

邻域法在天气预报中的应用研究进展

潘留杰^{①②}, 代刊^{③*}, 张宏芳^{②④}, 祁春娟^{①②}, 梁绵^{①②}, 刘嘉慧敏^{①②}, 戴昌明^{①②}, 李培荣^{①②}, 沈娇娇^④

① 陕西省气象台, 陕西 西安 710014;

② 秦岭和黄土高原生态气象环境重点实验室, 陕西 西安 710014;

③ 国家气象中心, 北京 100081;

④ 陕西省气象服务中心, 陕西 西安 710014

* 联系人, E-mail: Daikan1998@163.com

2023-12-07 收稿, 2024-01-22 接受

中国气象局气象能力提升联合研究专项(24NLTSZ003); 陕西省重点研发计划社会发展领域项目(2024SF-YBXM-556); 中国气象局创新发展专项(CXFZ2022J023); 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2021JQ-964)

摘要 邻域法在天气预报中有着广泛的应用, 其关键应用领域包括2个方面, 一是基于邻域法的高分辨率数值模式检验, 二是邻域概率或者集合预报的邻域概率。首先, 回顾了邻域法“一对多”和“多对多”的两种邻域法检验框架, 归纳了邻域法数据处理方法、常用评分指数的物理意义。其次, 总结了网格尺度上的邻域概率和大于网格尺度邻域概率的基本思想和统计意义, 重点阐述了与集合预报相结合产生的邻域集合概率(neighborhood ensemble probability, NEP)预报、邻域最大集合概率(neighborhood maximum ensemble probability, NMEP)预报的算法流程和内在含义。第三, 进一步结合典型应用个案, 分析了邻域法检验和邻域集合概率的优缺点和适用性。总体来说, 邻域法检验可以在不同的时空尺度上比较预报产品的性能, 具有独特的优势。虽然 NEP 和 NMEP 两种邻域概率都可以提高降水的预报评分, 但 NEP 更适合于大尺度、系统性降水预报, NMEP 对对流性、极端性降水有更好的应用效果。最后, 给出了使用邻域法应注意的问题以及未来研究应用的发展方向。

关键词

邻域检验;

FSS (fractions skill score);

邻域概率;

邻域集合概率

在过去的几十年中, 随着计算资源的快速增加和数值模式的不断发展, 数值天气预报(numerical weather prediction, NWP)的水平网格间距越来越小, 模式中的积云参数化方案逐渐被能够更加精细、准确描述小尺度大气动力框架的对流可分辨模型(convection allowing model, CAM)所替代。尽管采用 CAM 的 NWP 能够比更粗分辨率的对流参数化方案产生更加清晰的对流结构, 但传统检验方法通常基于预报与观测事件点对点的匹配来评价数值模式的预报表现, 这种检验往往导致客观检验结果与预报员对模式的主观评判不尽相同(Mass et al., 2002; Weisman et al., 2008; 苏翔和袁慧玲, 2020; 吴瑞姣等, 2020; 张小雯等, 2020; 刘侃等, 2023)。

空间检验方法是伴随着高分辨率数值预报的发展而发展起来的(Mittermaier and Roberts, 2010; Duc et al., 2013; 潘留杰等, 2014, 2023), 发展空间检验方法最初的动力在于平衡客观检验结论和预报员主观判定之间的差异。邻域法、尺度分离法、目标对象法和变形场法是最主要的高分辨率数值模式空间检验方法。与许多空间检验方法类似, 考虑到模式对小尺度天气事件的预报能力有限, 在网格尺度上非常准确地预报小尺度天气事件并不现实, 邻域法通过放宽预报和观测事件在网格尺度上的匹配限制来评价模式的预报表现(潘留杰等, 2015, 2016a, 2017a; Kochasic et al., 2017; Johnson et al., 2020; 栗晗等, 2022)。这种将单点预报放到一个较大的背

引用格式: 潘留杰, 代刊, 张宏芳, 等, 2024. 邻域法在天气预报中的应用研究进展[J]. 大气科学学报, 47(6): 962-975.

Pan L J, Dai K, Zhang H F, et al., 2024. Application and research progress of the neighborhood method in weather forecasting[J]. Trans Atmos Sci, 47(6): 962-975. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20231207001. (in Chinese).

景空间中进行检验的方法,不仅可以加深对数值模式预报性能的理解,而且可以为预报员提供更加全面的视角。

考虑到邻近格点要素的预报信息能够相互补偿,从单一确定性预报可以生成概率预报,Theis et al.(2005)给出了从确定预报生成概率预报的技术指南,并被广泛应用(Ben Bouallègue et al., 2013; Schwartz et al., 2015)。由于其方法直观、物理概念清晰、易于理解和实现,邻域法概率预报很快扩展到集合预报领域(Schwartz et al., 2010)。基于集合预报的成员预报导出每个网格点的概率预报,在此基础上进行平滑,平滑过程可以看作是在概率计算中包含所有成员的空间邻域预报上来扩大集合样本量的计算方法。在集合概率预报基础上按照一定的空间尺度进行平滑的方法称之为网格尺度或模糊逻辑邻域概率(fuzzy logic neighborhood probability)。Ben Bouallègue and Theis(2014)的研究表明,平滑对预报技巧具有积极的影响,特别是在局地小尺度天气事件的可靠性方面表现较好,但在分辨率方面有一定的损失。

天气预报的准确率通常与空间尺度、时间窗等有关,区域范围(Ebert and McBride, 2000; Ebert, 2008)、时间间隔(Gilleland et al., 2009, 2010; 张宏芳等, 2014)、点与面之间的关系(Golding, 2000; Germann and Zawadzki, 2004; Hagen-Zanker et al., 2005; Marsigli et al., 2008)等都会对预报结论产生影响。邻域集合预报概率随定义的空间尺度不同有明显的差异。平滑能够增加预报的可靠性,但不可避免地降低空间分辨率,当预报概率为接近零的低概率或者100%的高概率时,这种做法通常是正确的(Murphy et al., 1980; Nachamkin and Schmidt, 2015)。然而,在多数情况下,当概率达到一定的阈值时,就需要发出预警或者给出确定性的预报(Johnson and Wang, 2012)。因此产生了另一种大于网格尺度的邻域概率——“升尺度”(upscaling)技术(Clark et al., 2010)。升尺度通过改变预报与输出要素的空间尺度来提高预报能力。空间尺度内通过集合预报成员构建邻域概率预报,邻域概率是该区域内任意点邻域尺度上事件的发生概率,同时能够在区域内保留细网格数值模式预报的优点,具有独特的优势(Clark et al., 2011)。

随着NWP的时空分辨率越来越高,适用于高分辨率数值模式检验的邻域法将会得到更多更广泛的应用。本文从邻域法的基本概念出发,系统地回

顾和总结了邻域法检验、邻域概率、集合预报的邻域概率的研究进展和一些典型的应用,详细讨论了邻域法检验和邻域概率应用中的注意事项,以期为更好地在天气预报中应用邻域法提供参考。

1 邻域法简介

1.1 邻域检验框架和确定性预报的邻域概率

邻域法检验是模糊检验的一种,它假定预报的空间位置和观测不完全匹配,但空间位置误差在可接受的范围内,预报仍有意义,即定义这种匹配情况下的检验为邻域法检验。允许位移偏离的程度或大小即为邻域半径,邻域半径内部的区域即为邻域窗。图1给出了传统和邻域检验的概念示意图,可以是“一对多”的一个站点观测匹配周围多个预报格点,也可以是一个格点预报匹配邻域窗内的多个站点,其基本思想是以单点观测或预报为中心搜寻邻域内所有格点的预报或观测(Barthold et al., 2015)。邻域窗可以是圆形(Roberts and Lean, 2008)。邻域半径的大小取决于网格间距、时间分辨率和气候背景,因此邻域大小不是一个确定的值,而是变化的,在邻域检验中,通常以格点为单位采用“穷举法”计算预报评分,进而获得最优邻域半径,得到的检验结果通常是邻域半径的函数,其物理意义表示预报相对于观测的空间位置的偏移程度。

观测和预报也可同时在给定的邻域窗内进行匹配,称之为“多对多”邻域检验。这种方法的优点在于去除了观测的不确定性。“多对多”邻域检验最常见的是NM(neighborhood maximum)匹配方案,它根据邻域窗内的最大值是否满足事件标准,定义该格点处的事件发生率(Ben Bouallègue and Theis, 2014; Barthold et al., 2015)。如果预报和观测到的事件都发生在半径为 r 的邻域窗内的任何地方,则记为命中;如果预报事件发生在 r 邻域窗内,但观测事件未发生,则为空报;当邻域窗内没有发生预报,但出现了观测事件,则为漏报。

基于邻域检验匹配方案可以从单一确定性预报生成邻域概率预报。邻域概率检验方法与惯常的概率预报检验方法基本一致。将单一确定性预报转换成概率预报,首先是格点“单点事件标记”,即设定 I_i 表示单个格点的预报,根据 I_i 是否满足阈值条件转换成1、0预报;其次是基于邻域窗内的“单点事件标记”,计算邻域窗内以某个格点为中心预报事件发生的概率,即为该点的邻域概率。用 $\langle \cdot \rangle_s$ 表示邻域半径为 s 的邻域窗内的所有值,假定观测数据

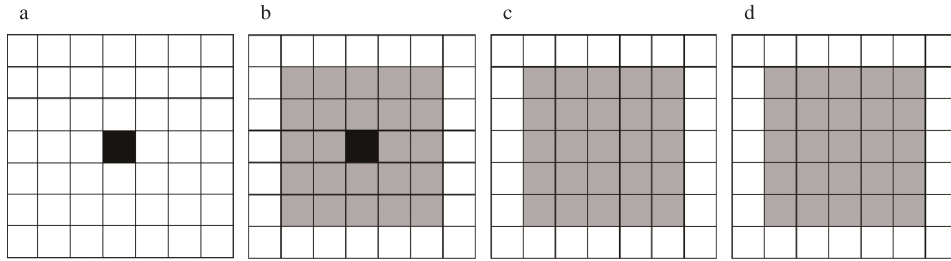


图1 邻域法检验匹配示意图:(a)观测场(黑色方块表示观测站点);(b)传统检验“点对点”和邻域“一对多”检验匹配(黑色方块表示与(a)中“点对点”检验匹配的预报格点,灰色填充表示以3个格点为半径的邻域预报与(a)中“一对多”的匹配);(c)和(d)分别表示邻域半径为3个格点的观测场和预报场的“多对多”的邻域检验匹配

Fig.1 Schematic representation of the neighborhood verification method: (a) observation field (black square represents observation site); (b) comparison of traditional “point-to-point” and neighborhood “one-to-many” verification approaches (black square represents forecast grid point for “point-to-point” matching, and gray shadings indicate neighborhood of forecasts with a radius of three grid points for “one-to-many” matching); (c) “many-to-many” neighborhood verification approach applied to the observation field, with a neighborhood radius of three grid points; (d) “many-to-many” neighborhood verification approach applied to the forecast field, with a neighborhood radius of three grid points

和预报数据是均匀网格且格距匹配,对于确定性预报邻域半径 s 内以某个格点为中心的邻域概率 $\langle P_f \rangle_s$ 则为:

$$\langle P_f \rangle_s = \frac{1}{n} \sum I_f \quad (1)$$

与预报类似,假定 I_o 表示单个格点的观测值,则邻域窗内观测事件发生的频率 $\langle P_o \rangle_s$ 为:

$$\langle P_o \rangle_s = \frac{1}{n} \sum I_o \quad (2)$$

图2给出了一个暴雨预报的邻域概率转换个例。假定邻域半径设为1,包括中心格点的邻域窗内的格点数为9,在降水分布为图2a的情况下,暴雨预报的单点事件标记为图2b,中心点暴雨单点概率为零,但受周边格点降水的影响,邻域概率为0.33(图2c),仍然有可能出现暴雨。图2c没有计算受边界影响格点的邻域概率,当受边界影响时,参与邻域概率计算的格点数可能会减少。值得注意的是,多大的邻域窗能够获得最好的预报表现,是邻域概率计算的关键因素,对于一个给定的研究区域,基于“穷举法”计算不同邻域半径的预报评分,当增加邻域半径,预报评分不再增加或开始减小,此时的邻域半径即为最优邻域半径。

利用邻域概率预报和观测频率,可检验概率预报的 Brier 评分 (Murphy, 1973; Kharin and Zwiers, 2003; 潘留杰等, 2016b, 2017b) 或其他概率预报评分。设定邻域半径为 s 的预报 $\langle F \rangle_s$ 和观测 $\langle O \rangle_s$ 的误差表现为 $\langle E \rangle_s$ 。邻域法检验的主要框架为:选择半径为 $s (s=1, 2, \dots, S)$ 的邻域和强度为 $k (k=1, 2, \dots, K)$ 的阈值,计算邻域检验结果。这包括2个步

骤:对于每一个格点,统计邻域窗内的所有预报,如果观测也是格点的“多对多”检验,同样统计每个格点周围的观测;对于每个强度阈值,计算强度——尺度统计量的确定性或概率的检验评分。检验结果为随尺度 S 和强度 K 而变化的 $K \times S$ 矩阵。

1.2 邻域法检验评分

所有的列联表二分法检验评分都可以基于邻域法进行拓展。主要的对比指标有邻域窗内数值平均 (Ebert, 2009)、最小覆盖 (Yates et al., 2006)、模糊逻辑 (Ebert et al., 2003)、组合阈值 (Atger, 2001) 和占比技巧 (Roberts and Lean, 2008) 评分等。其中占比技巧应用最为广泛,该方法直接比较邻域窗中观测和预报满足阈值事件的覆盖率。对于确定性模式,如果预报事件的概率与观测事件的频率趋于一致,则预报是有用的。具体实现时,不是直接比较邻域事件发生的频率,而是计算分数覆盖比率评分 (fractions brier score, S_{FB})。 S_{FB} 定义如下:

$$S_{FB} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\langle P_f \rangle_s - \langle P_o \rangle_s)^2 \quad (3)$$

式中: N 是整个区域内以 S 为尺度的邻域窗的个数; $\langle P_f \rangle_s$ 和 $\langle P_o \rangle_s$ 分别表示邻域窗内预报和观测超过给定阈值事件的概率。由于 S_{FB} 是一种负向评分指数,即 S_{FB} 越小,模式预报技巧越高,所以对 S_{FB} 进行转换,即为 FSS (fractions skill score, S_{FS}):

$$S_{FS} = 1 - \frac{S_{FB}}{\frac{1}{N} \left[\sum_{n=1}^N \langle P_f \rangle_s^2 + \sum_{n=1}^N \langle P_o \rangle_s^2 \right]} \quad (4)$$

式中: $\langle P_f \rangle_s$ 和 $\langle P_o \rangle_s$ 含义与式(3)相同。分母表示

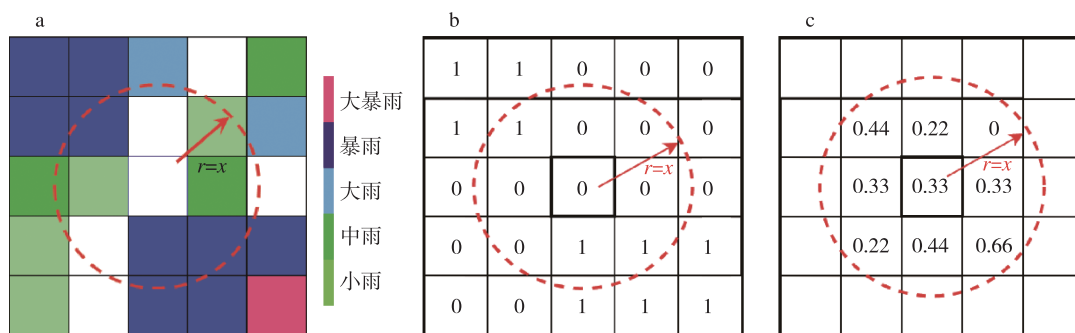


图2 邻域概率计算示意图:(a)格点降水;(b)单点事件标记;(c)邻域概率

Fig.2 Schematic diagram illustrating the neighborhood probability method: (a) grid based precipitation distribution; (b) event making single grid point; (c) probability calculated across the neighborhood

最坏情况下的预报,即预报和观测的区域没有重叠, S_{ES} 的值域范围是0~1。

2 集合预报的邻域概率

基于确定性预报,可以从某一个格点与其周边相邻格点的空间关系来建立要素场中事件发生概率的大小。但邻域概率更为广泛的应用是在集合或集成预报多成员的基础上,综合考虑成员预报和要素的空间位置关系,构建集合预报的邻域概率,通常被称之为邻域集合概率。

2.1 网格尺度的邻域概率

集合预报的成员预报在数据处理上相当于一个确定性预报。假定 q 表示降水量阈值, f_{ij} 是集合预报系统第 $j(j=1,2,\dots,N)$ 个集合预报成员的第 $i(i=1,2,\dots,M)$ 个格点的降水预报,那么对集合预报第 j 个成员的单点事件标记 $P(q)_{B,ij}$ 可简单表示为:

$$P(q)_{B,ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } f_{ij} \geq q; \\ 0, & \text{if } f_{ij} < q. \end{cases} \quad (5)$$

式中: $P(q)_{B,ij}$ 是 q 的函数,通过选择邻域窗将 $P(q)_{B,ij}$ 转换成概率预报。定义第 i 个格点周围总格点数为 N_b 。 $P(q)_{B,ij}$ 可以转换为邻域概率 $P(q)_{N,ij}$:

$$P(q)_{N,ij} = \frac{1}{N_b} \sum_{k=1}^{N_b} P(q)_{B,ij}, k \in S_i. \quad (6)$$

式中: S_i 表示第 i 个格点的邻域窗内的点集。从 $P(q)_{B,ij}$ 到 $P(q)_{N,ij}$ 需要在邻域窗内求平均,由于平均有平滑效果,所以邻域的长度可称作平滑尺度 r 。严格地说, $P(q)_{N,ij}$ 是集合预报第 j 个成员中第 i 个格点邻域窗内预报事件超过阈值的比例, $P(q)_{N,ij}$ 与 r 密切相关, r 的大小直接影响概率 $P(q)_{N,ij}$ 。所有集合预报成员邻域概率的平均,即为集合预报的邻域概率(neighborhood ensemble probability, NEP,

P_{NE}),也被称为模糊逻辑概率(Schwartz et al., 2010)。第 i 个格点,降水量阈值为 q 的 P_{NE} 的计算式为:

$$P(q)_{NE,i} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P(q)_{N,ij}. \quad (7)$$

与 $P(q)_{N,ij}$ 一样, P_{NE} 是 q 的函数,受邻域半径 r 的控制。第 i 个格点的 P_{NE} 是对所有网格点上的集合预报成员概率 $P(q)_{B,ij}$ 计算平均获得的集合预报成员概率 $P(q)_{E,i}$:

$$P(q)_{E,i} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P(q)_{B,ij}. \quad (8)$$

邻域窗为 N_b ,第 i 个格点,降水量阈值为 q 的集合预报的邻域概率 P_{NE} 也可以通过下式获得:

$$P(q)_{NE,i} = \frac{1}{N_b} \sum_{k=1}^{N_b} P(q)_{E,k}, k \in S_i. \quad (9)$$

两种方法获得的集合预报的邻域概率在数学上是相同的,但式(8)和式(9)的计算效率更高。

2.2 大于网格尺度的邻域概率

在集合预报框架内,选取邻域窗内预报成员集合平均的最大值(Schwartz and Sobash, 2017)可被看作是一种升尺度,通过该方法能够获得集合预报邻域最大概率(neighborhood maximum ensemble probability, NMEP, P_{NME})。需要注意的是,NMEP对集合预报成员进行了平均,但NMEP在空间上是离散的。通过平滑可以将离散的NMEP转换成连续的概率场,在一定程度上消除细小的相位误差,提高了预报评分(Skinner et al., 2016)。高斯滤波是常用的平滑方式,转换公式(Schwartz and Sobash, 2017)为:

$$P_{S,NME,i} = \sum_{m=1}^M \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{i-m}}{\sigma}\right)^2\right] P_{NME,i}. \quad (10)$$

式中: $P_{S,NME,i}$ 表示平滑后的 $P_{NME,i}$; x_{i-m} 是第 i 个点与第 m 个点的距离;标准差 σ 是一个可调整的控制平

滑权重的尺度。

图3给出了集合预报的邻域概率示意图。对于 N_m 个成员的集合预报来说,每一个成员预报按照阈值转换成单点概率(图3a), N_m 个成员的集合预报概率通过对单点概率计算平均值,即为集合预报概率(图3b)。单点概率计算的集合预报概率并不会受到侧边界的影响。邻域集合概率 P_{NE} 为邻域半径内集合预报概率的平均值(图3c),但研究区域的侧边界会受到影响。以9个格点的邻域窗为例,中间区域邻域窗内计算时基于完整9个格点,方形邻域窗的4个顶点邻域概率计算基于4个格点,其余为基于6个格点获得的邻域概率。与 P_{NE} 类似, P_{NME} (图3d)也会受到侧边界的影响。

2.3 自适应邻域概率

NEP 和 NMEP 通常使用固定邻域半径,从而忽略了集合传播中的地理和时间变化。Blake et al.

(2018)提出了集合一致性尺度(ensemble agreement scale, EAS)技术,当局部一致性减小(增大)时,通过增加(减小)邻域半径来局部调整邻域窗的大小。

$$D_{ij} = \begin{cases} \frac{(A-B)^2}{(A+B)^2}, & \text{if } A > 0 \text{ and } B > 0; \\ 1, & \text{if } A = 0 \text{ or } B = 0. \end{cases} \quad (11)$$

式中: D_{ij} 为两个成员之间的一致性或差异性; A 和 B 为超过阈值大小的平均值。较小的 D_{ij} 表示具有较大的一致性,通过设定阈值 $D_{crit,ij}$ 来进行判定,有:

$$D_{ij} \leq D_{crit,ij}, D_{crit,ij} = \alpha. \quad (12)$$

式中: α 反映了可容忍的偏差程度。 $\alpha = 0$ 表示在网格尺度上不容忍任何偏差; $\alpha = 1$ 表示容忍任何偏差。

3 邻域法应用

3.1 邻域法检验

邻域法检验不仅可以提供位移误差和预测技能

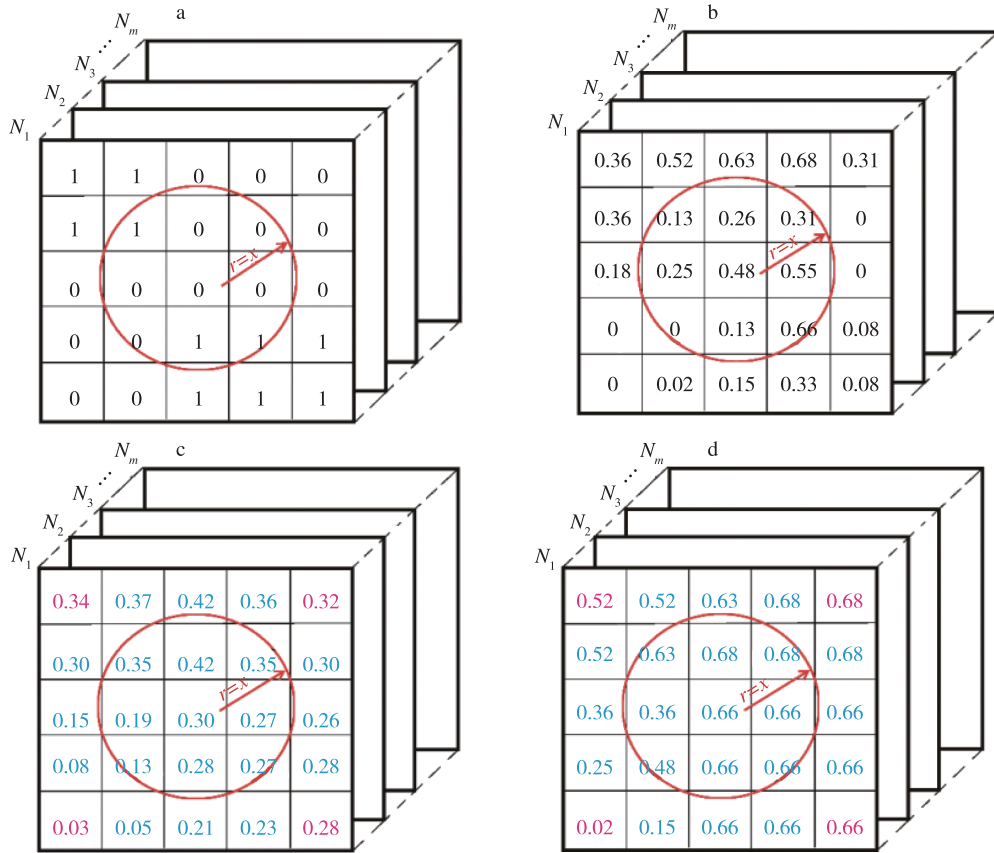


图3 邻域集合概率概念图(N_1, N_2, \dots, N_m 表示集合预报成员; (c) 和 (d) 中概率标记为黑色的表示邻域窗内包括9个格点,蓝色和红色分别表示受边界影响,邻域窗内分别为6个和4个格点): (a) 集合成员的单点事件标记; (b) 集合预报概率; (c) 邻域集合概率; (d) 邻域最大集合概率

Fig.3 Conceptual depiction of neighborhood ensemble probability methods (N_1, N_2, \dots, N_m represent the ensemble forecast members): (a) event marking for individual grid points across ensemble members; (b) probabilities of ensemble forecasts; (c) probability of the ensemble forecasts aggregated over a neighborhood window, with 9 grid points, contributing to probabilities marked in black, 6 grid points for boundary-affected probabilities marked in blue, and 4 grid points for boundary-affected probabilities marked in red; (d) maximum neighborhood ensemble probability

的真实评估,而且可以将不同分辨率的空间预报场进行比较,从而减少高分辨率模式预报中的“双重惩罚”问题(Mittermaier and Roberts, 2010; Mittermaier, 2014)。按照预报评分属性的不同,邻域法检验可以分为确定性要素检验和概率预报检验,按照要素预报类型的检验可以分为降水预报检验和其他要素检验,按照要素出现的频次或稀有性可以分为常规要素和极端灾害性天气的检验。当邻域窗较大或比较小时,邻域法检验评分对预报偏差敏感(Duc et al., 2013; Mittermaier, 2021; Rempel et al., 2022; Pan et al., 2024),研究区域足够大是邻域法检验的重要基础,如果研究区域太小,则可能无法测量位移误差的全部尺度。此外,针对不同形状邻域窗的检验评估差异,也有一些分析和比较(Nachamkin and Schmidt, 2015);研究表明,圆形和方形邻域窗对检验结果的影响不敏感。

传统评分和 FSS 的联合检验(屠妮妮等, 2022)、高分辨率模式降水的空间尺度预报表现(唐文苑等, 2018; 刘静等, 2019; 唐文苑和郑永光, 2019; 李子良等, 2021; 俞碧玉和朱科锋, 2022)、风速和温度的预报效果分析(张博和赵滨, 2019; 林晓霞等, 2021)是邻域法检验在国内应用的主要方面。图 4 给出了基于 ECMWF 模式预报的一个邻域法 FSS 和 ETS (equitable threat score) 检验评分的典型应用。个例中的观测资料为与预报时段一致的 CMORPH (NOAA Climate Prediction Center morphing method) 卫星与自动站逐小时降水融合资料。由图 4 可见,在低阈值降水时,随着尺度的增大, FSS 和 ETS 评分同时增大,而在高阈值降水时,增大空间尺度尽管有可能提高面积预报准确率,但

使得降水强度预报性能急剧下降。赵滨和张博(2018)研究发现,合适的邻域半径是邻域法检验的核心问题,半径过小难以获得最优可用预报尺度,半径过大则会将不同预报系统合并检验引起评估误导。对于高分辨率模式,随着尺度的增加 FSS 逼近于 $2b/(b^2+1)$, 这里 b 为整个研究区域内预报和观测超过给定阈值事件概率的比率。

在预报相对于观测出现偏移的情况下,传统的预报评分不能区分预报的好坏程度。FSS 作为一种空间检验评分,能够克服这种缺陷。Skok and Hladnik(2018)通过一个理想化的风场预报试验方案进行了证明。在理想化的风场试验(图 5)中包括 500×500 个格点,实况环境风场为一致的 1 m/s 西风,假定受山脉或地形的影响,椭圆区域的上半部分和下半部分分别有西南阵风 and 西北阵风(图 5a)。预报的阵风强度以及背景风场与实况完全一致,但阵风的空位置相对实况的位移逐渐从零增加到 100 个格点(图 5b)。通过计算传统的预报评分 RMSE 和 FSS 评分可以看到, RMSE 和 FSS 是位移的函数,当位移为 0 时, RMSE 为 0, FSS 为 1。随着位移的增大, RMSE 增大, FSS 减小,即预报评分变差。然而,一旦位移达到 100 个网格点时, RMSE 停止增加,表明当空间位移较大时,传统检验评分无法区分不正确预报事件的好坏程度。但 FSS 分值随着位移的增加继续减小,远超过 100 个网格点的位移,表明 FSS 评分即使在空间位移较大的情况下也能区分预报的优劣。

为了减少高分辨率模式相对于全球模式的“双重惩罚”效应,在邻域窗内基于列联表的误差补偿策略被提出(Stein and Stoop, 2019),即位于同一邻

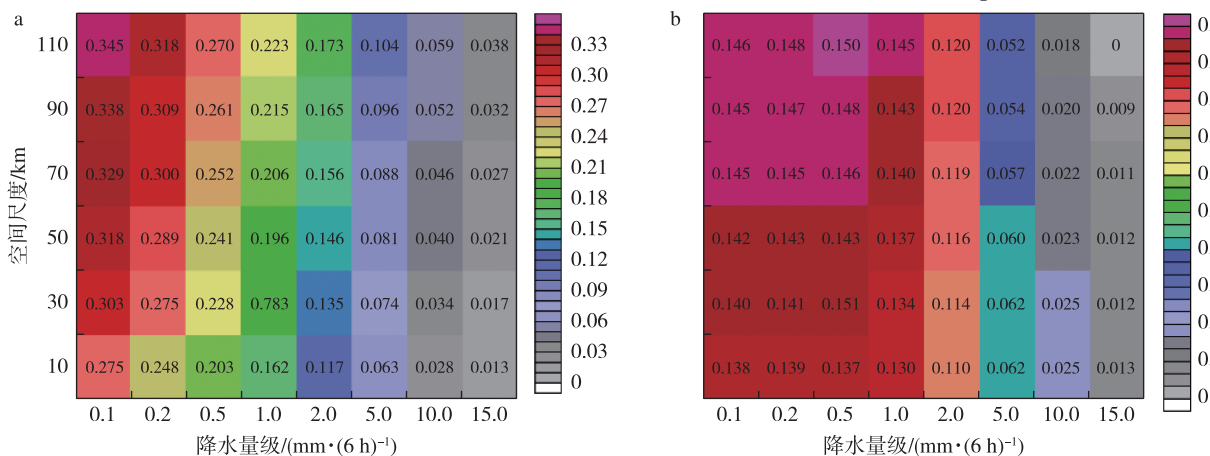


图 4 邻域法检验应用示例:(a)不同空间尺度和降水量级上的邻域法 FSS;(b)ETS 评分检验(引自潘留杰等(2016a))

Fig.4 Example application of the neighborhood method for verification:(a) FSS across varying spatial scales and precipitation thresholds;(b) verification of the ETS score(cited from Pan et al.(2016a))

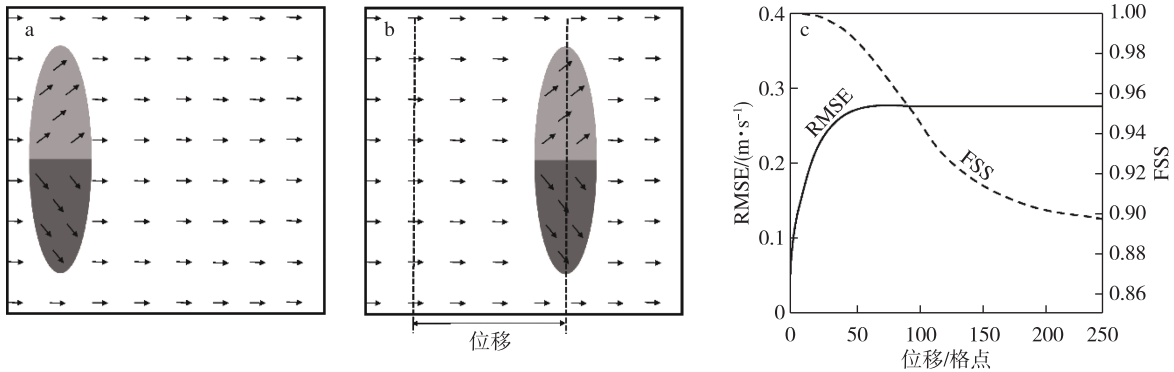


图5 邻域法检验的风场个例:(a)理想化的观测风场;(b)假定的预报风场;(c)检验评分与预报阵风位移的关系(引自 Skok and Hladnik(2018))

Fig.5 A case study demonstrating wind field verification using the neighborhood method:(a) idealized observed wind field;(b) hypothetical forecasted wind field;(c) relationship between verification scores and forecast gust displacement(cited from Skok and Hladnik(2018))

域窗中的漏报事件对空报、命中和正确预报未出现事件可以相互补偿。这相当于说,如果预报和观测到的相同量级的事件之间的位置误差小于邻域大小,则可以忽略或容忍,从而补偿高分辨率模式的预报相位误差,但补偿过程中观测和预报事件的频率保持不变。对于经典的二分法列联表 T 事件分类有:

$$T = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}. \quad (13)$$

邻域窗内采用误差补偿的列联表 T 事件分类有:

$$T = \begin{bmatrix} a + \min(b, c) & b - \min(b, c) \\ c - \min(b, c) & d + \min(b, c) \end{bmatrix}. \quad (14)$$

式中: a 为事件命中的次数; b 为空报的次数; c 为漏报的次数; d 为正确预报未超过阈值事件的次数。式(14)是以定义的邻域窗为单位进行事件划分, $\min()$ 为取最小值函数。

Stein and Stoop(2019)采用误差补偿列联表,分析了高分辨率数值模式在不同邻域半径下的降水预报评分表现;结果发现,当降水阈值高于 $5.0 \text{ mm} \cdot \text{d}^{-1}$ 时,命中率下降较快(图6a),而空报率随着阈值的增加而增加(图6b)。由于邻域内使用了误差补偿策略,邻域越大,这些评分的预报表现越好(图6c)。分析表明,相对于单纯的 FSS 评分,误差补偿列联表能够进一步抑制高分辨率中尺度模式中因“双重惩罚”效应带来的评分偏低的现象,与主观判断结果更为一致。同时,预报和观测之间的位置偏移距离作为邻域大小的函数,可以从误差补偿策略的评分中反映出来,且误差补偿策略的列联表不会改变

预报偏差,对整个研究区域来说,预报偏差也不取决于邻域的大小。

3.2 邻域集合概率

NEP 在 CAM 的集合降水预报 (Johnson and Wang, 2012; Yussouf et al., 2013; Romine et al., 2014; Schwartz, 2017) 和天气雷达反射率模拟预报 (Snook et al., 2012; Hitchcock et al., 2016) 等方面有着广泛的应用。这些研究主要是针对小时雨量小于 15 mm 的降水邻域概率预报或者雷达反射率因子 $\geq 19 \text{ dBZ}$ 的降水概率计算,很少有工作针对小时较大雨强的降水计算 NEP 并进行检验 (Yussouf et al., 2016)。可能的原因是,NEP 对稀有事件通常不具有良好的可靠性或分辨率。因此,NEP 的这种属性导致其更适合应用于气候概率较大的事件预报。与 NEP 不同,尽管 NMEP 可以在空间上进行平滑,但 NMEP 的生成本身不包含空间平滑,因此它对稀有事件具有更好的分辨能力 (Barthold et al., 2015; Schwartz et al., 2015)。

国内学者对集成邻域概率也有广泛的研究。刘雪晴等(2020)利用区域集合预报系统降水预报资料进行邻域集合概率方法试验,并针对邻域概率法的等权重和邻域尺度问题,设计了邻域格点权重修正方案,同时评估了试验方案的预报效果。罗聪等(2021)利用邻域最优概率方法对华南区域 GRAPES 快速更新循环同化预报系统的 24 h 预报进行逐时降水订正和检验评估;结果表明,邻域最优概率方法能有效地提升降水客观预报能力。刘莹等(2022)利用区域集合模式的小时降水产品开展了集合预报邻域法订正试验,认为邻域集合最大概率

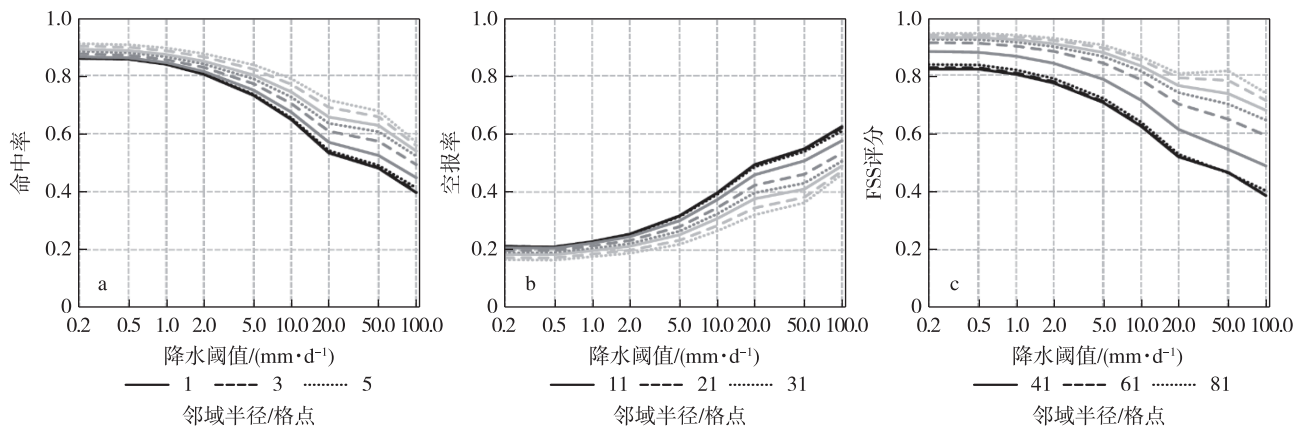


图6 误差空间补偿应用示例(不同邻域半径的误差补偿列联表的预报评分):(a)命中率;(b)空报率;(c)FSS评分(引自 Stein and Stoop(2019))

Fig.6 Example application of neighborhood error compensation in verification scores, showing results for varying neighborhood radii: (a) probability of detection; (b) false alarm ratio; (c) FSS score (cited from Stein and Stoop(2019))

预报能充分显示大范围的降水中心,可以为预报员提供多视角预报参考。针对极端降水天气,朱科锋等(2022)分析了河南“21.7”极端暴雨天气过程的对流可分辨尺度集合预报的降水概率预报表现(图7);结果表明,与传统的降水概率相比,邻域集合概率显著提升了日降雨和小时降雨的概率预报技巧。这些研究还表明,NEP和NMEP都可以产生邻域集合预报概率,但两种概率预报产品不能相互替代,一种集合概率预报的阈值也并不适用于另一种产品。Schwartz and Sobash(2017)的研究表明,在暴雨以下量级预报中,NEP有很好的应用效果,但就暴雨及以上量级的预报来说,NMEP对极值预报的精度损失更小,可以更有效预报极端天气事件,从而有效

避免漏报。

4 讨论

检验评估是邻域法在气象预报中最主要的应用之一。基于邻域窗的预报和观测值可以在定义阈值的基础上,构建“一对多”和“多对多”等多种不同的匹配方案,也可以在邻域窗内将强度超过某个阈值的比例定义为其在邻域窗内发生的概率,并检验邻域概率的预报表现。本文给出的检验评分只是邻域法检验中最常用的一部分,在邻域法检验中想要深入获取所有邻域半径下产品的全部预报表现十分困难,因此,对邻域法检验的使用者来说,首先要明确预报需求,什么是一个好的预报,然后利用好的检验

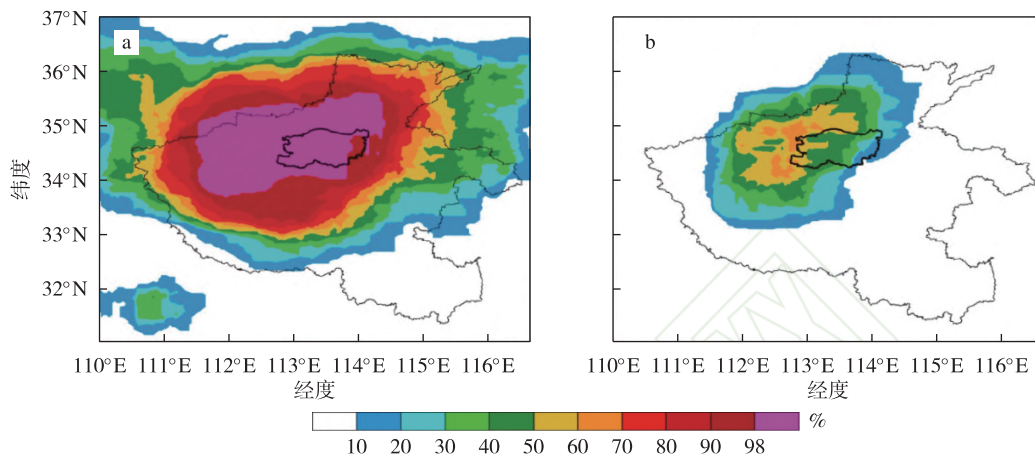


图7 2021年7月19日12时到20日12时河南“21.7”极端暴雨天气过程的邻域集合降水概率预报(单位:%):(a)24h累积降水量 ≥ 50 mm;(b)24h累积降水量 ≥ 150 mm(引自朱科锋等(2022))

Fig.7 Neighborhood ensemble precipitation probability forecast for the “21.7” extreme rainstorm weather process in Henan from 1200 UTC on July 19 to 1200 UTC on July 20, 2021 (units: %): (a) 24 h cumulative precipitation ≥ 50 mm; (b) 24 h cumulative precipitation ≥ 150 mm (cited from Zhu et al.(2022))

模型,通过计算评分指数对预报做出判断。大多数情况下,现有的方法能够为使用者提供在不同空间尺度下的预报判断信息,如果没有合适的判别模型,也能够方便地利用邻域法特点、预报和观测的强度分布等构造一个或多个评分指数,譬如 ROC (receiver operating characteristic) 曲线图 (Theis et al., 2005) 以及与尺度相关的方差等,来评估不同尺度下预报对观测的重现能力。

邻域概率在 CAM 后处理中有着广泛的应用。确定性预报的邻域概率一般通过给定的阈值条件,在邻域窗内对预报事件进行标记,计算预报事件的发生概率,集合预报概率 NEP 和邻域最大集合预报概率 NMEP 是最主要的两种邻域集合预报概率方法。这两种方法产生邻域集合预报概率的差别在于:大多数 CAM 的集合概率预报偏低 (Romine et al., 2014), 由于 NMEP 在邻域窗内取最大值,所以它能更好地表现预报的极端信息,提高极端事件的命中率。而对流极端天气通常发生在较小的空间和时间尺度上,NEP 算法中固有的平滑使得到的概率接近于零,几乎没有什么意义 (Schwartz and Sobash, 2017)。但 NMEP 会对小概率事件造成过度的空报,增大极端事件的预测频率,在使用时一方面可以通过增加成员的数量来进一步增加可靠性,另一方面可以增大阈值参数或利用客观算法进行抑制。结合实际业务,也可对 NEP 和 NMEP 进行综合诊断分析,原因在于:NEP 对 NMEP 概率有较好的抑制作用,只有当事件发生的概率较低时, NMEP 才与 NEP 接近。此外,NEP 和 NMEP 方法获得的预报结果在统计学检验上存在显著差异,其预报表现不仅与降水性质、概率阈值相关,而且与预报区域降水的气候态以及评价标准等紧密相关。在实际应用中,一方面应明确描述其使用的邻域方法和事件定义,另一方面应对不同预报产品和研究区域等影响降水预报准确率的因素进行深入分析,并采用合适的邻域半径和集成方案来提高降水预报表现。

需要说明的是,本文以降水、风速为主归纳了邻域法的重点应用,但事实上,在气象要素预报的各种情景下,邻域法都有较好的适用性,譬如灾害性天气上升气流螺旋度 (Sobash et al., 2011, 2016; Clark et al., 2013; Schwartz et al., 2015)、基于物理量集成的高阈值垂直涡度场 (Zhang et al., 2016)、中尺度对流系统 (Stratman et al., 2013; Snook et al., 2015, 2016)、闪电 (Lynn et al., 2015)、低层垂直涡度 (Yussouf et al., 2013; Wheatley et al., 2015) 等在灾

害性天气中的要素或物理量的概率预报。

5 结论和展望

本文系统回顾了邻域法检验的技术框架、常用的检验评分以及两种集成邻域概率的计算流程,给出了邻域法检验和概率的典型应用,详细讨论了邻域法检验和邻域概率应用中的注意事项,得到如下主要结论:

1) 邻域法可以在时间或空间的多个尺度比较预报产品的性能。对于不同分辨率的网格预报,通过尺度变换,可获得模式在多大尺度上的预报更加准确等重要信息。

2) 邻域法检验对预报和观测的数据处理具有通用性,传统的二分法检验或概率预报在邻域法检验中都是适用的,其独特的优势在于,相对传统的二分法检验,它增加了基于尺度变化获得的一些诊断量。FSS 评分在邻域法检验中得到了最为广泛的应用。

3) 基于邻域法可以计算确定性预报的邻域概率,但更广泛的应用是利用集合预报多成员或多个确定性预报获得 NEP 或者 NMEP 两种邻域集合概率。

4) NEP 和 NMEP 都可以提高降水的预报评分,但两者的应用范围显著不同,NEP 更适合于大尺度、系统性降水预报,对于对流性、极端性降水来说, NMEP 的应用效果更好。

基于目前的研究进展,本文认为以下方面值得进一步研究:

1) 邻域半径的合理选择问题。合适的邻域半径是邻域法检验和邻域集合概率的核心问题。在实际应用中,一般通过“穷举法”计算不同邻域半径的预报评分来获得最优邻域尺度。但是在不断增加的空间尺度上通过评分的大小来捕获产品的预报表现,可能会受到小的、低可预测性事件的影响。当下垫面复杂且研究区域较大时,用单一的邻域尺度来量化产品的预报表现或基于此构建邻域概率,可能会得不到理想的结果。关注研究区域和预报产品的特性,构建差异性 or 自适应最优邻域半径,是一个重要的研究方向。

2) 邻域维度拓展问题。已有邻域法检验的研究主要考虑了二维空间维度,集成预报的邻域概率通过增加成员,形成三维空间,但目前时间维邻域法的应用研究还不多见,为了量化 NWP 的时间偏差,一般采用时域追踪方法。对高时间分辨率的 NWP

来说,将邻域法拓展到时间维对邻域法检验及其概率具有重要意义。此外,就一些灾害性天气事件而言,拓展阈值条件也是邻域法检验值得探索的一个方面。

3) 邻域法的检验和概率预报的评价指标问题。FSS 评分是邻域法检验最主要的评价指标,其他传统的二分法评价指标也可以以邻域窗为基础展开。基于 NEP 和 NMEP 获得的概率预报,一般通过已有的概率预报检验方法进行评价。事实上,NEP 有空间平滑的作用,获得的概率偏小,而 NMEP 则突出了局地 and 单个成员的贡献,对极端事件预报能力较好,但概率偏大。如何构建有效的评价指标使其结果更好地表现邻近格点的补偿作用,或者结合目标检验等一些空间检验方法解析邻域概率预报的属性

特征,提高预报技巧,对邻域概率和邻域检验都是重要的研究课题。

4) 邻域法与人工智能的结合。邻域法通过相邻格点信息的相互补偿,挖掘预报产品中更多的有用信息,但这些信息的获得,目前为止仍然是一种基于历史资料的统计结果,在邻域窗设定、集合邻域半径优选、不同集合成员最优邻域窗的自洽和耦合等方面仍然存在很多未知、可探索的领域。将邻域法与人工智能算法结合起来,形成正向自反馈,在天气预报中的研究应用前景广阔。

致谢:两位匿名审稿人提出了宝贵的修改意见和建议。谨致谢忱!

参考文献 (References)

- Atger F, 2001. Verification of intense precipitation forecasts from single models and ensemble prediction systems [J]. *Nonlin Processes Geophys*, 8(6): 401-417. doi: 10. 5194/np-8-401-2001.
- Barthold F E, Workoff T E, Cosgrove B A, et al., 2015. Improving flash flood forecasts: the HMT-WPC flash flood and intense rainfall experiment [J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 96(11): 1859-1866. doi: 10. 1175/BAMS-D-14-00201. 1.
- Ben Bouallègue Z, Theis S E, Gebhardt C, 2013. Enhancing COSMO-DE ensemble forecasts by inexpensive techniques [J]. *Meteor Z*, 22(1): 49-59. doi: 10. 1127/0941-2948/2013/0374.
- Ben Bouallègue Z, Theis S E, 2014. Spatial techniques applied to precipitation ensemble forecasts: from verification results to probabilistic products [J]. *Meteor Appl*, 21(4): 922-929. doi: 10. 1002/met. 1435.
- Blake B T, Carley J R, Alcott T I, et al., 2018. An adaptive approach for the calculation of ensemble gridpoint probabilities [J]. *Wea Forecasting*, 33(4): 1063-1080. doi: 10. 1175/WAF-D-18-0035. 1.
- Clark A J, Gallus W A Jr, Weisman M L, 2010. Neighborhood-based verification of precipitation forecasts from convection-allowing NCAR WRF model simulations and the operational NAM [J]. *Wea Forecasting*, 25(5): 1495-1509. doi: 10. 1175/2010waf2222404. 1.
- Clark A J, Kain J S, Stensrud D J, et al., 2011. Probabilistic precipitation forecast skill as a function of ensemble size and spatial scale in a convection-allowing ensemble [J]. *Mon Wea Rev*, 139(5): 1410-1418. doi: 10. 1175/2010mwr3624. 1.
- Clark A J, Gao J D, Marsh P T, et al., 2013. Tornado pathlength forecasts from 2010 to 2011 using ensemble updraft helicity [J]. *Wea Forecasting*, 28(2): 387-407. doi: 10. 1175/WAF-D-12-00038. 1.
- Duc L, Saito K, Seko H, 2013. Spatial-temporal fractions verification for high-resolution ensemble forecasts [J]. *Tellus A: Dyn Meteor Oceanogr*, 65(1): 18171. doi: 10. 3402/tellusa.v65i0. 18171.
- Ebert E E, McBride J L, 2000. Verification of precipitation in weather systems; determination of systematic errors [J]. *J Hydrol*, 239(1/2/3/4): 179-202. doi: 10. 1016/S0022-1694(00)00343-7.
- Ebert E E, Damrath U, Wergen W, et al., 2003. The WGNE assessment of short-term quantitative precipitation forecasts [J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 84(4): 481-492. doi: 10. 1175/bams-84-4-481.
- Ebert E E, 2008. Fuzzy verification of high-resolution gridded forecasts: a review and proposed framework [J]. *Meteor Appl*, 15(1): 51-64. doi: 10. 1002/met. 25.
- Ebert E E, 2009. Neighborhood verification: a strategy for rewarding close forecasts [J]. *Wea Forecasting*, 24(6): 1498-1510. doi: 10. 1175/2009waf2222251. 1.
- Germann U, Zawadzki I, 2004. Scale dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part II: probability forecasts [J]. *J Appl Meteor*, 43(1): 74-89. doi: 10. 1175/1520-0450(2004)0430074:SDOTPO>2. 0.CO;2.
- Golding B W, 2000. Quantitative precipitation forecasting in the UK [J]. *J Hydrol*, 239(1/2/3/4): 286-305. doi: 10. 1016/S0022-1694(00)00354-1.
- Gilleland E, Ahijevych D, Brown B G, et al., 2009. Intercomparison of spatial forecast verification methods [J]. *Wea Forecasting*, 24(5): 1416-1430. doi: 10. 1175/2009waf2222269. 1.
- Gilleland E, Ahijevych D A, Brown B G, et al., 2010. Verifying forecasts spatially [J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 91(10): 1365-1376. doi: 10. 1175/2010bams2819. 1.
- Hagen-Zanker A, Straatman B, Uljee I, 2005. Further developments of a fuzzy set map comparison approach [J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 19(7): 769-785.

- doi:10.1080/13658810500072137.
- Hitchcock S M, Coniglio M C, Knopfmeier K H, 2016. Impact of MPEX upsonde observations on ensemble analyses and forecasts of the 31 May 2013 convective event over Oklahoma[J]. *Mon Wea Rev*, 144(8):2889-2913. doi:10.1175/mwr-d-15-0344.1.
- Johnson A, Wang X G, 2012. Verification and calibration of neighborhood and object-based probabilistic precipitation forecasts from a multimodel convection-allowing ensemble[J]. *Mon Wea Rev*, 140(9):3054-3077. doi:10.1175/MWR-D-11-00356.1.
- Johnson A, Wang X G, Wang Y M, et al., 2020. Neighborhood- and object-based probabilistic verification of the OU MAP ensemble forecasts during 2017 and 2018 hazardous weather testbeds[J]. *Wea Forecasting*, 35(1):169-191. doi:10.1175/waf-d-19-0060.1.
- Kharin V V, Zwiers F W, 2003. Improved seasonal probability forecasts[J]. *J Climate*, 16(11):1684-1701. doi:10.1175/1520-0442(2003)016<1684:ispf>2.0.co;2.
- Kochasic M C, Gallus W A Jr, Schaffer C J, 2017. Further evaluation of probabilistic convective precipitation forecasts using the QPF-PoP neighborhood relationship[J]. *Wea Forecasting*, 32(4):1423-1440. doi:10.1175/waf-d-16-0227.1.
- 粟哈, 王新敏, 朱枫, 2022. “21.7” 河南极端暴雨多模式预报性能综合评估[J]. *大气科学学报*, 45(4):573-590. Li H, Wang X M, Zhu F, 2022. Comprehensive evaluations of multi-model forecast performance for “21.7” Henan extreme rainstorm[J]. *Trans Atmos Sci*, 45(4):573-590. doi:10.13878/j.cnki.dqkxb.20211019002. (in Chinese).
- 李子良, 赵滨, 李国平, 2021. 邻域空间检验技术在集合降水预报检验中的应用[J]. *大气科学学报*, 44(2):189-198. Li Z L, Zhao B, Li G P, 2021. An extended spatial verification technique for ensemble precipitation forecasts[J]. *Trans Atmos Sci*, 44(2):189-198. doi:10.13878/j.cnki.dqkxb.20200729001. (in Chinese).
- 林晓霞, 冯业荣, 陈子通, 等, 2021. 华南区域高分辨率数值模式前汛期预报初步评估[J]. *热带气象学报*, 37(4):656-668. Lin X X, Feng Y R, Chen Z T, et al., 2021. Preliminary evaluation of forecast skill of GRAPES Guangzhou Regional Modeling System[J]. *J Trop Meteor*, 37(4):656-668. doi:10.16032/j.issn.1004-4965.2021.062. (in Chinese).
- 刘静, 才奎志, 谭政华, 2019. 高分辨率模式雷达回波预报能力分析[J]. *气象*, 45(12):1710-1717. Liu J, Cai K Z, Tan Z H, 2019. Analysis of radar echo forecasting capability of different high-resolution models[J]. *Meteor Mon*, 45(12):1710-1717. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2019.12.008. (in Chinese).
- 刘侃, 陈超辉, 何宏让, 等, 2023. 基于局地增长模培育法的对流可分辨尺度 WRF 模式对河南“21.7”特大暴雨的预报评估[J]. *大气科学学报*, 46(5):725-737. Liu K, Chen C H, He H R, et al., 2023. Assessment of the convection-allowing scale WRF model using LBGM theory: a case study of severe torrential rain in Henan Province, July 2021[J]. *Trans Atmos Sci*, 46(5):725-737. doi:10.13878/j.cnki.dqkxb.20220830001. (in Chinese).
- 刘雪晴, 陈静, 陈法敬, 等, 2020. 降水邻域集合概率方法尺度敏感性试验[J]. *大气科学*, 44(2):282-296. Liu X Q, Chen J, Chen F J, et al., 2020. Scale sensitivity experiments of precipitation neighborhood ensemble probability method[J]. *Chin J Atmos Sci*, 44(2):282-296. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1903.18228. (in Chinese).
- 刘莹, 陈朝平, 陈莹, 等, 2022. 基于 CMA-REPS 小时降水的邻域集合预报应用试验[J]. *气象研究与应用*, 43(2):98-104. Liu Y, Chen C P, Chen Y, et al., 2022. Application experiment of neighborhood ensemble forecasting based on CMA-REPS hourly precipitation[J]. *J Meteor Res Appl*, 43(2):98-104. doi:10.19849/j.cnki.CN45-1356/P.2022.2.17. (in Chinese).
- 罗聪, 时昊, 吴乃庚, 等, 2021. 基于邻域最优概率的 GRAPES 快速更新循环同化预报系统逐时降水订正方法[J]. *热带气象学报*, 37(4):569-578. Luo C, Shi Y, Wu N G, et al., 2021. Correction method based on neighborhood optimal probability for hourly precipitation forecast from GRAPES rapid updating cycle assimilation and forecasting system[J]. *J Trop Meteor*, 37(4):569-578. doi:10.16032/j.issn.1004-4965.2021.054. (in Chinese).
- Lynn B H, Kelman G, Ellrod G, 2015. An evaluation of the efficacy of using observed lightning to improve convective lightning forecasts[J]. *Wea Forecasting*, 30(2):405-423. doi:10.1175/waf-d-13-00028.1.
- Marsigli C, Montani A, Paccagnella T, 2008. A spatial verification method applied to the evaluation of high-resolution ensemble forecasts[J]. *Meteor Appl*, 15(1):125-143. doi:10.1002/met.65.
- Mass C F, Ovens D, Westrick K, et al., 2002. Does increasing horizontal resolution produce more skillful forecasts? [J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 83(3):407-430. doi:10.1175/1520-0477(2002)083<0407:dihrpm>2.3.co;2.
- Mittermaier M, Roberts N, 2010. Intercomparison of spatial forecast verification methods: identifying skillful spatial scales using the fractions skill score [J]. *Wea Forecasting*, 25(1):343-354. doi:10.1175/2009WAF2222260.1.
- Mittermaier M P, 2014. A strategy for verifying near-convection-resolving model forecasts at observing sites[J]. *Wea Forecasting*, 29(2):185-204. doi:10.1175/waf-d-12-00075.1.
- Mittermaier M P, 2021. A “Meta” analysis of the fractions skill score: the limiting case and implications for aggregation[J]. *Mon Wea Rev*, 149(10):3491-3504. doi:10.1175/mwr-d-18-0106.1.
- Murphy A H, 1973. A new vector partition of the probability score[J]. *J Appl Meteor*, 12(4):595-600. doi:10.1175/1520-0450(1973)012<0595:anvpot>2.0.co;2.
- Murphy A H, Lichtenstein S, Fischhoff B, et al., 1980. Misinterpretations of precipitation probability forecasts[J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 61(7):695-701. doi:10.1175/1520-0477(1980)061<0695:moppf>2.0.co;2.
- Nachamkin J E, Schmidt J, 2015. Applying a neighborhood fractions sampling approach as a diagnostic tool[J]. *Mon Wea Rev*, 143(11):4736-4749.

- doi:10.1175/mwr-d-14-00411.1.
- 潘留杰,张宏芳,王建鹏,2014.数值天气预报检验方法研究进展[J].地球科学进展,29(3):327-335. Pan L J,Zhang H F,Wang J P,2014. Progress on verification methods of numerical weather prediction[J].Adv Earth Sci,29(3):327-335. doi:10.11867/j.issn.1001-8166.2014.03.0327.(in Chinese).
- 潘留杰,张宏芳,陈小婷,等,2015.基于邻域法的高分辨率模式降水的预报能力分析[J].热带气象学报,31(5):632-642. Pan L J,Zhang H F, Chen X T, et al.,2015.Neighborhood-based precipitation forecasting capability analysis of high-resolution models[J].J Trop Meteor,31(5):632-642. doi:10.16032/j.issn.1004-4965.2015.05.006.(in Chinese).
- 潘留杰,张宏芳,薛春芳,等,2016a.数值模式评估系统 MET 及其初步应用[J].气象科技进展,6(4):37-43. Pan L J,Zhang H F,Xue C F, et al., 2016a.Numerical weather prediction model testing and evaluation systems MET and application[J].Adv Meteor Sci Tech,6(4):37-43.(in Chinese).
- 潘留杰,薛春芳,张宏芳,等,2016b.两个集合预报系统对秦岭及周边降水预报性能对比[J].应用气象学报,27(6):676-687. Pan L J,Xue C F, Zhang H F, et al.,2016b.Comparative analysis on precipitation forecasting capabilities of two ensemble prediction systems around Qinling area[J]. J Appl Meteor Sci,27(6):676-687. doi:10.11898/1001-7313.20160604.(in Chinese).
- 潘留杰,薛春芳,张宏芳,等,2017a.三种高分辨率格点降水预报检验方法的对比[J].气候与环境研究,22(1):45-58. Pan L J,Xue C F,Zhang H F, et al.,2017a.Comparison of three verification methods for high-resolution grid precipitation forecast[J].Clim Environ Res,22(1):45-58. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2016.16012.(in Chinese).
- 潘留杰,张宏芳,陈小婷,等,2017b.ECMWF 集合预报在中国中部地区的降水概率预报性能评估[J].高原气象,36(1):138-147. Pan L J, Zhang H F, Chen X T, et al.,2017b.Evaluation of precipitation probability forecasts of ECMWF ensemble prediction system in central China[J]. Plateau Meteor,36(1):138-147. doi:10.7522/j.issn.1000-0534.2016.00014.(in Chinese).
- 潘留杰,张宏芳,刘静,等,2023.智能网格 SCMOC 及多模式降水预报对比[J].大气科学学报,46(2):217-229. Pan L J,Zhang H F,Liu J, et al.,2023.Comparative analysis of SCMOC and various numerical models for precipitation forecasting[J].Trans Atmos Sci,46(2):217-229. doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.20220213001.(in Chinese).
- Pan L J,Zhang H F,Liang M, et al.,2024.Assessment of ECMWF's precipitation forecasting performance for China from 2017 to 2022[J].J Trop Meteor,30(3):257-274. doi:10.3724/j.1006-8775.2024.023.
- Rempel M,Schaumann P,Hess R, et al.,2022.Adaptive blending of probabilistic precipitation forecasts with emphasis on calibration and temporal forecast consistency[J].Artif Intell Earth Syst,1(4):1-17. doi:10.1175/aies-d-22-0020.1.
- Roberts N M,Lean H W,2008.Scale-selective verification of rainfall accumulations from high-resolution forecasts of convective events[J].Mon Wea Rev,136(1):78-97. doi:10.1175/2007mwr2123.1.
- Romine G S,Schwartz C S,Berner J, et al.,2014.Representing forecast error in a convection-permitting ensemble system[J].Mon Wea Rev,142(12):4519-4541. doi:10.1175/MWR-D-14-00100.1.
- Schwartz C S,Kain J S,Weiss S J, et al.,2010.Toward improved convection-allowing ensembles:model physics sensitivities and optimizing probabilistic guidance with small ensemble membership[J].Wea Forecasting,25(1):263-280. doi:10.1175/2009WAF2222267.1.
- Schwartz C S,Romine G S,Sobash R A, et al.,2015.NCAR's experimental real-time convection-allowing ensemble prediction system[J].Wea Forecasting,30(6):1645-1654. doi:10.1175/waf-d-15-0103.1.
- Schwartz C S,2017.A comparison of methods used to populate neighborhood-based contingency tables for high-resolution forecast verification[J].Wea Forecasting,32(2):733-741. doi:10.1175/waf-d-16-0187.1.
- Schwartz C S,Sobash R A,2017.Generating probabilistic forecasts from convection-allowing ensembles using neighborhood approaches:a review and recommendations[J].Mon Wea Rev,145(9):3397-3418. doi:10.1175/mwr-d-16-0400.1.
- Skinner P S,Wicker L J,Wheatley D M, et al.,2016.Application of two spatial verification methods to ensemble forecasts of low-level rotation[J].Wea Forecasting,31(3):713-735. doi:10.1175/WAF-D-15-0129.1.
- Skok G,Hladnik V,2018.Verification of gridded wind forecasts in complex alpine terrain:a new wind verification methodology based on the neighborhood approach[J].Mon Wea Rev,146(1):63-75. doi:10.1175/mwr-d-16-0471.1.
- Snook N,Xue M,Jung Y,2012.Ensemble probabilistic forecasts of a tornadic mesoscale convective system from ensemble Kalman filter analyses using WSR-88D and CASA radar data[J].Mon Wea Rev,140(7):2126-2146. doi:10.1175/mwr-d-11-00117.1.
- Snook N,Xue M,Jung Y,2015.Multiscale EnKF assimilation of radar and conventional observations and ensemble forecasting for a tornadic mesoscale convective system[J].Mon Wea Rev,143(4):1035-1057. doi:10.1175/mwr-d-13-00262.1.
- Snook N,Jung Y,Brotzge J, et al.,2016.Prediction and ensemble forecast verification of hail in the supercell storms of 20 May 2013[J].Wea Forecasting,31(3):811-825. doi:10.1175/waf-d-15-0152.1.
- Sobash R A,Kain J S,Bright D R, et al.,2011.Probabilistic forecast guidance for severe thunderstorms based on the identification of extreme phenomena in convection-allowing model forecasts[J].Wea Forecasting,26(5):714-728. doi:10.1175/waf-d-10-05046.1.
- Sobash R A,Schwartz C S,Romine G S, et al.,2016.Severe weather prediction using storm surrogates from an ensemble forecasting system[J].Wea Forecasting,31(1):255-271. doi:10.1175/waf-d-15-0138.1.
- Stein J,Stoop F,2019.Neighborhood-based contingency tables including errors compensation[J].Mon Wea Rev,147(1):329-344. doi:10.1175/mwr-d-17-0288.1.

- Stratman D R, Coniglio M C, Koch S E, et al., 2013. Use of multiple verification methods to evaluate forecasts of convection from hot-and cold-start convection-allowing models [J]. *Wea Forecasting*, 28(1): 119-138. doi: 10.1175/waf-d-12-00022. 1.
- 苏翔, 袁慧玲, 2020. 集合预报统计学后处理技术研究进展 [J]. *气象科技进展*, 10(2): 30-41. Su X, Yuan H L, 2020. The research progress of ensemble statistical postprocessing methods [J]. *Adv Meteor Sci Technol*, 10(2): 30-41. doi: 10.3969/j.issn.2095-1973.2020.02.005. (in Chinese).
- 唐文苑, 郑永光, 张小雯, 2018. 基于 FSS 的高分辨率模式华北对流预报能力评估 [J]. *应用气象学报*, 29(5): 513-523. Tang W Y, Zheng Y G, Zhang X W, 2018. FSS-based evaluation on convective weather forecasts in North China from high resolution models [J]. *J Appl Meteor Sci*, 29(5): 513-523. doi: 10.11898/1001-7313.20180501. (in Chinese).
- 唐文苑, 郑永光, 2019. 基于快速更新同化数值预报的小时降水量时间滞后集合订正技术 [J]. *气象*, 45(3): 305-317. Tang W Y, Zheng Y G, 2019. Improvement of hourly precipitation forecast using a time-lagged ensemble based on rapid refresh assimilation and forecast [J]. *Meteor Mon*, 45(3): 305-317. doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2019.03.002. (in Chinese).
- Theis S E, Hense A, Damrath U, 2005. Probabilistic precipitation forecasts from a deterministic model: a pragmatic approach [J]. *Meteor Appl*, 12(3): 257-268. doi: 10.1017/S1350482705001763.
- 屠妮妮, 衡志炜, 何光碧, 等, 2022. 多数值模式对 2021 年 7 月两次大暴雨过程预报能力检验评估 [J]. *高原山地气象研究*, 42(2): 46-55. Tu N N, Heng Z W, He G B, et al., 2022. Verification of forecasting ability of two rainstorms in July 2021 by multiple numerical models [J]. *Plateau Mt Meteor Res*, 42(2): 46-55. doi: 10.3969/j.issn.1674-2184.2022.02.007. (in Chinese).
- Weisman M L, Davis C, Wang W, et al., 2008. Experiences with 0—36-h explicit convective forecasts with the WRF-ARW model [J]. *Wea Forecasting*, 23(3): 407-437. doi: 10.1175/2007waf2007005. 1.
- Wheatley D M, Knopfmeier K H, Jones T A, et al., 2015. Storm-scale data assimilation and ensemble forecasting with the NSSL experimental warn-on-forecast system. Part I: radar data experiments [J]. *Wea Forecasting*, 30(6): 1795-1817. doi: 10.1175/waf-d-15-0043. 1.
- 吴瑞姣, 邱学兴, 周昆, 等, 2020. 安徽省 WRF 模式短时强降水的预报检验 [J]. *气象科技*, 48(2): 254-262. Wu R J, Qiu X X, Zhou K, et al., 2020. Capability of forecasting short-term precipitation based on WRF in Anhui [J]. *Meteor Sci Technol*, 48(2): 254-262. doi: 10.19517/j.1671-6345.20190150. (in Chinese).
- Yates E, Anquetin S, Ducrocq V, et al., 2006. Point and areal validation of forecast precipitation fields [J]. *Meteor Appl*, 13(1): 1-20. doi: 10.1017/s1350482705001921.
- 俞碧玉, 朱科锋, 2022. 多种空间检验方法在不同分辨率模式降水预报评估中的应用 [J]. *气象科学*, 42(3): 341-355. Yu B Y, Zhu K F, 2022. Application of multiple spatial verification methods to precipitation forecasts from different resolution models [J]. *J Meteor Sci*, 42(3): 341-355. doi: 10.12306/2021jms.0055. (in Chinese).
- Yussouf N, Mansell E R, Wicker L J, et al., 2013. The ensemble Kalman filter analyses and forecasts of the 8 May 2003 Oklahoma City tornadic supercell storm using single- and double-moment microphysics schemes [J]. *Mon Wea Rev*, 141(10): 3388-3412. doi: 10.1175/mwr-d-12-00237. 1.
- Yussouf N, Kain J S, Clark A J, 2016. Short-term probabilistic forecasts of the 31 May 2013 Oklahoma tornado and flash flood event using a continuous-update-cycle storm-scale ensemble system [J]. *Wea Forecasting*, 31(3): 957-983. doi: 10.1175/waf-d-15-0160. 1.
- 张博, 赵滨, 2019. 一种集成风向风速的风场空间检验方法 [J]. *应用气象学报*, 30(2): 154-163. Zhang B, Zhao B, 2019. A spatial verification method for integrating wind speed and direction [J]. *J Appl Meteor Sci*, 30(2): 154-163. doi: 10.11898/1001-7313.20190203. (in Chinese).
- 张宏芳, 潘留杰, 杨新, 2014. ECMWF、日本高分辨率模式降水预报能力的对比分析 [J]. *气象*, 40(4): 424-432. Zhang H F, Pan L J, Yang X, 2014. Comparative analysis of precipitation forecasting capabilities of ECMWF and Japan high-resolution models [J]. *Meteor Mon*, 40(4): 424-432. doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2014.04.004. (in Chinese).
- Zhang J, Howard K, Langston C, et al., 2016. Multi-radar multi-sensor (MRMS) quantitative precipitation estimation: initial operating capabilities [J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 97(4): 621-638. doi: 10.1175/BAMS-D-14-00174. 1.
- 张小雯, 唐文苑, 郑永光, 等, 2020. GRAPES_3 km 数值模式对流风暴预报能力的多方法综合评估 [J]. *气象*, 46(3): 367-380. Zhang X W, Tang W Y, Zheng Y G, et al., 2020. Comprehensive evaluations of GRAPES_3 km numerical model in forecasting convective storms using various verification methods [J]. *Meteor Mon*, 46(3): 367-380. doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2020.03.008. (in Chinese).
- 赵滨, 张博, 2018. 邻域空间检验方法在降水评估中的应用 [J]. *暴雨灾害*, 37(1): 1-7. Zhao B, Zhang B, 2018. Application of neighborhood spatial verification method on precipitation evaluation [J]. *Torrential Rain Disasters*, 37(1): 1-7. doi: 10.3969/j.issn.1004-9045.2018.01.001. (in Chinese).
- 朱科锋, 张晨悦, 薛明, 等, 2022. 对流可分辨尺度集合预报对河南“21.7”极端降水事件可预报性研究 [J]. *中国科学: 地球科学*, 52(10): 1905-1928. Zhu K F, Zhang C Y, Xue M, et al., 2022. Predictability and skill of convection-permitting ensemble forecast systems in predicting the record-breaking “21.7” extreme rainfall event in Henan Province, China [J]. *Sci Sinica: Terrae*, 52(10): 1905-1928. doi: 10.1360/N072022-0046. (in Chinese).

· ARTICLE ·

Application and research progress of the neighborhood method in weather forecasting

PAN Liujie^{1,2}, DAI Kan³, ZHANG Hongfang^{2,4}, QI Chunjuan^{1,2}, LIANG Mian^{1,2},
LIU Jiahumin^{1,2}, DAI Changming^{1,2}, LI Peirong^{1,2}, SHEN Jiaojiao⁴

¹Shaanxi Meteorological Observatory, Xi'an 710014, China;

²Key Laboratory of Eco-Environment and Meteorology for the Qinling Mountains and Loess Plateau, Xi'an 710014, China;

³National Meteorological Center, Beijing 100081, China;

⁴Shaanxi Meteorological Service Centre, Xi'an 710014, China

Abstract The traditional dichotomous contingency table test, which evaluates the objective performance of numerical weather prediction (NWP) based on the point-to-point matching between forecasted and observed events, has notable limitation when applied to high-resolution NWP or convection-allowing models (CAM). The neighborhood method addresses these limitations by relaxing the grid scale matching constraints between forecasted and observed events, making it particularly valuable for evaluating high-resolution numerical weather forecasts and the post-processing of objective probability forecasts. This paper systematically reviews the key applications of the neighborhood method in weather forecasting, focusing on two key aspects: one is the verification of high-resolution numerical models using neighborhood method; and other is the neighborhood probability or neighborhood probability of ensemble forecasts. First, the study outlines the verification frameworks of two neighborhood methods, “one-to-many” and “many-to-many”, and discusses the data processing techniques associated with the neighborhood method, alongside the physical interpretation of common scoring matrices such as FBS (fractions brier score) and FSS (fractions skill score). It is concluded that, in addition to traditional dichotomous contingency table-based verification metrics, the neighborhood method facilitates comparisons of forecast performance across multiple spatial and temporal scales. This enables the derivation of diagnostic metrics for NWP forecast performance based on scale changes, providing unique advantages. Second, it summarizes the fundamental concepts and statistical meaning of the grid scale neighborhood probability and the neighborhood probability at scales larger than the grid. Discussion focuses on expounding the algorithm workflow and internal meaning of neighborhood ensemble probability (NEP) forecast and neighborhood maximum ensemble probability (NMEP) forecast derived from ensemble forecasts. Third, by examining typical application cases, it analyzes the advantages, disadvantages and applicability of the neighborhood method and neighborhood ensemble probability. Results show that both NEP and NMEP enhance precipitation forecast scores. NEP performs better for large-scale and systematic precipitation forecasts, whereas NMEP is more effective for convective and extreme precipitation events. However, the selection of an appropriate neighborhood radius remains a critical technical challenge, as it is influenced by variations in underlying surface conditions and the optimal neighborhood scales of different NWP products. Finally, the paper discusses future directions for the application of the neighborhood method in weather forecasting. Promising areas of research and application include integrating neighborhood ensemble probability with the temporal dimension, developing metrics for the rare-event ensemble neighborhood probability, and exploring synergies between the neighborhood method and artificial intelligence. These directions hold significant potential for advancing the utility and impact of the neighborhood method in weather forecasting.

Keywords neighborhood verification; fractions skill score; neighborhood probability; neighborhood ensemble probability

doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.20231207001

(责任编辑:倪东鸿)