暴雨灾害
Torrential Rain and Disasters
中国科技核心期刊
中国科技论文统计源期刊

# 尺度分析降水检验方法在一次暴雨评估中的应用

陈永妍 赵滨

**Application of the scale analysis precipitation verification method in the evaluation of a heavy rainfall event**

CHEN Yongyan，ZHAO Bin

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12406/byzh.2024-180

您可能感兴趣的其他文章 Articles you may be interested in

高分辨率区域模式降水预报在云南的检验

Verifications of high-resolution regional numerical model precipitation forecast in Yunnan Province

暴雨灾害. 2021, 40(1): 78-86 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.01.010

一次特大暴雨过程高分辨率集合预报试验的检验和评估

The assessment and verification of high-resolution ensemble forecast for a heavy rainstorm

暴雨灾害. 2020, 39(2): 176-184 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2020.02.008

两套新型高分辨率再分析降水资料在湖南年季尺度上的适用性评估

Applicability evaluation of two sets of new high-resolution reanalysis precipitation data on annual and seasonal scale in Hunan

暴雨灾害. 2021, 40(2): 167-173 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.02.008

CMIP6 HighResMIP高分辨率气候模式对青藏高原降水模拟的评估

Evaluation of CMIP6 HighResMIP models in Simulating Precipitation over Tibetan Plateau

暴雨灾害. 2022, 41(2): 215-223 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2022.02.012

2018年三个华东登陆台风暴雨数值预报结果的空间检验

Spatial verification of multi-model forecast of three landing typhoons induced rainstorm in East China in 2018

暴雨灾害. 2022, 41(4): 365-374 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2022.04.001

一种改进的数值模式降水预报时间降尺度方法

An improved time downscaling method for numerical model precipitation forecast

暴雨灾害. 2024, 43(5): 542-550 https://doi.org/10.12406/byzh.2023-210

关注微信公众号，获得更多资讯信息

陈永妍,赵滨.2025.尺度分析降水检验方法在一次暴雨评估中的应用[J].暴雨灾害,44(4):554−564. CHEN Yongyan, ZHAO Bin. 2025. Application of the scale analysis precipitation verification method in the evaluation of a heavy rainfall event [J]. Torrential Rain and Disasters, 44(4):554−564 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2024−180

# 尺度分析降水检验方法在一次暴雨评估中的应用

陈永妍[1, 2, 3], 赵滨[2, 3]

(1. 中国气象科学研究院, 北京 100081; 2. 中国气象局地球系统数值预报中心, 北京 100081;
3. 中国气象科学研究院灾害天气国家重点实验室, 北京 100081)

**摘　要**: 随着数值预报技术的不断发展, 气象领域对降水预报的时空精细化评估提出了更高的要求。常规降水检验仅能提供降水综合技巧, 无法获取降水预报深层误差的分布规律, 难以准确定位误差来源。为深入了解 CMA-MESO 高分辨率模式极端降水预报误差特征, 本文基于 Haar 离散小波变换的尺度分析方法, 选取 2024 年 7 月 30—31 日一次华北混合型强降水个例展开误差分析, 重点分析不同空间尺度上的降水预报特征, 并确定降水预报误差占比最高的主导尺度, 然后利用 2023 年夏季检验结果验证结论的一致性和可靠性。个例误差评估结果表明, 不同分辨率模式检验结果较为一致, 其中 CMA-MESO 模式中雨预报技巧最佳, 大雨和暴雨预报误差最集中的尺度均为 48 km, 均方误差 (MSE) 百分比达 20% 以上, 大暴雨降水预报在典型风暴尺度上几乎没有预报技巧。CMA-MESO 区域模式季节检验显示大雨和暴雨误差集中在 24~96 km 尺度范围, 检验结果具有较强的稳健性, 该范围是小尺度湿对流过程初始误差经过 24 h 时间积分后形成的关键误差尺度, 与该尺度相关的对流扰动过程如典型的重力波动、斜压不稳定触发等物理过程值得重点关注。

**关键词**: 尺度分析; 降水检验; 高分辨率模式; 预报误差
**中图法分类号**: P426.6　　**文献标志码**: A　　**DOI:** 10.12406/byzh.2024−180

# Application of the scale analysis precipitation verification method in the evaluation of a heavy rainfall event

CHEN Yongyan[1, 2, 3], ZHAO Bin[2, 3]

(1. *Chinese Academy of Meteorological Sciences*, *Beijing* 100081; 2. *CMA Earth System Modeling and Prediction Centre*, *China Meteorological Administration*, *Beijing* 100081; 3. *State Key Laboratory of Severe Weather*, *Chinese Academy of Meteorological Sciences*, *China Meteorological Administration*, *Beijing* 100081)

**Abstract:** With the continuous advancement of numerical forecasting techniques, higher requirements have been put forward for the refined temporal and spatial evaluation of precipitation forecasts in the meteorological domain. Conventional precipitation verification approaches can only provide a comprehensive assessment of forecast skills, which fail to capture the intrinsic distribution of forecast errors and identify the error sources. To gain deeper insights into error characteristics of extreme precipitation forecasts in CMA-MESO, this study conducts an error analysis based on a case study of a mixed-type heavy precipitation event that occurred in North China from July 30 to 31, 2024, utilizing the scale analysis method of Haar discrete wavelet transform. It focuses on analyzing the characteristics of precipitation forecasts across different spatial scales and identifies the dominant scale with the highest proportion of precipitation forecast errors. And the consistency and reliability of the conclusions were validated using verification results from the summer of 2023. The case study results indicate that the verification results exhibit a high degree of consistency across various models of different resolutions. Notably, the models exhibit the highest forecasting skill score in predicting moderate rain, whereas forecast errors for heavy and torrential rain are predominantly concentrated at a scale of 48 km, with the mean squared error (MSE) percentage exceeding 20%. For extremely heavy rain, the models exhibit minimal forecasting skill at the typical storm scale. The seasonal verification of the CMA-MESO regional

**收稿日期**: 2024−09−30; **定稿日期**: 2025−02−24
**资助项目**: 国家重点研发计划项目 (2023YFC3107705); 国家自然科学基金气象联合基金项目 (U2242213); 西藏自治区科技计划项目 (XZ202201ZY0008G)
**第一作者**: 陈永妍, 主要从事数值预报检验评估工作。E-mail: chenyongyan22@mails.ucas.ac.cn
**通信作者**: 赵滨, 主要从事数值预报检验评估工作。E-mail: zhaob@cma.gov.cn
© Editorial Office of *Torrential Rain and Disasters*. OA under CC BY−NC−ND 4.0

model further indicates that forecast errors for heavy and torrential rain are concentrated within the 24–96 km scale range, confirming the reliability of the verification results. This scale range has been identified as the critical error scale, primarily caused by the 24-hour time integration of initial errors in small-scale moist convective processes. Physical processes related to convective perturbation weather processes associated with this scale, such as gravity waves and the triggering of baroclinic instability, warrant particular attention.

**Key words:** scale analysis; precipitation verification; high-resolution model; forecast error

## 引　言

随着数值模式时空分辨率的不断提高, 降水预报逐渐展示出更为精细化的特征。然而, 在高分辨率模式检验中, 传统的降水检验方法受预报和观测之间细微时空位移快速增长的影响, 容易出现“双重惩罚”问题, 难以客观反映模式的真实降水预报能力 (Mass et al., 2002)。

空间检验方法是弥补传统降水检验“双重惩罚”问题的有效手段 (Gilleland et al., 2009; Dorninger et al., 2018; Casati et al., 2022)。Davis 等 (2006a, 2006b) 提出了基于对象的空间检验方法 (Method for Object - based Diagnostic Evaluation, MODE), 目前已在高分辨率模式降水检验领域得到广泛应用 (张博等, 2017; 徐同等, 2020; 徐同等, 2022; 张博等, 2024), 该方法通过计算检验对象中心距、面积、方向角等属性来判断对象间的相似程度, 并对检验对象进行合并及空间匹配, 综合这些属性以获得最具有代表性的特征值。然而, 由于该方法在空间平滑、阈值处理等过程中受参数选择的影响, 其评估结论缺乏一致性 (潘留杰等, 2024)。随后, Roberts 和 Lean (2008) 开发了一种基于空间滤波的邻域空间检验方法 (Fraction Skill Score, FSS)。该方法采用低带通滤波对高分辨率预报与观测场进行升尺度处理, 通过平滑模式预报细节, 有效提高了对强降水的评估能力。由于此方法计算简洁且适用性强, 已成为当前应用最广泛的空间检验技术 (唐文苑等, 2018; Zhao and Zhang, 2018; 张博和赵滨, 2019; 屠妮妮等, 2022)。

尺度分析方法是空间检验技术最新发展的一个重要分支, 能够分离不同尺度的天气现象特征波列, 对一次过程中可能出现的大尺度天气过程 (如锋面、层云降水) 及中小尺度强对流事件分别进行检验评估。这是该方法相较于以往空间检验技术的主要优势所在。其核心思想是利用小波变换技术将原始场分解为不同尺度分量场, 并对每个尺度分量场进行独立检验, 以实现对模式预报降水性能的多尺度评估。近年来国内外在这一领域开展了大量研究。Casati 等 (2004) 基于尺度分析方法提出了强度尺度法 (Intensity-Scale verification technique), 采用多重带通滤波方法提取不同空间尺度上降水预报特征, 获取误差集中的空间尺度。随后, Casati (2010) 进一步引入了随机场的均方误差及能量概念, 实现在不需要对预报和观测场重新校准的条件下, 直接评估存在预报偏差的预报场。Csima 等 (2008) 指出, 尺度分析方法能够更准确地评估中尺度锋面和具有对流特征的天气过程, 对于改进降水预报技巧和标准化检验过程具有重要意义。由于该方法能够提供数据集在不同尺度上的详细信息, 因此尺度分析方法在气象再分析资料评估和气候研究领域也具备巨大应用潜力 (Casati et al., 2023)。目前, 国内在该方向的相关研究也取得了一些进展, 但大多数研究仍处于初步阶段, 较少深入分析检验结果的物理意义。如孔荣等 (2010) 在空间尺度分解技术基础上增加时间尺度分解, 比较临近预报系统六种不同性质的降水个例在时空尺度上的误差特征。李娟等 (2016) 将强度尺度法应用于气候系统模式温度场检验, 通过对温度场进行粗阈值分尺度比较, 表明尺度分析方法中的强度尺度法同样也可用于连续场的检验。

不同的小波变换技术会导致不同的降水场分解结果, 基于 Haar 小波变换的降水尺度分析方法具备明显优势。这是因为 Haar 小波是离散小波, 特别适用于离散降水误差场 (或降水场) 的尺度分解。通过这种方法得到的不同尺度的误差分量场是正交的, 不同尺度误差之和等于原始场误差。因此, 通过分析不同尺度误差在总误差中的占比可以有效定位误差主要集中的空间尺度。本文基于 Haar 离散小波变换的尺度分析方法, 对一次华北地区极端暴雨过程 CMA-MESO 区域模式预报产品展开误差分析, 重点分析不同空间尺度上的降水预报特征, 并确定降水预报误差占比最高的主导尺度。进一步通过夏季长时间段检验结果对个例分析结论进行验证, 以确保个例分析结论的合理性和方法的适用性。

## 1 资料和方法

### 1.1 资料说明

来源于中国气象局地球系统数值预报中心自主研发的中尺度天气数值预报系统 (CMA-MESO) 降水预报产品 (黄丽萍等, 2022), 空间分辨率为 0.03°×0.03° (3 km) 和 0.01°×0.01° (1 km), 时间分辨率为 1 h, 预报时效为 72 h。首先选取 3 km 及 1 km 模式 2024 年 7 月 30 日 08 时 (北京时, 下同) 起报的 24 h 累计降

水产品做个例分析，再选取 2023 年 6 月 1 日—8 月 31 日时段每日 08 时起报的 24 h 累计降水产品做季节评估。

格点化实况采用国家气象信息中心开发的 CMPAS (CMA Multi-source merged Precipitation Analysis System) 三源融合降水产品 (潘旸等, 2015)，空间分辨率为 0.01°×0.01° (1 km)，时间分辨率为 1 h，作为实况数据检验模式 24 h 累积降水预报产品。对于 3 km 模式的检验过程，实况资料需进行插值处理从而使其分辨率与模式预报产品相匹配。本文选取双线性插值方法，并合理假设插值过程对检验结果的影响可以忽略不计。

### 1.2 研究方法

选取具有代表性的 5 个日降水阈值，分别为 0.1、10、25、50、100 mm·d$^{-1}$，分别代表小雨、中雨、大雨、暴雨、大暴雨。对于正方形预报场 $F$ 和分析场 $O$，在某一降水阈值 $u$ 下，可以将其转换为二分类分布场 $F_u$ 与 $O_u$

$$F_u=\begin{cases}1 & x\geqslant u\\ 0 & x<u\end{cases}\qquad O_u=\begin{cases}1 & x\geqslant u\\ 0 & x<u\end{cases}\tag{1}$$

其中，$x$ 代表格点降水值。将预报和观测二分类分布场之间的差值定义为二分类误差场 $Z_u$

$$Z_u=F_u-O_u\tag{2}$$

基于二维离散 Haar 小波对检验场 X 进行分解的具体过程如下所示

$$\mathrm{Haar}(X)=\begin{bmatrix}X_f & \mathrm{LH}\\ \mathrm{HL} & \mathrm{HH}\end{bmatrix}\tag{3}$$

其中，LH、HL、HH 代表水平及垂直方向上的高频噪声，$X_f$ 代表经过一次二维 Haar 小波平滑的检验场，也称为父波分量场 (用下标 $f$ 表示)。

公式 (3) 中 $X$ 不仅可以是原始检验场，也可以是经过平滑后的检验场。因此，对于 $2^L\times2^L$ 个网格点组成的正方形检验场，最大迭代次数为 $L$ (正整数)，依次迭代得到多个不同尺度的平滑检验场 $X_f^l$。其中，$l=1,2,\cdots L+1$，代表不同的平滑程度。当 $l=L+1$ 时，$X_f^{L+1}$ 为检验场变量的全域平均。

将相邻的父波分量场进行相减，得到母波分量场 (用下标 $m$ 表示)

$$X_m^l=X_f^{l+1}-X_f^l\tag{4}$$

公式 (4) 对不同尺度平滑场进行差分能够分离不同尺度信息，母波分量场 $X_m^l$ 实际代表 $l$ 尺度与 $l+1$ 尺度的检验场之间的差异。分解后的母波分量场 $X_m^l$ 与父波分量场 $X_f^{L+1}$ 两两正交，相加可还原原始检验场。当检验场为二分类误差场时

$$Z_u=\sum_{l=1}^{L}Z_{u,m}^l+Z_{u,f}^{L+1}\tag{5}$$

以均方误差 MSE (记为 $E_{\mathrm{MS}}$) 作为衡量降水误差的指标，由于不同尺度分量场是正交的，因此可定义均方误差百分比 (记为 $E_{\mathrm{MS}}\%$) 以量化不同尺度上均方误差对总均方误差的贡献

$$(E_{\mathrm{MS}})_u^l=\overline{(Z_u^l)^2}\tag{6}$$

$$(E_{\mathrm{MS}}\%)_u^l=\frac{(E_{\mathrm{MS}})_u^l}{\sum_{l=1}^{L+1}(E_{\mathrm{MS}})_u^l}\times100\%\tag{7}$$

其中，$\overline{(Z_u^l)^2}$ 代表降水阈值为 $u$、空间尺度为 $l$ 的误差分量场小波系数的均方值。参考 Murphy (1987) 技巧评分思想，进一步考察预报技巧，定义为 IS (记为 $I_S$) 评分

$$(I_S)_u^l=1-\frac{(E_{\mathrm{MS}})_u^l}{M_{\mathrm{random}}}\tag{8}$$

$$M_{\mathrm{random}}=B\cdot s\cdot(1-s)+s\cdot(1-B\cdot s)\tag{9}$$

其中，$s$ 为观测场内超过阈值降水格点数与总格点数的比值，即观测降水发生概率，$B$ 为预报偏差，即预报降水格点数与实况降水格点数的比值。$M_{\mathrm{random}}$ 为随机预报参考均方误差，它是相互独立且满足伯努利分布的随机预报场和实况场之间的均方误差。当 $(I_S)_u^l>0$，表明具备预报技巧，反之，预报误差大于随机预报误差，预报无技巧。

### 1.3 降水能量分析

为了更清晰说明预报和实况场降水随空间尺度分布的特征，本文引入了降水波动能量 $E_{\mathrm{n}}$ (precipitation energy，简称降水能量)，这一概念由 Casati (2010) 提出，预报和实况场降水能量表达式分别为

$$E_{\mathrm{n}}\left(F_u^l\right)=\overline{(F_u^l)^2}\tag{10}$$

$$E_{\mathrm{n}}\left(O_u^l\right)=\overline{(O_u^l)^2}\tag{11}$$

其中，$F_u^l$、$O_u^l$ 分别代表降水阈值为 $u$、空间尺度为 $l$ 的预报和实况小波系数场，可由公式 (1)、(3) 和 (4) 计算得到。各尺度降水能量之和与总降水能量相等，可通过降水能量百分比获取不同空间尺度上降水能量对总能量的贡献率 $E_{\mathrm{n}}\%$。其表达式为

$$E_{\mathrm{n}}\%\left(F_u^l\right)=\frac{E_{\mathrm{n}}(F_u^l)}{\sum_{l=1}^{L+1}E_{\mathrm{n}}\left(F_u^l\right)}\times100\%\tag{12}$$

$$E_{\mathrm{n}}\%\left(O_u^l\right)=\frac{E_{\mathrm{n}}\left(O_u^l\right)}{\sum_{l=1}^{L+1}E_{\mathrm{n}}\left(O_u^l\right)}\times 100\% \tag{13}$$

降水能量表示的是平均每个网格单元的降水波动能量, 实际计算中, 它是各尺度分量场小波系数的均方。降水能量的核心作用在于量化各尺度降水信号的强度。具体而言, 某一尺度上降水能量数值越高, 表明降水波动信号越强, 降水信息在该尺度上的聚集程度越高, 这也意味着该尺度在降水预报中具有更大的重要性。这种降水能量随尺度变化的特征图像称为能量谱。

需要注意的是, 降水能量与传统意义上的降水强度存在明显区别。降水强度通常指的是单位时间内的降水量。在本文中, 降水场通过公式 (1) 进行阈值处理, 有效区分不同降水强度的检验区域。与之不同, 降水能量关注的是升尺度后降水的空间波动, 这种波动包含了降水分布的关键信息, 能够反映降水的时空分布特征 (Casati, 2010)。通过分析不同尺度和阈值下降水能量的分布情况, 可以深入了解降水的空间尺度和量级大小两个属性间的相关关系。同时, 对比预报与实况降水之间的降水能量差异也有助于判断模式降水预报误差发生的关键环节。因此, 降水能量 $E_{\mathrm{n}}$ 作为定量化描述降水波动信号的客观指标, 能够提供更加精准的降水时空变化分析, 有助于深入了解降水特征的复杂性, 并为降水评估提供新的视角。

## 2 尺度分析方法在暴雨评估中的应用效果

选取 2024 年夏季华北地区强降水个例进行分析, 图 1 给出 7 月 30 日 08 时—31 日 08 时 24 h 累计降水实况及预报分布。受缓慢北移的中尺度对流系统影响, 本次降水影响范围广、强度大, 短时强降水中心分布于京津冀地区。

### 2.1 尺度分解

图 2 为 50 mm·d$^{-1}$阈值下的二分类降水预报和实况差值场, 1 代表空报区域, −1 代表漏报区域。

将该差值场作为原始误差场, 采用二维离散 Haar 小波对其进行尺度分解, 初次分解获得一个母波分量场和一个父波分量场, 其中母波分量场代表最小空间尺度上的误差信息, 父波分量场则保留了该尺度除外的更大尺度上的误差信息。每次均基于父波分量场进行迭代滤波, 直至得到场域平均, 则尺度分解过程完成, 各小波分量场总和与原始误差场相等。原始误差场 (图 2) 经过尺度分解后得到的各尺度误差分量场如图 3 所示。

十个小波分量场中第一个尺度保留了最小分辨率 3 km 空间尺度上的误差信息 (图 3a), 代表二分类误差场边缘快速变化的小尺度噪声。随着尺度不断增大, 小尺度高频信息被过滤, 低频信息逐渐显现。图 3e、f 分别显示分辨率为 48 km 及 96 km 的误差尺度分量场, 北京及周边地区显示出正负突变值, 可以明确在出现正负突变位置具有显著误差信息。图 3j 为全域平均的误差信息, 每个格点上的值等于预报降水概率与实况降水概率之差, 全域平均为正值表明预报降水概率偏大。

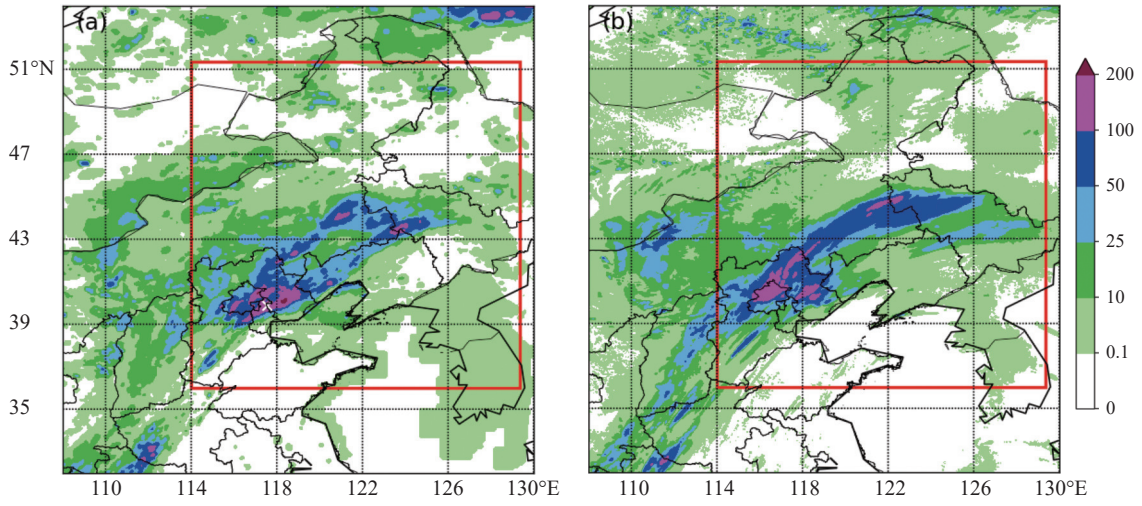



图 1 2024 年 7 月 30—31 日华北地区 24 h 累积降水实况 (a, 单位: mm) 及 CMA-MESO 3 km 模式预报结果 (b, 单位: mm) (红框内为检验区域, 白叉为实况降水极值点)

Fig. 1 (a) Observation of 24-hour accumulated precipitation (unit: mm) and (b) forecasting results of CMA-MESO 3km-resolution model (unit: mm) in North China from July 30 to 31, 2024 (The area within the red square is the verification region, and the white crosses indicate the locations of the observed extreme precipitation)

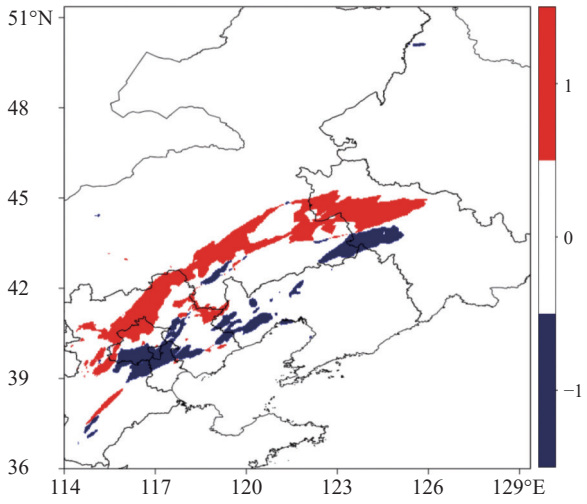



图 2 50 mm·d$^{-1}$阈值下的二分类预报降水场和实况降水场的差值场 (1 代表空报区域, –1 代表漏报区域)

Fig. 2 Difference field between binary forecasted precipitation and observed precipitation with the threshold of 50 mm·d$^{-1}$ (1 represents the false alarm area, and –1 represents the missed forecast area)

## 2.2 降水能量分析

图 4 显示各阈值实况和预报的降水能量的尺度分布, 各尺度降水能量随阈值增大呈现整体递减趋势。这是因为降水能量 (*E*n) 主要与超过阈值的网格点数量有关, 随着阈值增大有效样本数减小, 降水能量也随之减小。

降水能量百分比 ($E_n$%) 与降水能量 (En) 具有相同的尺度变化趋势。$E_n$ 归一化处理后得到的 $E_n$% 更便于比较不同阈值之间的能量谱特征差异。图 5 展示了中雨到大暴雨实况与预报 $E_n$% 随尺度变化的折线图。通过对比四个阈值下 $E_n$% 峰值所在的尺度, 可以发现峰值所在的尺度随着阈值增大而向小尺度偏移。降水阈值 (降水强度) 与降水尺度之间的天气学联系通过降水能量百分比得到了较好反映。

中雨预报与实况的 $E_n$% 增长趋势一致, 均呈现“双峰”型增长趋势 (图 5a)。第一个峰值出现在 384 km, 实况 $E_n$% 为 18%, 预报略高, 占比为 21%。在经过小幅度减小后, 第二个峰值出现在 1 536 km,

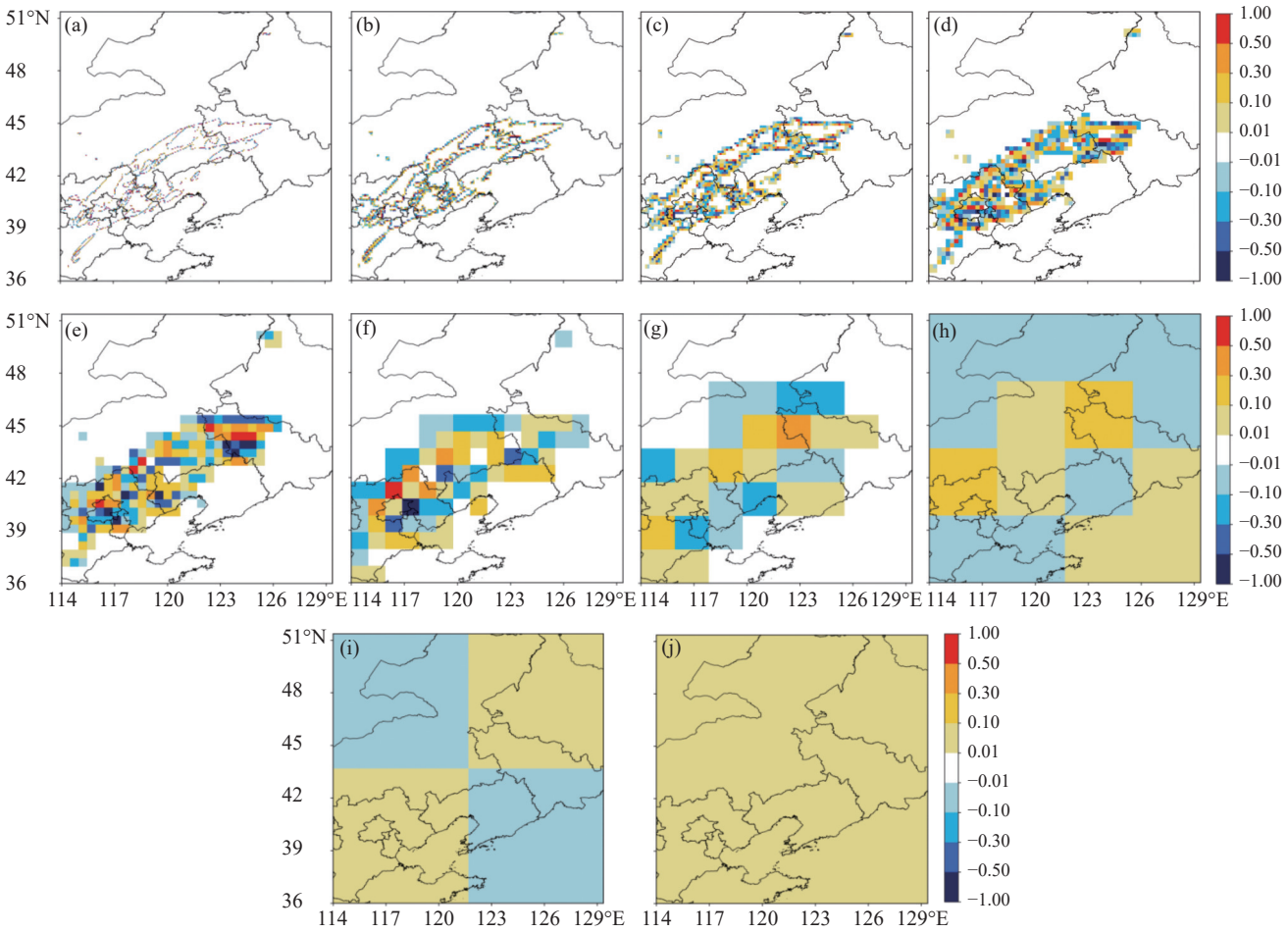



图 3 检验区域 50 mm·d$^{-1}$阈值下的二分类误差场分辨率分别为 3 km (a)、6 km (b)、12 km (c)、24 km (d)、48 km (e)、96 km (f)、192 km (g)、384 km (h)、768 km (i)、1 536 km (j) 的尺度分量场 (色标代表小波系数)

Fig. 3 Scale component fields of the binary difference field with a threshold of 50 mm·d$^{-1}$ for the resolutions of (a) 3 km, (b) 6 km, (c) 12 km, (d) 24 km, (e) 48 km, (f) 96 km, (g) 192 km, (h) 384 km, (i) 768 km, and (j) 1 536 km in verification area (the color-bar represents wavelet coefficients)

实况和预报 $E_n$% 均约为 25%。大雨实况 $E_n$% 呈现“三峰”型, 分别在 96 km, 384 km 及 1 536 km 达到峰值 (图 5b)。预报 $E_n$% 则呈“双峰”型, 分别在 192 km 及 1 536 km 达到峰值。在 384~1 536 km 范围内, 预报与实况较为一致, 而在 192 km 尺度上, 预报 $E_n$% 显著偏大, 能量百分比偏差达到 10%; 在 96 km 尺度上, 预报 $E_n$% 显著偏小, 能量百分比偏差达到−5%。

暴雨预报与实况的 $E_n$% 均为“单峰”型, 但两者峰值对应的尺度存在偏差 (图 5c)。实况峰值出现在 96 km, 约为 20%; 而预报峰值出现在 192 km, 约为 25%。大暴雨实况与预报的 $E_n$% 均为“双峰”型, 两者峰值出现的尺度偏差与暴雨相似, 即预报 $E_n$% 峰值对应的尺度均偏大 (图 5d)。这表明, 造成大量级降水的对流系统或层云系统的实际尺度通常小于模式预报的尺度。

大暴雨出现两个峰值的原因与风暴系统以及其外侧存在的层云降水有关。小尺度主峰值对应主导大暴雨的强对流系统, 而大尺度次峰值则对应层云降水区域。对比实况主次峰值占比, 主峰值出现在 96 km, 次峰值出现在 24 km, 且 96 km 大尺度层云降水能量占比甚至高于 24 km 小尺度风暴系统主导的降水能量, 表明风暴外围的层云降水不容忽视。与之相反, 预报主峰值出现在 48 km 小尺度, 次峰值出现在 192 km 大尺度, 主次峰值占比差值为 5%。实况与预报主次峰值的趋势差异表明, 风暴外围层云降水预报不足, 这可能是形成大暴雨降水误差的一

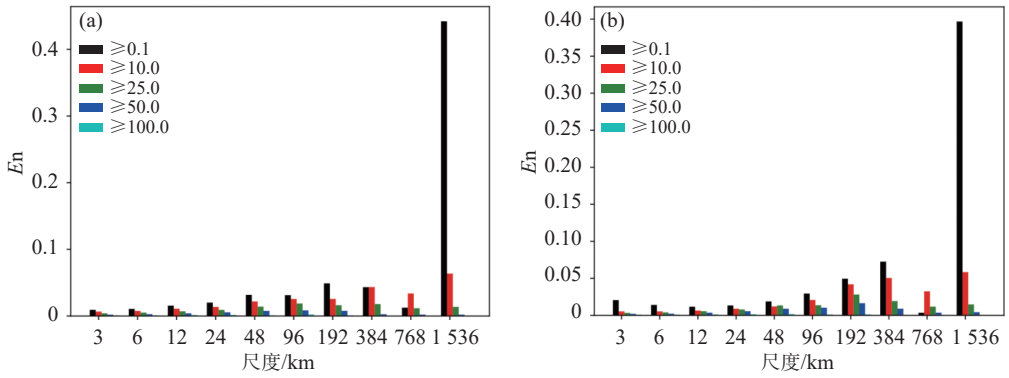



图 4 不同空间尺度下各阈值 (单位: mm·d$^{-1}$) 的实况 (a) 和预报 (b) 降水能量 ($E$n) 分布

Fig. 4 Distribution of precipitation energy of (a) observation and (b) forecast with various thresholds (unit: mm·d$^{-1}$) at different spatial scales

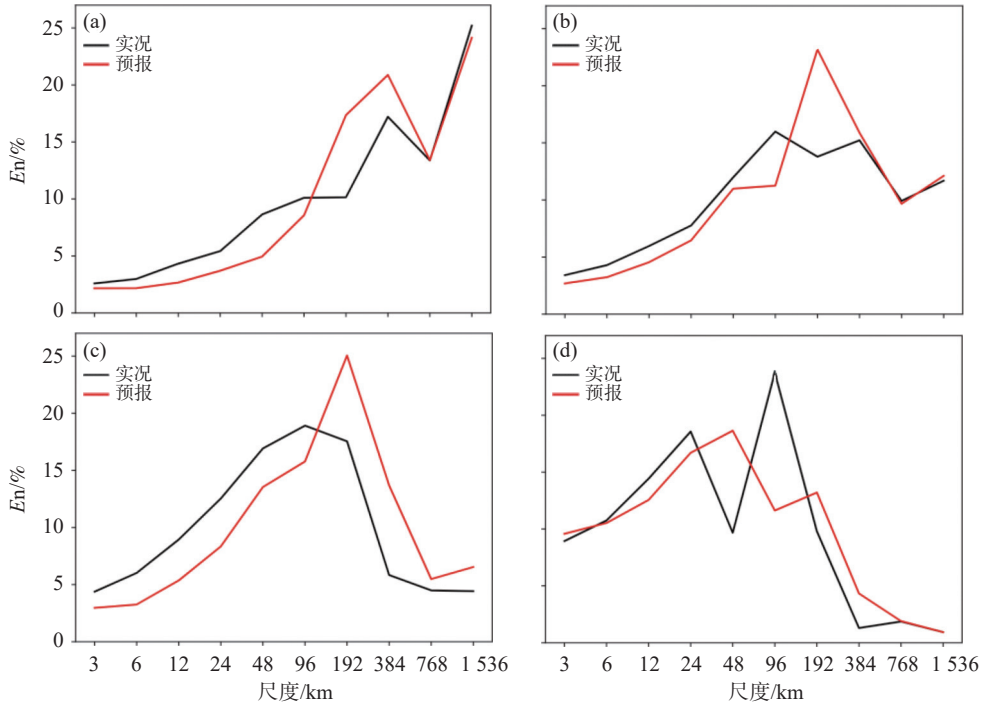



图 5 不同空间尺度下阈值分别为 10 mm·d$^{-1}$(a)、25 mm·d$^{-1}$(b)、50 mm·d$^{-1}$(c)、100 mm·d$^{-1}$(d) 实况和预报降水能量百分比 ($E_n$%)

Fig. 5 Precipitation energy percentage of the observation and forecast for different thresholds of (a) 10 mm·d$^{-1}$, (b) 25 mm·d$^{-1}$, (c) 50 mm·d$^{-1}$and (d) 100 mm·d$^{-1}$at different spatial scales

个重要原因。

根据上述分析，对于中雨预报，尽管模式预报在 $E_n$% 峰值占比上略有不同，但峰型及峰值出现的尺度一致，模式与实况的降水能量尺度分布特征较为相似。大雨预报与实况 $E_n$% 峰型及峰值均不一致，其主要原因在于预报降水能量在 192 km 占比过多，而 96 km 占比过少。暴雨和大暴雨降水能量的偏差主要由两个原因导致：首先，模式在识别和预报较小尺度强降水方面能力不足，导致点状或者零星的强降水被错误估计为块状或者团状降水，从而造成预报强降水 $E_n$% 峰值尺度普遍向大尺度偏移；其次，风暴系统或其外围可能存在持续的层云降水系统，这种稳定的层云降水系统能够产生大的累计降水，而模式预报层云降水效率偏低。

## 2.3 尺度分析

基于降水能量分析，进一步评估模式预报误差尺度特征，以明确误差集中的空间尺度。图 6 给出了不同阈值和不同尺度下的均方误差 ($E_{MS}$)、均方误差百分比 ($E_{MS}$%) 以及 $I_S$ 技巧评分。对于同一尺度，随着降水阈值的变化，$E_{MS}$ 差异明显 (图 6a)。小雨预报的 $E_{MS}$ 最大，随着阈值的增大，有效样本量逐渐减小，$E_{MS}$ 呈递减趋势。

均方误差百分比 ($E_{MS}$%) 能够有效分析各尺度下误差的贡献，是定位降水误差尺度来源的重要指标。从图 6b 中可以看出，各阈值在 24~96 km 尺度范围内 $E_{MS}$% 最为突出。中雨 $E_{MS}$% 随尺度增大逐渐增加，在 48 km 达到 19.3%，随后随着尺度增大逐渐下降，至 768 km 为 2.3%。大雨 $E_{MS}$% 分布特征与中雨基本一致，唯一不同的是在 96 km 尺度的 $E_{MS}$% 与 48 km 基本持平，均为 20% 左右。暴雨的 $E_{MS}$% 分布趋势延续中雨的特征，48 km 尺度的 $E_{MS}$% 可达 24.4%。大暴雨 $E_{MS}$% 在 24 km 最大，达到 23.7%。

$I_S$ 评分作为客观评分指标，能够反映不同阈值降水事件在各尺度上的预报技巧 (图 6c)。均方误差越大，$I_S$ 评分越低。与前述 $E_{MS}$% 分析结果一致，各阈值降水在 24~96 km 范围内普遍评分较低，并且大量级降水出现明显的负技巧。另一方面，中雨在各尺度上均表现出最高的预报技巧，表明区域模式对中等强度雨带的预报具备较好的能力。

上述分析确定了 CMA-MESO 模式降水预报误差的关键尺度，然而该尺度范围与模式分辨率之间是否存在相关关系尚未可知。因此，采用更高分辨率 CMA-MESO 模式产品对相同个例进行检验，以验证检验结果的一致性。

图 7 展示了 CMA-MESO 模式在 1 km 分辨率下不同阈值的 $E_{MS}$、$E_{MS}$% 及 $I_S$ 技巧评分。由于模式分辨率不同，依据检验尺度划定规则，检验尺度有所调整。尽管如此，3 km 与 1 km 模式误差随尺度变化的特征仍较为一致。从图 7a、b 可以看出，1 km 模式均方误差主要集中于 32~64 km 尺度。其中，大雨及暴

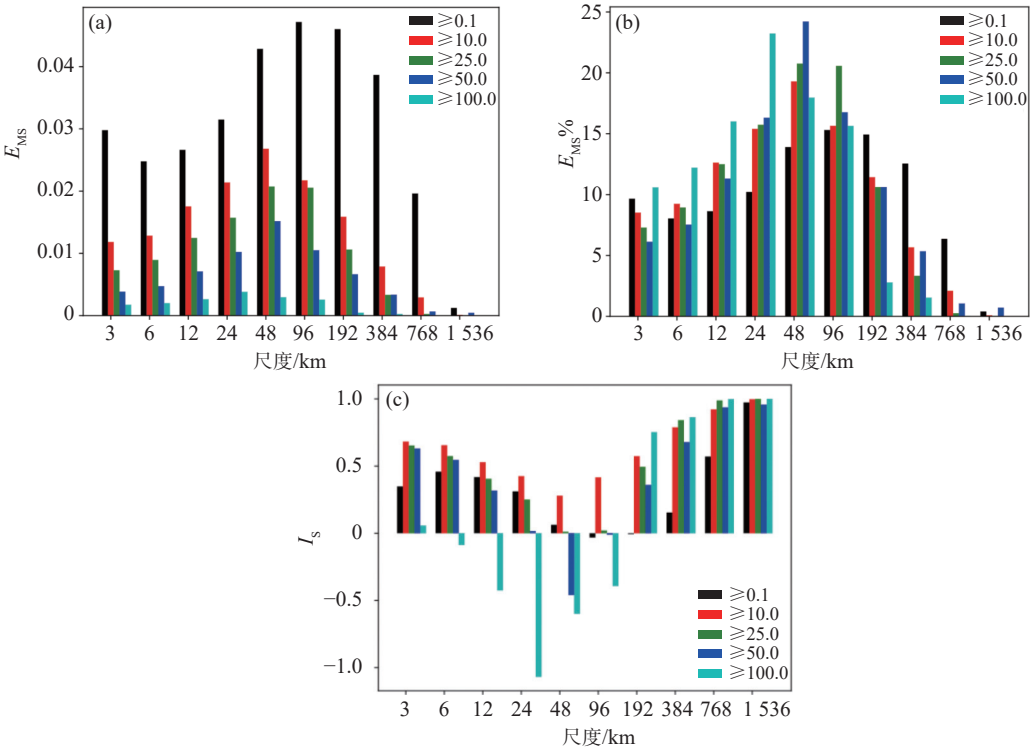



图 6 CMA-MESO 3 km 降水场不同阈值 (单位：mm·d$^{-1}$) 在不同空间尺度下的$E_{MS}$(a)、$E_{MS}$%(b) 和$I_s$技巧评分 (c)

Fig. 6 (a) $M_{SE}$, (b) $M_{SE}$%and (c) $I_S$ of the CMA-MESO 3 km precipitation field with different thresholds (unit: mm·d$^{-1}$) at different spatial scales

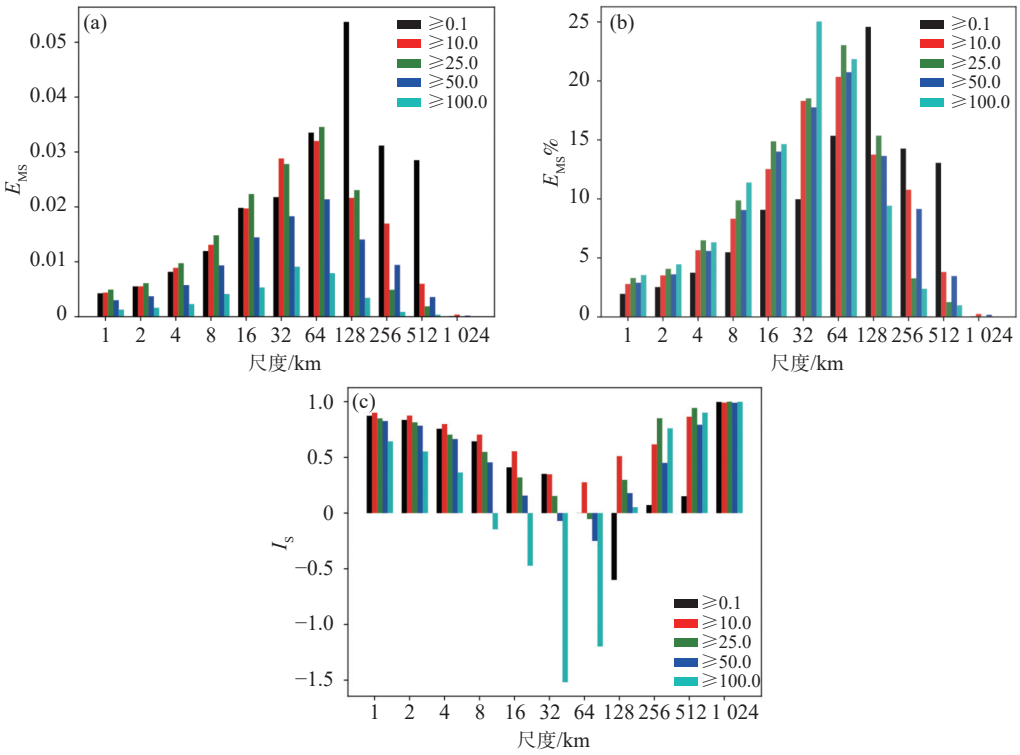



图 7 同图 6, 但为 CMA-MESO 1 km 降水场的评估结果

Fig. 7 Same as fig. 6, but for the assessment result of the CMA-MESO 1 km precipitation field

雨量级降水的 $E_{MS}$% 均在 64 km 尺度处达到最大, 分别为 22.5% 和 20.6%, 该尺度与相同阈值下 3 km 模式的最大均方误差占比尺度 (48 km) 较为接近。同样, 大暴雨量级降水的 $E_{MS}$% 在 32 km 尺度处达到最大, 为 25%, 该尺度与相同阈值下 3 km 模式的最大 $E_{MS}$% 所在的尺度 (24 km) 亦相近。

进一步考察各阈值的预报技巧 (图 7c) 可以发现, 中雨量级降水的预报技巧与 3 km 模式基本一致, 各尺度均具备较好的预报技巧。同时, 16~64 km 尺度范围内强降水预报具有负技巧, 在 3 km 模式中亦能找到与该尺度相近的负技巧尺度。此外, 相较于 3 km 分辨率模式预报, 1 km 模式在 γ 中尺度 (2~20 km) 评分有显著提高, 其在该尺度范围内降水预报表现更优, 体现出 1 km 精细化预报的优势。

综合不同分辨率的预报效果可以发现, 相同阈值下, 不同分辨率模式的降水预报误差的演变趋势一致, 且两种分辨率的 CMA-MESO 模式均显示中雨量级降水的预报效果最佳。误差集中的尺度范围大体相同, 1 km 模式误差集中的尺度范围略小于 3 km 模式, 两者最大误差分别集中在 32~64 km 和 24~96 km。无论是 1 km 还是 3 km 模式, 大暴雨量级降水的预报在典型风暴尺度上几乎没有预报技巧 ($I_S$<0)。如降水能量分析中所述, 模式对主导强降水的层云系统或对流系统的尺度识别偏差可能是造成该尺度无预报技巧 ($I_S$<0) 的重要原因。

## 3　2023 年 6—8 月降水统计检验结果

为了深入探究北方极端降水 CMA-MESO 模式误差的尺度特征, 针对北方夏季具有湿对流特征的混合型降水进行统计检验。图 8 显示了 2023 年夏季 6—8 月大雨和暴雨日降水过程的均方误差百分比 ($M_{SE}$%) 箱线图。

从中位线及均值可以看出, 大雨和暴雨 $E_{MS}$% 随着尺度的增大逐渐上升, 在 48 km 处达到最大, 分别约为 16% 和 17%。而在 96 km 之后, $E_{MS}$% 则随着尺度的增大迅速减小。季节时间尺度上的 $E_{MS}$% 统计检验结果与个例降水的 $E_{MS}$% 分布特征基本一致, 大雨和暴雨的最大误差均出现在 48 km 尺度。

图 9 为大雨和暴雨预报的 $I_S$ 技巧评分箱线图。与 $M_{SE}$% 变化趋势相对应, 大雨预报的 $I_S$ 评分先随着尺度增大而下降, 并在 48 km 处达到最低评分, 其中位数及均值均处于零线以下, 约为−0.06。96 km 之后预报评分回升至零线以上并迅速增加。暴雨预报的 $I_S$ 评分随尺度变化的趋势与大雨预报基本一致, 但整体评分略低于大雨预报。在 24~96 km 范围内, 其中位数和均值均处于零线以下, 并在 48 km 处达到最低评分, 约为−0.07。

上述结果显示, 大雨和暴雨预报的最差技巧的季节统计评分均出现在 48 km 尺度, 预报误差主要集中在 24~96 km 的尺度范围内。该结果与个例检验

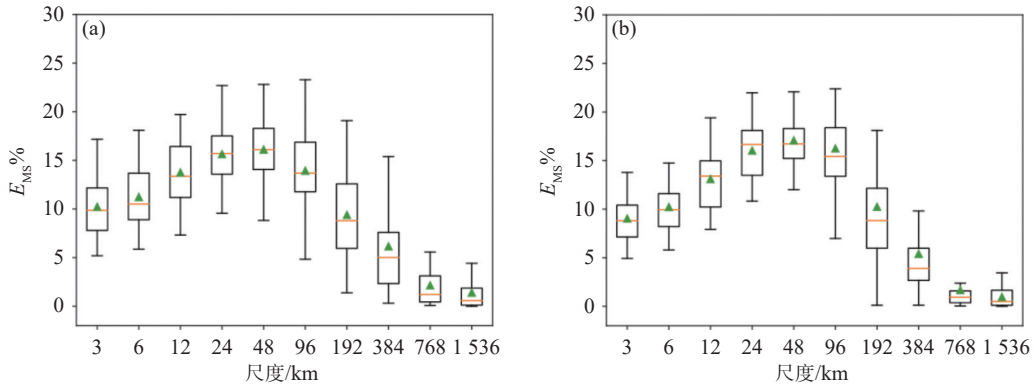



图 8 不同空间尺度 CMA-MESO 3 km 大雨 (a) 和暴雨 (b) 降水场 $E_{MS}$% 箱线图 (三角形代表均值, 橙色实线代表中位数)

Fig. 8 Box-plot of $E_{MS}$% of CMA-MESO 3 km precipitation field for (a) heavy rain and (b) torrential rain at different spatial scales (the triangles represent the mean values, and the orange solid lines represent the median values)

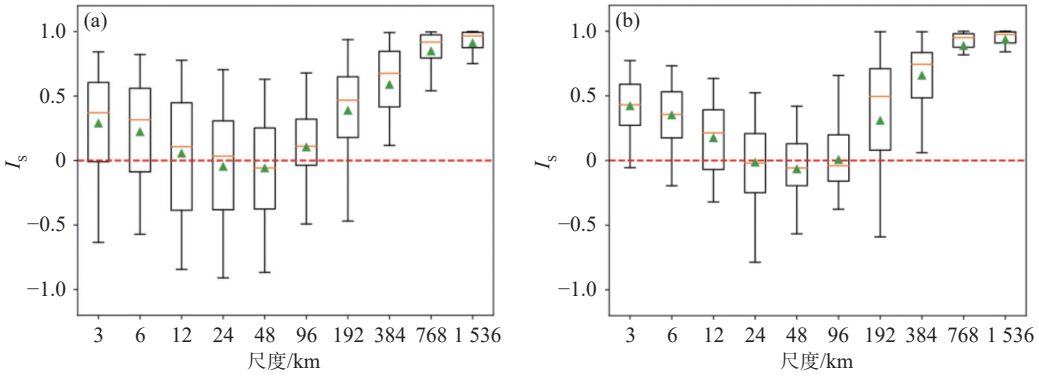



图 9 不同空间尺度 CMA-MESO 3 km 大雨 (a) 和暴雨 (b) 降水误差场技巧评分 $I_S$ 箱线图 (三角形代表均值, 橙色实线代表中位数)

Fig. 9 Box-plot of $I_S$ of CMA-MESO 3 km precipitation field for (a) heavy rain and (b) torrential rain at different spatial scales (the triangles represent the mean values, and the orange solid lines represent the median values)

结果保持高度一致, 表明预报误差主要集中在 24~96 km 尺度范围并非个例现象。模式误差检验结果不受模式分辨率的影响, 即使提高分辨率, 模式仍难以有效减少该尺度范围内的预报误差。这意味着, 集中于该尺度范围的误差可能是模式本身对中尺度湿对流过程预报的系统性偏差。

从模式角度来说, 24~96 km 尺度的误差可能源于模式参数化方案、初始条件选择及数值积分的多重影响。尽管当前研究尚无法精准定位导致该尺度误差的具体成因, 但通过尺度分析方法得到的检验结果仍提供了重要启示。根据误差增长理论, 在湿对流条件下, 小尺度、小振幅的初始误差会快速增长并在小尺度范围内 (<100 km) 达到饱和, 进一步通过重力波及斜压过程向更大尺度范围 (>500 km) 传播, 小尺度误差向大尺度传播的过程被称为升尺度转换过程 (闵锦忠和吴乃庚, 2020)。然而, 经过 24 h 时间积分后, 模式误差仍主要集中在对流尺度 (24~96 km), 表明相较于天气尺度的误差增长, 对流尺度误差的增长效应更为显著。此外, 24~96 km 这一尺度范围不仅是重力波和中尺度斜压不稳定过程的主要影响范围, 同时也与典型中尺度天气系统的水平尺度相匹配。因此, 模式预报改进工作应重点关注中尺度天气系统的演变、重力波传播特性以及斜压不稳定过程的影响, 并进一步优化模式的物理参数化方案, 以提升预报精度。

## 4 结论与讨论

本文基于 Haar 离散小波变换的尺度分析方法, 对 2024 年 7 月 30—31 日一次华北地区极端暴雨过程 CMA-MESO 区域模式预报产品展开误差分析, 重点分析不同空间尺度上的降水预报特征, 并确定降水预报误差占比最高的主导尺度, 从而初步定位降水预报的误差来源, 然后利用 2023 年夏季检验结果验证结论的一致性和可靠性。得到如下主要结论:

(1) 个例降水能量评估表明, 中雨预报的降水能量百分比尺度分布特征与实况较一致, 而大雨、暴雨和大暴雨的降水能量百分比则存在预报偏差, 主要表现为预报能量百分比峰值所在的尺度普遍向大尺度偏移。

(2) 个例检验结果显示, CMA-MESO 区域模式对

中雨的预报能力较好, 大雨和暴雨预报在 48 km 处的均方误差占比最大, 分别为 20% 和 23.7%, 而大暴雨预报在 24 km 处的均方误差占比最大, 为 24.4%。24~96 km 尺度范围内, 各降水阈值的预报评分普遍较低, 该尺度范围是降水预报误差的主要来源。

(3) 不同模式分辨率的验证分析表明, 1 km 模式在 γ 中尺度 (2~20 km) 评分有所提高, 体现出其精细化预报的优势。此外, 1 km 和 3 km 模式的 $E_{MS}$% 及 $I_S$ 评分随尺度变化的特征基本一致, 所有降水阈值的预报误差均集中在 24~96 km 的尺度范围内, 尺度分析方法所确定的误差集中与模式分辨率高低无关, 不同模式分辨率下得到的检验结果具有一致性。

(4) 季节评估结果与个例分析结果一致, 强降水的预报误差主要集中在 24~96 km 尺度范围, 在大于 96 km 尺度上, 大雨和暴雨预报技巧评分迅速提高。大雨和暴雨预报的最差负技巧评分及最大均方误差占比均出现在 48 km 尺度, 季节平均 $E_{MS}$% 分别约为 16% 和 17%。评估结果具有稳健性, 这可能指示着模式本身对中尺度湿对流过程的预报存在 24~96 km 尺度上的系统性偏差。

随着时间积分增长, 初始误差和模式误差逐渐积累, 使得模式难以精准刻画中小尺度天气过程, 从而影响其可预报性。本研究发现, CMA-MESO 模式在不同降水阈值下的预报误差主要集中在 24~96 km 的尺度范围, 表明小尺度误差的增长机制对日降水预报的模式性能具有重要影响。与该尺度相关的典型系统和物理过程, 如中尺度天气系统和重力波、斜压不稳定过程, 在模式预报中需要重点关注。检验技术仅能为模式改进提供线索, 但尚不具备精准定位物理过程的能力。因此, 未来研究仍需要进一步开展敏感性实验及模拟试验, 以深入探究与模式误差集中尺度相关的物理过程及优化模式参数和方案。后续也将进一步研究不同类型的降水过程, 并分别对大尺度降水和对流降水进行尺度分析, 以期为模式改进提供更有效、可靠的依据。

## 参考文献 (References):


黄丽萍,邓莲堂,王瑞春,等.2022. CMA-MESO 关键技术集成及应用[J]. 应用气象学报,33(6):641−654. Huang L P, Deng L T, Wang R C, et al. 2022. Key technologies of CMA-MESO and application to operational forecast [J]. Journal of Applied Meteorological Science,33(6):641−654 (in Chinese). doi:10.11898/1001−7313.20220601

孔荣,王建捷,梁丰,等.2010.尺度分解技术在定量降水临近预报检验中的应用[J].应用气象学报,21(5):535−544. Kong R, Wang J J, Liang F, et al. 2010. Application of scale decomposition technology in quantitative precipitation proximity forecast verification [J]. Journal of Applied Meteorological Science,21(5):535−544 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1001−7313.2010.05.003

李娟,曾晓东,陈红,等.2016.强度尺度分解方法在气候温度场检验中的应用[J].大气科学,40(6):1117−1126. Li J, Zeng X D, Chen H, et al. 2016. Application of the intensity-scale technique for verification of climatological surface temperature simulation [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences,40(6):1117−1126 (in Chinese). doi:10.3878/j.issn.1006−9895.1603.15180

闵锦忠,吴乃庚.2020.近二十年来暴雨和强对流可预报性研究进展[J]. 大气科学,44(5):1039−1056. Min J Z, Wu N G. 2002. Advances in atmospheric predictability of heavy rain and severe convection [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences,44(5):1039−1056 (in Chinese). doi:10.3878/j.issn.1006−9895.2003.19186

潘留杰,张宏芳,刘嘉慧敏,等.2024. MODE 检验在天气预报中的应用研究进展[J].地球科学进展,39(2):193−206. Pan L J, Zhang H F, Liu J H M, et al. 2024. Advancements in study on the application of MODE verification method in weather forecasting [J]. Advances in Earth Science,39(2):193−206 (in Chinese). doi:10.11867/j.issn.1001−8166.2024.012

潘旸,沈艳,宇婧婧,等.2015.基于贝叶斯融合方法的高分辨率地面—卫星—雷达三源降水融合试验[J].气象学报,73(1):177−186. Pan Y, Shen Y, Yu J J, et al. 2015. An experiment of high-resolution gauge-radar-satellite combined precipitation retrieval based on the Bayesian merging method [J]. Acta Meteorologica Sinica,73(1):177−186 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2015.010

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 rainstorm in July 2021 by multiple numerical models [J]. Plateau and Mountain Meteorology Research,42(2):46−55 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1674−2184.2022.02.007

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]. Journal of Applied Meteorological Science,29(5):513−523 (in Chinese). doi:10.11898/1001−7313.20180501

徐同,张蕾,李佳.2020. MODE-TD 检验方法在上海快速更新同化业务预报系统中的初步应用[J].沙漠与绿洲气象,14(5):1−10. Xu T, Zhang L, Li J. 2020. Preliminary application of Object-Based Time-Domain verification method to domestic rapid updated cycling analysis and forecast system [J]. Desert and Oasis Meteorology,14(5):1−10 (in Chinese). doi:10.12057/j.issn.1002−0799.2020.05.001

徐同,杨玉华,谭燕,等.2022.2018 年三个华东登陆台风暴雨数值预报结果的空间检验[J].暴雨灾害,41(4):365-374. Xu T, Yang Y H, Tan Y, et al.2022.Spatial verification of multi-model forecast of three landing typhoons induced rainstorm in East China in 2018[J]. Torrential Rain and Disasters,41(4):365-374.(in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004−9045.2022.04.001

张博,赵滨,牛若芸,等.2017.全球模式对华北区域性强降水中期预报能力检验[J].暴雨灾害,36(2):118−124. Zhang B, Zhao B, Niu R Y, et al. 2017. The performance verification of several numerical models in middle range forecasting of regional heavy rainfall in North China [J]. Torrential Rain and Disasters,36(2):118−124 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004−9045.2017.02.003

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]. Journal of Applied Meteorological Science,30(2):154−163 (in Chinese). doi:10.11898/1001−7313.20190203

张博,张芳华,李晓兰,等.2024. “23·7”华北特大暴雨数值预报检验评估[J].应用气象学报,35(1):17−32. Zhang B, Zhang F H, Li X L, et al. 2024. Verification and assessment of “23·7” severe rainstorm numerical prediction in North China [J]. Journal of Applied Meteorological Science,35(1):17−32 (in Chinese). doi:10.11898/1001−7313.20240102

Casati B. 2010. New developments of the intensity-scale technique within the spatial verification methods intercomparison project [J]. Weather & Forecasting,25(1):113−143. doi:10.1175/2009WAF2222257.1

Casati B, Dorninger M, Coelho C A S, et al. 2022. The 2020 international verification methods workshop online: major outcomes and way forward [J]. Bulletin of the American Meteorological Society,103(3):899−910. doi:10.1175/BAMS−D−21−0126.1

Casati B, Lussana C, Crespi A. 2023. Scale-separation diagnostics and the symmetric bounded efficiency for the inter-comparison of precipitation reanalyses [J]. International Journal of Climatology,43(5):2287−2304. doi:10.1002/joc.7975

Casati B, Ross G, Stephenson D. 2004. A new intensity-scale approach for the verification of spatial precipitation forecasts [J]. Meteorological Applications,11(2):141−154. doi:10.1017/S1350482704001239

Csima G, Ghelli A. 2008. On the use of the intensity - scale verification technique to assess operational precipitation forecasts [J]. Meteorological Applications,15(1):145−154. doi:10.1002/met.49

Davis C, Brown B, Bullock R. 2006a. Object-based verification of precipitation forecasts. Part I: methodology and application to mesoscale rain areas [J]. Monthly Weather Review,134(7):1772−1784. doi:10.1175/MWR3145.1

Davis C, Brown B, Bullock R. 2006b. Object-based verification of precipitation forecasts. Part II: application to convective rain systems [J]. Monthly Weather Review,134(7):1785−1795. doi:10.1175/MWR3146.1

Dorninger M, Gilleland E, Casati B, et al. 2018. The setup of the MesoVICT project [J]. Bulletin of the American Meteorological Society,99(9):1887−1906. doi:10.1175/BAMS−D−17−0164.1

Gilleland E, Ahijevych D, Brown B G. 2009. Intercomparison of spatial forecast verification methods [J]. Weather & Forecasting,24(5):1416−1430. doi:10.1175/2009WAF2222269.1

Mass C F, Ovens D, Westrick K, et al. 2002. Does increasing horizontal resolution produce more skillful forecasts [J]. Bulletin of the American Meteorological Society,83(3):407−430 doi:10.1175/1520−0477(2002)083<0407:DIHRPM>2.3.CO;2

Murphy A H, Winkler R L. 1987. A general framework for forecast verification [J]. Monthly Weather Review,115(7):1330−1338. doi:10.1175/1520−0493(1987)115<1330:AGFFFV>2.0.CO;2

Roberts N M, Lean H W. 2008. Scale-selective verification of rainfall accumulations from high-resolution forecasts of convective events [J]. Monthly Weather Review,136(1):78−97. doi:10.1175/2007MWR2123.1

Zhao B, Zhang B. 2018. Assessing hourly precipitation forecast skill with the fractions skill score [J]. Journal of Meteorological Research,32(1):135−145. doi:10.1007/s13351−018−7058−1

(责任编辑 闵爱荣)