

2019年3月31日

## Downscaling Precipitation and Temperature with Temporal Neural Networks

本文强调了一种时间性能强大的神经网络

数据:

CGCM1  
NCEP-NCAR reanalysis dataset  
A meteorological station at  
Chute-des-Passes

方法:

本文主要将Time-lagged feed-forward networks(TLFN)的降尺度方法和传统的统计降尺度模型(Statistical Downscaling Model, SDSM)的效果进行比较。

文章将数据分为四个时间段:

current(1961-2000), 2020s(2010-39), 2050s(2040-69), 2080s(2070-99).

其中, 1961-90作为神经网络的校正集, 1991-2000作为验证集。

TABLE 1. Large-scale predictor variables obtained from the CGCM1 outputs.

Daily variable	Description
Temp	Mean temperature
MSLP	Mean sea level pressure
p500	500-hPa geopotential height
p850	850-hPa geopotential height
Rhum	Near-surface relative humidity
Shum	Near-surface specific humidity
s500	Specific humidity at 500-hPa height
s850	Specific humidity at 850-hPa height
*_f	Geostrophic airflow velocity
*_z	Vorticity
*_u	Zonal velocity component
*_v	Meridional velocity component
*_th	Wind direction
*_zh	Divergence

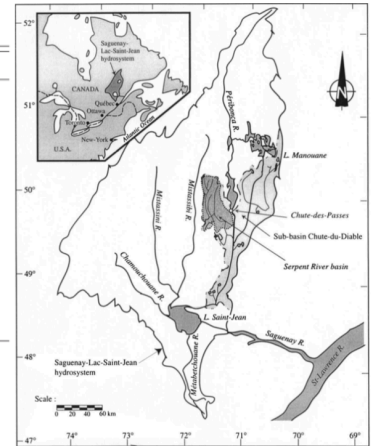


FIG. 1. Location of the study area in northern Quebec (Canada).

结果:

未来:

1. 观测的月平均降水与TLFN降尺度数据的current时段吻合较好 (图a), 而TLFN降尺度数据的标准差要比观测值略低 (图b);
2. 这表明使用TLFN方法对CGCM1进行降尺度可能会低估局地降水;
3. SDSM和TLFN都预报了降水的显著增加;
4. 然而, TLFN预测降水的季节性变化 (夏季增加16%, 冬季增加54%), SDSM的结果却是冬季变化34%, 春季变化49%。

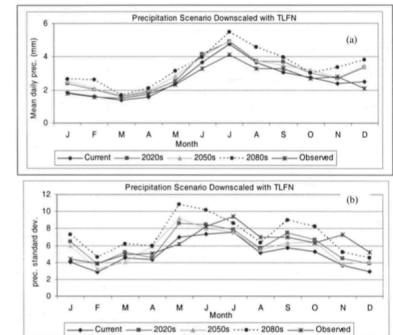


FIG. 4. Observed precipitation and precipitation downscaled with TLFN from the CGCM1 climate change scenario.

对河流影响:

1. 观察发现使用HBV-96进行模拟和观测值相近, 但会低估每一年冬季的流量;
2. 在验证集上的总流量总体表现较好, 因此可以使用该模型对未来进行模拟评估;
3. 通过TLFN和SDSM对数据进行降尺度, 2080s相对于current, 总流量会增加20.5%和39.1%;
4. 在验证集上的总流量总体表现较好, 因此可以使用该模型对未来进行模拟评估;
5. 对CGCM1数据分别使用TLFN和SDSM进行降尺发现, 河流流量在五月增加最多, 在六月减少最多;
6. 在验证集上的总流量总体表现较好, 因此可以使用该模型对未来进行模拟评估。

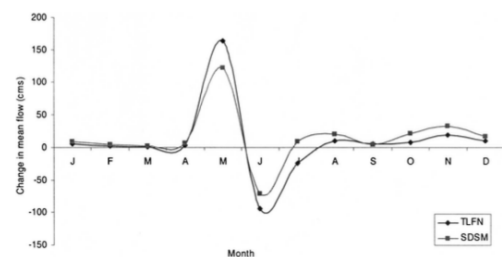


FIG. 8. Comparison of simulated changes in monthly mean flows between the current and the 2080 time periods.

结论:

1. 使用TLFN进行降尺度的最主要优点在于其时间处理上无需任何额外计算成本;
2. TLFN模型估计, 到2080s, 年平均降水增加27.6%; SDSM估计年平均降水增加44%;
3. 同样, 两个模型对于到2080s时日气温的增长趋势相似, 年平均气温大约上升4~5°C;
4. 对于季节性变化, 冬季温度上升最大, 秋季上升幅度最小;
5. Serpent河流流量在五月增加最高, 在六月减少最高, 这和早春时期融雪有关。