superiority of PRD-1 plus or minus one month of a prior cycle to capture the phase shift. In addition, PRD-3 considered that only the depth of one differencing periodic cycle (i.e., the previous year) could significantly improve the prediction accuracy of ZH300 and SST. The mixed method of PRD-1 and PRD-3 (SP-CRN-1+3) showed a competitive or slight improvement over their base models. We improve the prediction result drastically by adding the metadata component to indicate the month with one-hot encoding to SP-CRN-1+3. The results showed that the proposed method could learn four years of periodicity from the data, which may relate to the El Niño-Southern Oscillation (ENSO) cycle.

論文審査の結果の要旨及び担当者

氏 名 (PHERMPHOONPHIPHAT EKASIT)			
	(職)	氏 名	
論文審査担当者	主 査	准教授	福井 健一
	副 査	教授	沼尾 正行
	副 査	教授	藤崎 泰正
	副 査	教授	谷田 純

論文審査の結果の要旨

近年、データ駆動型気象予測モデルの研究が盛んに行われている。従来の機械学習による気象予測モデルは、予測対象直近の時系列を入力として次のステップを予測するモデルを構築している。一般に気象は地球の自転や公転により周期性を有している。本博士論文では、気象の持つ周期性に着目し、深層学習による気象予測精度を向上させる手法を提案している。提案法は、直近の時空間系列データに対してConvLSTM(Convolutional Long-Short Term Memory)などにより獲得した潜在変数をPeriodic Representation Dictionary (PRD)に保存しておき、周期に合わせて保存した過去の潜在変数と現在の直近系列とを合わせて予測モデルを学習する。その際に、本論文では位相のずれに柔軟に対応できるように次の3種類のPRDの拡張を行っている。

- (1) Nearby-Time Representation : 1周期前の前後数ステップからなる潜在変数集合
- (2) Periodic-Depth Representation : 複数周期からなる潜在変数集合
- (3) Periodic-Depth-Differencing Representation : 潜在変数の周期差分の集合

実験では客観再解析データに適用し、300hPaにおけるジオポテンシャル高度 (ZH300) および海表面温度分布 (SST) の1ヶ月先予測において提案法の有効性を示している。ZH300はジェット気流と関係が深く、季節予報に関連する変数である。ZH300, SSTどちらにおいても提案法はConvLSTMに対して大きく予測精度が向上し、予測誤差の空間分布において提案法は熱帯・亜熱帯地域の誤差を大きく減らしていることを確認している。また3種類のPRDについて、範囲パラメータやPRDの組合せに関して大規模に実験を行い、ZH300, SSTどちらにおいてもPRD (3)の周期差分情報が有効であることを明らかにした。そして、PRD (1)および(2)において保存された潜在変数に対する動的な重み (Attention Weight) から、季節性に関する分析を行い、エルニーニョとラニーニャの卓越周期との関連性を示唆する結果が得られた。

本博士論文では、気象予測を対象に周期性を活用した深層学習モデルを提案しているが、提案法は気象に限らず広く周期性を有する時空間データの予測に適用可能であり、機械学習の発展に貢献するものである。

以上を要するに、本論文は周期性を利用した深層学習による気象予測に関する研究を行い、その有効性を確かめたもので、機械学習による気象予測において情報科学技術の果たす役割の進展に大きく貢献するものである。よって、博士(情報科学)の学位論文として価値のあるものと認める。