

# 基于低频增量 SVD 模态的动力-统计相结合次季节预报方法

李娟, 徐邦琪, 朱志伟, 张可越

南京信息工程大学 气象灾害教育部重点实验室/气候与环境变化国际联合实验室/气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 江苏 南京 210044

## 一、方法简介

本方法是一种基于 SVD 模态的动力统计相结合的次季节预报方法。考虑同期热带和热带外的大气异常强迫信号, 并提取其与预报量的高耦合模态, 利用动力模式预报的耦合模态作为预报因子, 采用多元线性回归的方法对预报量的候增量做预报。这种基于物理意义的动力-统计相结合的预报方法, 旨在提高对于次季节的天气过程, 尤其是高影响的灾害天气过程的预测能力, 并能直接应用于次季节尺度的降水和气温等气象要素的业务预测中。

## 二、技术路线

(1) 基于观测资料, 选取同期热带外中高纬 500hPa 位势高度以及热带地区 OLR 作为预报因子变量, 并计算预报量预报因子的低频增量距平;

(2) 利用 SVD 方法, 分别提取 500hPa 位势高度和 OLR 增量与预报量增量异常的高耦合模态, 利用历史资料进行交叉检验, 挑选稳定的前 k 个模态;

(3) 利用所选 500hPa 位势高度和 OLR 稳定模态所对应的时间系数作为预报因子, 基于多元线性回归方法, 构建预报量增量的次季节预测模型;

(4) 计算动力模式预报的 500hPa 位势高度和 OLR 的增量异常 (分别投影到观测所得 SVD 稳定模态对应的奇异向量上, 得到相应各稳定模态的时间系数, 再将所得时间系数代入已建立的次季节预测模型中, 得到预报量增量的预测结果;

(5) 将增量的预测结果与前一时次的观测距平相加, 得到最终的次季节预测结果。

## 三、数据

该方法在建模时期所采用的逐日 500hPa 位势高度场再分析数据来自 ERA-interim 资料 (Dee et al., 2011), 空间分辨率为  $1.5^{\circ} \times 1.5^{\circ}$ 。逐日 OLR (Outgoing Longwave Radiation, 外逸长波辐射) 来自美国国家海洋和大气管理局 (Liebmann et al., 1996), 空间分辨率为

2.5°×2.5°。观测的逐日降水资料来自中国气象局信息中心提供的基于站点的格点资料 (CN05.1; 吴佳和高学杰, 2013),分辨率为 0.25°×0.25°。时间长度为 1999-2010 年。

预报时期采用 ECMWF S2S 模式( Vitart et al., 2017)。ECMWF 模式版本为 2021 年,每周起报报两次的 46 天预报数据,分辨率为 1.5°×1.5。为了使用方便,ECMWF 的数据利用 Yang et al. (2018)定义的方法将资料处理成逐日起报。

#### 四、具体实施步骤

##### (1) 计算增量距平

以候增量(5 天平均增量)为例。预报量的增量由预报候与前一候的差计算得到,即相邻两候的候增量。候增量距平即为候增量减去候增量的气候态平均。

考虑到次季节天气过程主要受到热带和热带外中高纬大气异常强迫的共同影响。因此选择同期的反映热带对流活动的 OLR,以及反映中高纬大气变量的 500hPa 位势高度场作为预报因子变量。并计算这预报因子变量场和预报量场的候增量距平。

$$\Delta P(x, t) = \delta P(x, t) - \overline{\delta P(x, t)}$$

$$\Delta OLR(x, t) = \delta OLR(x, t) - \overline{\delta OLR(x, t)}$$

$$\Delta H500(x, t) = \delta H500(x, t) - \overline{\delta H500(x, t)}$$

其中,  $\delta P$ 、 $\delta OLR$ 、 $\delta H500$ 分别为预报量, OLR 和 500hPa 位势高度的候增量。 $\overline{(\quad)}$ 表示平均值,  $\Delta P$ 、 $\Delta OLR$ 、 $\Delta H500$ 分别为预报量, OLR 和 500hPa 位势高度的候增量距平。 $x$  表示数据的空间维,  $t$  表示回报时间段。

##### (2) 提取稳定的 SVD 模态

利用历史观测资料和 SVD 方法和交叉检验的方法,挑选稳定的 SVD 模态。具体步骤如下: a. 每次取  $n$  候出来作为检验时段,而其余的时段作为训练时段; b. 对训练时段的预报因子和预报量场进行 SVD 分解得到前  $k$  个模态,并分别将检验时段的预报因子和预报量场投影到相应的前  $k$  个模态的特征向量上,则每个模态在检验时段可得到一对时间系数; c. 重复上述过程直到得到整个时间段的时间系数; d. 若模态相应的成对时间系数之间显著相关,则该模态被认为是稳定的。

计算稳定模态的特征向量和时间系数的乘积总和,便可重构预报量或者预报因子场。

$$\Delta P_1(x, t) \approx \sum_{k=1}^M U_{p1}^k(x) u_{p1}^k(t)$$

$$\Delta OLR(x, t) \approx \sum_{k=1}^M V_{olr}^k(x) v_{olr}^k(t)$$

$$\Delta P_2(x, t) \approx \sum_{k=1}^N U_{p2}^k(x) u_{p2}^k(t)$$

$$\Delta H500(x, t) \approx \sum_{k=1}^N V_{H500}^k(x) v_{H500}^k(t)$$

其中  $U_{p1}^k, V_{olr}^k$  分别为预报量和 OLR 场第  $k$  个 SVD 模态对应的特征向量,  $u_{p1}^k, v_{olr}^k$  为相应 SVD 模态的时间系数,  $M$  为稳定模态数。同理, 其中  $U_{p2}^k, V_{H500}^k$  分别为预报量和 500hPa 位势高度场第  $k$  个 SVD 模态对应的特征向量,  $u_{p2}^k, v_{H500}^k$  为相应 SVD 模态的时间系数,  $N$  为稳定模态数。

### (3) 建立统计-动力相结合次季节预测方程

#### 1) 建立次季节预测模型

利用 SVD 分解所得的成对时间系数 ( $u_{p1}^k, v_{olr}^k; u_{p2}^k, v_{H500}^k$ ) 是高度相关的这一特性, 用所选 500hPa 位势高度和 OLR 稳定模态所对应的时间系数  $v^k$  代替  $u^k$  重建  $\Delta P$ , 并利用多元线性回归方法, 构建预报量低频增量的次季节预测模型:

$$\Delta P_{fore}(x, t) \approx C_{olr}(x) \sum_{k=1}^M U_{p1}^k(x) v_{olr}^k(t) + C_{H500}(x) \sum_{k=1}^N U_{p2}^k(x) v_{H500}^k(t)$$

其中  $\Delta P_{fore}$  为回报的预报量低频增量异常,  $C_{olr}, C_{H500}$  分别为利用 OLR 和 500hPa 位势高度场的时间系数重构的降水场回归系数。这里利用  $u^k, v^k$  的高相关特性, 用  $v^k$  代替  $u^k$  重建  $\Delta P$ 。

#### 2) 引入动力模式的预测因子

首先计算动力模式预报的同期 500hPa 位势高度和 OLR 的候增量异常 ( $\Delta OLR_D, \Delta H500_D$ ), 分别投影到观测 SVD 稳定模态对应的奇异向量上 ( $V_{olr}^k, V_{H500}^k$ ),

得到相应的模态时间系数 ( $v_{olr_D}^k, v_{H500_D}^k$ )，再将所得时间系数代入已建立的次季节预测模型中，得到预报量候增量异常的预测结果。

$$v_{olr_D}^k(t') = \sum_{x=1}^n \Delta OLR_D(x, t') \times V_{olr}^k(x)$$

$$v_{H500_D}^k(t') = \sum_{x=1}^n \Delta H500_D(x, t') \times V_{H500}^k(x)$$

$$\Delta P_{fore}(x, t') = C_{olr}(x) \sum_{k=1}^M U_{p1}^k(x) v_{olr_D}^k(t') + C_{H500}(x) \sum_{k=1}^N U_{p2}^k(x) v_{H500_D}^k(t')$$

其中  $t'$  表示独立预报时段。

最后将候增量异常的预测结果与前一候的观测距平相加，得到预测的候距平。示意图如图 1 所示。同理，在计算步骤 (1) 时把候增量更改为 10、15、20 天等平均的增量，最终可计算出相应的次季节预测结果。

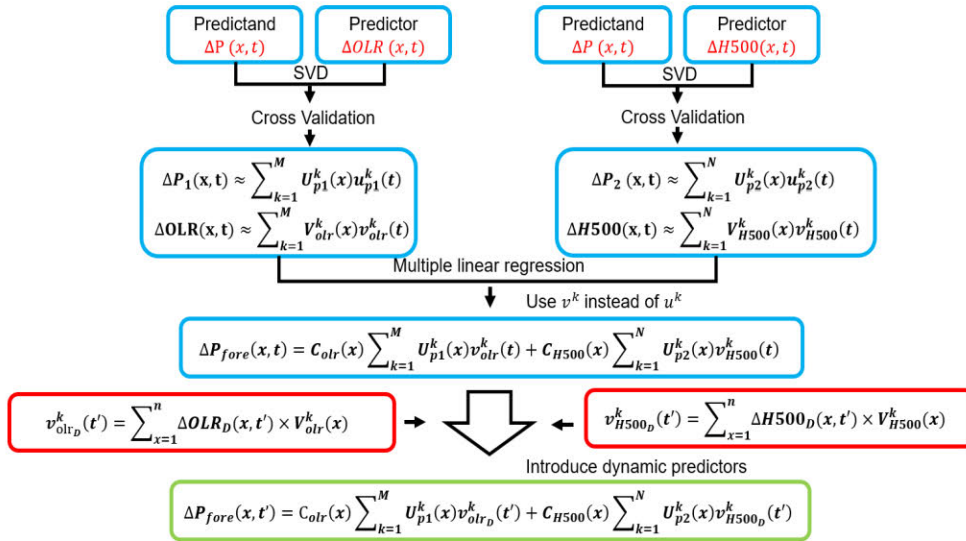


图 1 基于低频增量 SVD 模态的动力-统计相结合次季节预测方法示意图

## 参考文献:

- Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., et al. 2011. The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system[J]. *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 137(656), 553-597.
- Liebmann, B., Smith, C. A. 1996. Description of a complete (Interpolated) outgoing longwave radiation dataset[J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 77(6), 1275-1277.
- Vitart, F., Ardilouze, C., Bonet, A. 2017. The subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database[J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 98(1):163-173.
- 吴佳, 高学杰. 2013. 一套格点化的中国区域逐日观测资料及与其它资料的对比[J]. *地球物理学报*.(04):44-53.
- Yang, J., Zhu, T., Gao, M. N. et al. 2018. Late-july barrier for subseasonal forecast of summer daily maximum temperature Over Yangtze River Basin[J]. *Geophys. Res. Lett.*, 45(22), 12 610-12 615.