

GRAPES-GEPS 环流集合预报的分类释用 方法研究与检验*

罗月琳^{1,2,3} 高 丽² 陈权亮¹ 蔡宏珂¹ 任宏利⁴
LUO Yuelin^{1,2,3} GAO Li² CHEN Quanliang¹ CAI Hongke¹ REN Hongli⁴

1. 成都信息工程大学, 大气科学学院, 成都, 610225

2. 国家气象中心, 中国气象局数值预报中心, 北京, 100081

3. 国家气候中心, 气候研究开放实验室, 北京, 100081

4. 中国气象科学研究院, 灾害天气国家重点实验室, 北京, 100081

1. *College of Atmospheric Science, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China*

2. *CMA Numerical Prediction Center, National Meteorological Center, Beijing 100081, China*

3. *Laboratory for Climate Studies, National Climate Center, Beijing 100081, China*

4. *State Key Laboratory of Severe Weather, Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081, China*

2020-11-02 收稿, 2021-05-17 改回.

罗月琳, 高丽, 陈权亮, 蔡宏珂, 任宏利. 2021. GRAPES-GEPS 环流集合预报的分类释用方法研究与检验. 气象学报, 79(4): 646-658

Luo Yuelin, Gao Li, Chen Quanliang, Cai Hongke, Ren Hongli. 2021. Classification interpretation method and verification of circulation ensemble forecasts in GRAPES-GEPS. *Acta Meteorologica Sinica*, 79(4):646-658

Abstract Ensemble prediction is playing a vital role in the development of numerical weather prediction system. Hence, how to effectively extract the information of ensemble swatches to improve ensemble forecasting skills has always been an important issue. Based on the 500 hPa geopotential height data from the China global ensemble forecasting operational system (GRAPES-GEPS), the ensemble forecasts have been classified by a cluster analysis approach, and the cluster results are further verified. By introducing the dynamic "elbow" cluster scheme, a classification interpretation method for circulation ensemble forecast is developed, and the related deterministic forecast verification is conducted using the GRAPES-GEPS real-time ensemble forecast dataset. A case study using this method indicates that the clustering of ensemble forecasts of 500 hPa circulation field over central and eastern China can efficiently classify the circulation types and meanwhile provide corresponding probabilities of their occurrence. The deterministic forecast verification results show that with the forecast lead time increase, the primary clusters of ensemble forecasts have significantly improved prediction skill scores together with the highest probability compared to those of the ensemble mean. Generally speaking, the classification interpretation method for circulation ensemble forecasting can provide a quite helpful reference for weather forecast, and it is of great value for potential application to operational weather forecast.

Key words Ensemble prediction, Classification interpretation method, Ward analysis, Circulation, Verification

摘 要 集合预报在数值天气预报体系中具有重要地位, 因此如何有效提取集合样本信息以提高集合预报技巧一直是一个重要课题。基于中国全球集合预报业务系统 (GRAPES-GEPS) 的 500 hPa 高度场集合资料开展对环流集合预报的分类释用方法研究, 并对集合聚类预报结果进行了检验分析。通过在传统 Ward 聚类法中引入动态聚类的“手肘法”方案, 发展了环流集合预报分类

* 资助课题: 国家重点研发计划项目“冬奥中短期精细数值天气预报技术应用研发”(2018YFF0300103)、国家自然科学基金项目(41875138、42075087、U20A2097)、气象预报业务关键技术发展专项(YBGJXM2020)。

作者简介: 罗月琳, 主要从事集合预报研究。E-mail: 13432803804@163.com

通信作者: 高丽, 主要从事天气动力学与集合预报研究。E-mail: gaoli@cma.gov.cn

释用方法。针对该方法的个例分析表明,对于中国中东部地区环流集合预报的聚类释用方法能够有效地划分出最有可能发生的环流形势类型并提供发生概率。确定性预报综合检验结果显示,集合预报聚类结果中发生概率最高的集合大类相对于集合平均的预报技巧有明显提升,并随着预报时效的延长提升更明显。总体来看,通过集合预报的分类释用方法划分环流形势类型可以为天气预报提供参考依据,具有实际应用价值。

关键词 集合预报, 分类释用, Ward 聚类, 环流, 检验分析
中图法分类号 P456.7

1 引言

集合预报是为了减少由初值误差、模式误差和大气系统混沌特性引起的数值预报的不确定性,根据某种误差概率分布生成的数据集,制作出与之相对应的一组预报集合,这一方法就是集合预报方法(麻巨慧等, 2011)。与传统的“单一”确定性数值预报不同,集合预报的初值不是“一个”,而是满足某一误差概率分布的初值数据集,因此其预报结果是“一组”(或“一集”)。这就为解决“单一”数值预报存在不确定性的问题提供了一条有效途径(李泽椿等, 2002)。

在 Epstein(1969)和 Leith(1974)提出集合预报思想近 20 年以后,20 世纪 90 年代初,集合数值预报进入了实际业务应用阶段。世界上较为先进的国家陆续基于自己的模式发展了集合预报系统,随着美国国家环境预报中心(NCEP)和欧洲中期天气预报中心(ECMWF)于 1992 年先后把集合预报系统投入业务运行,随后几年,欧美等发达国家的气象部门也相继建立了各自的业务集合预报系统(杜钧, 2002; 麻巨慧等, 2011)。相比之下,中国开展集合预报研究和业务应用,尤其在产品的解释应用方面,略显滞后和技术薄弱(李泽椿等, 2002; 陈起英等, 2004; 关吉平等, 2006)。中国学者陆续开展了有关集合预报扰动方法的研究(张涵斌等, 2014a; Zhang, et al, 2015; Xia, et al, 2020),国家气象中心于 1995 年安装了从美国进口的 IBM/SP2 巨型并行计算机,为中国开展集合数值预报提供了硬件基础,并进一步于 1996 年采用时间滞后平均法(LAF)(Hoffman, et al, 1983; 张兰等, 2019)建立了基于 T63L16 模式的第一代中期集合预报系统;在此基础上于 1999 年以奇异向量法(SV)(Buizza, et al, 1995; Winkler, et al, 2020; 叶璐等, 2020)取代时间滞后法,建立了第二代中期集合预报系统,使用低分辨率的 T21L16 生成奇异向量;1999 年底,基于国产神威巨型计算机平台建立了第三代中期

集合预报系统,预报模式 T106L19 投入准业务运行。随后采用增长模繁殖法(BGM)(Toth, et al, 1997; 闵锦忠等, 2017)扰动初值生成技术,形成了中国新一代全球中期数值预报业务系统(T213L31),于 2002 年 3 月投入准业务运行,并于 2002 年 9 月正式业务化,成为中国新一代中期数值预报业务系统。2005 年底在 T213L31 模式基础上建立了全球集合预报系统——GEPS-T213,并于 2006 年 12 月实现了准业务化运行。2010 年将 GEPS-T213 模式成功升级为 T639 全球模式, T639 全球集合预报系统(制作全球模式 1—15 d 集合预报)于 2014 年 8 月正式投入业务运行(高丽等, 2019)。中国气象局发展的新一代非静力数值预报模式——GRAPES,是中国面向天气预报业务应用的重要创新研究成果,其研发成功及业务应用标志着中国建立并形成了比较完善的数值天气预报业务体系。GRAPES 包含区域及全球两个版本,其中区域(GRAPES_Meso)版本已于 2010 年实现业务运行。王太微(2008)基于 GRAPES 区域模式,采用集合变换卡尔曼滤波法(ETKF)(庄照荣等, 2011; 马旭林等, 2015)和 BGM 两种初值扰动方法进行集合预报试验,结果表明两种方案均具有一定的概率预报技巧,基于 BGM 方法的集合预报离散度及降水预报效果略好于集合变换卡尔曼滤波法。目前 GRAPES 全球集合预报系统已于 2018 年底正式投入业务运行,集合成员增至 31 个,为进一步开展集合预报应用提供了可能(张涵斌等, 2014b; 霍振华等, 2020; 高丽等, 2020)。

从业务预报的角度出发,要让预报员在短时间内从大量集合预报结果提取所需信息是非常困难的(金荣花等, 2007)。集合产品的释用就需要对预报结果进行处理、合成、压缩。目前,集合预报主要有 3 类产品:集合平均预报、大气可预报性的预报(潘留杰等, 2014; 孙令东, 2018)和概率预报(Stanski, et al, 1989; Ji, et al, 2019)。聚类分析法最初是用于集合预报产品分析的一种方法,把集合

预报中相似的成员合并成一类,同时给出该类出现的相对频率,较为适合于经验不多的预报员。在实际预报中,环流形势预报对于预报员具有重要价值,而环流集合预报分类释用研究仍相对较少。为此,文中将对 GRAPES-GEPS 环流集合成员开展聚类分析研究。ECMWF 先后采用 Ward 聚类法 (Ward, 1963) 和管子法 (Atger, 1999) 对集合预报产品进行聚类; NCEP 采用距平相关系数分簇法对 500 hPa 高度场进行分簇; 法国气象局采用 Diday 提出的动力模糊法, 初始划分时的重心由天气类型定义, 划分用到的距离是位移和最大相关法 (杨学胜等, 2001, 2002); 瑞典气象局使用神经元聚类法, 这种方法基于神经网络原理; 日本气象厅利用中央聚类法进行聚类分析 (金荣花等, 2007)。中国已有学者利用聚类法对集合预报进行分类研究。杨学胜 (2002) 运用位移和最大相关距离法对 ECMWF 集合预报产品进行了分类, 结果表明该系统对影响法国的平直型、热阻塞型、扰动型等 500 hPa 天气形势预报效果比较好, 而对波动型的天气形势预报效果稍差; 金荣花等 (2007) 研究显示基于 Ward 聚类法的 T213 集合预报系统的分类产品, 能够有效识别出最有可能发生的环流形势演变和调整, 给预报员提供有价值的预报信息; 王太微等 (2015) 利用最远距离法对 ECMWF 集合预报产品进行分类, 发现经过聚类分析后的集合预报较好地改善了降水落区和强度预报效果, 降水预报评分均比业务预报的评分高, 且集合离散度也较大。王太微等 (2016) 利用 Ward 聚类分析法将 50 个 ECMWF 全球集合预报成员分成 4 组, 分析了一次辽宁地区强降水过程, 结果表明聚类分析在集合预报中的应用是可行的, 可以提高预报员的效率。

目前, 对于中国新一代业务集合预报系统, 尚未开发和使用集合预报聚类产品。中国对于业务集合预报的应用一般采用集合平均作代表, 对于集合聚类的研究工作较少, 而后者对于集合产品的使用具有重要意义。通过对比分析, 能够直观和定量体现出集合聚类结果相对于集合平均的优势。然而, 中国目前的研究都是事先给定聚类数目, 因此就有可能导致聚类到后期时将两个不相似的类别合并在一起, 并且没有给出定量化检验评分。因此, 本研究利用 GRAPES-GEPS 业务化以来实时输出集合成员数据开展 500 hPa 位势高度场的集合预

报产品的聚类分析, 拟解决集合预报的动态聚类分析及检验评分。进一步针对中国新一代业务集合预报系统开展集合分类释用方法和检验评价研究。

2 资料及方法

2.1 模式和资料介绍

所用模式预报资料来自于中国气象局数值预报中心发展的 GRAPES 全球集合预报系统 (GRAPES-GEPS)。该系统是 GRAPES 模式体系的重要组成部分, 已于 2018 年年底在中国气象局数值预报中心实现实时业务运行, 其格点空间的水平分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$, 包含 31 个成员 (1 个对照预报和 30 个集合成员), 间隔 24 h 预报一次, 一共 15 d 的预报。本研究采用 GRAPES-GEPS 在 2019 年 1 月至 2020 年 6 月全国范围内的 500 hPa 高度场资料, 预报时效分别为 24、48、72、96、120、144 h, 共 6 d。

为了保持与模式预报资料空间和时间分辨率的一致性, 500 hPa 高度场的分析场采用的是同一时段由 ECMWF 中 ERA5 再分析资料给出的 500 hPa 高度场作为本研究的分析场资料进行模式气候与观测气候差异的对比分析。该资料分辨率 $1^\circ \times 1^\circ$ 。

2.2 Ward 聚类计算方法

Ward 聚类分析法 (昌霞等, 2019) 是利用离差平方和来计算距离的一种聚类分析方法。聚类时首先使 k 个样本各自成一类, 然后样本之间离差平方和最小的两个样本合并成一类。该方法总是使得聚类导致的类内离差平方和增量最小, 其思想源于方差分析, 如果类分得好, 同类样本的离差平方和应当小, 类与类之间的离差平方和应当较大。因此, Ward 聚类法强调找出集合预报中的相似要素。该方法的主要计算公式如下:

第 K 个成员和第 J 个成员的距离 ($D_{K,J}$) 为

$$D_{K,J} = \|X_K - X_J\|^2 / (1/n_K + 1/n_J) \quad (1)$$

第 L 个成员与 K 、 J 合并成一组的类之间的距离 ($D_{L,J,K}^2$) 为

$$D_{L,J,K}^2 = \frac{n_L + n_J}{n_L + n_J + n_K} D_{L,J}^2 + \frac{n_L + n_K}{n_L + n_J + n_K} D_{L,K}^2 - \frac{n_L}{n_L + n_J + n_K} D_{J,K}^2 \quad (2)$$

式中, X_i 表示在第 i 簇类聚类点的数值, n_i 为第 i 簇类的样本数。

当集合预报分为 n 个类时的类间误差平方和

(S)为

$$S = \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2 \quad (3)$$

总的误差平方和($S_{\text{总}}$)为

$$S_{\text{总}} = \sum_{i=1}^n S = \sum_{i=1}^n \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2 \quad (4)$$

判定系数(R^2)为

$$R^2 = \frac{\Delta S}{S_{\text{总}}} \quad (5)$$

式中, C_i 是第 i 个簇, p 是 C_i 中的样本点, m_i 是 C_i 的质心 (C_i 中所有样本的均值), S 是集合样本的误差平方和, 代表了聚类效果的好坏。 ΔS 为当分为 n 个类及 $n-1$ 个类时的误差平方和的差值, $S_{\text{总}}$ 为总的误差平方和。

Ward 聚类方法步骤: ①首先利用式(1)求每个集合成员样本之间的距离, 输入距离矩阵, 将距离最小的两类归并为一类。此时, 成员样本数减少至 $k-1$ 。②再利用式(2)重新计算集合成员样本之间的距离, 将距离最小的进行合并。③重复步骤②直到聚类数达到要求, 停止循环。

2.3 引入动态聚类的分类释用方法

现有绝大部分聚类方法通常需要事先给定聚类数目, 在实际工作中需要根据经验或相关领域背景知识来设定。由于聚类过程中, 样本一旦被分配过, 就不能再做类间的移动, 这可能使初始错误的选择贯穿于整个聚类过程中, 从而导致聚类结果的不可靠。那么, 当聚类数目未知时, 如何确定数据集的聚类数目是聚类分析研究的一项基础性难题。

基于现今最佳聚类数 k 值的研究(宋媛, 2013; 王建仁等, 2019), 利用“手肘法”判断最佳聚类数 k 值, 该方法评价 k 值好坏的标准是误差平方和, 即运用式(3)计算出不同 k 值对应的误差平方和。因为不同预报时效对应的总误差平方和取值范围不同, 很难同时进行比较, 因此引入一个判定系数 R^2 , 取值范围 0—1。手肘法的核心思想是: 随着聚类数 k 增大, 样本划分会更加精细, 每个簇的聚合程度会逐渐提高, R^2 自然会逐渐变小。当 k 处于最佳聚类数时, 由于 k 的增大会大幅度增加每个簇的聚合程度, 故 R^2 下降幅度会很大, 而当 k 到达最佳聚类数时, 再增加 k 所得到的聚合程度回报会迅速变小, 所以 R^2 下降幅度会骤减, 然后随着 k 值的继续增大

而趋于平缓, 即 R^2 和 k 的关系图是一个手肘的形状, 而这个肘部对应的 k 值就是数据的最佳聚类数。图 1 给出了利用环流数据计算的 R^2 随着 k 值变化的实例。

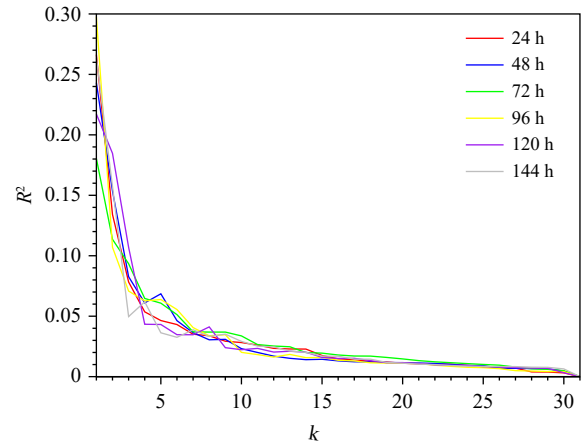


图 1 2019 年 5 月 20 日 00 时(世界时)环流数据计算的 R^2 随着不同 k 取值的变化

(不同颜色线代表各个预报时效)

Fig. 1 R^2 as a function of k using circulation data at 00: 00 UTC 20 May 2019

(Different color lines represent different forecast times)

为此, 在传统 Ward 聚类法中通过引入动态聚类的“手肘法”方案, 发展了环流集合预报分类释用方法。利用 Ward 聚类法对 GRAPES-GEPS 业务集合预报产品进行分类, 并计算出误差平方和, 通过对大量样本不同个例不同预报时效的计算, 在确定最佳聚类数时, 发现 k 的最佳取值多在 4—6, 并且大多数情况 $k=5$ 。然而通过对聚类结果的观察, 当 $k=5$ 时, 仍有部分类别比较相似, 因此需要进一步合并。因为 Ward 聚类分析法倾向于将一个成员分配到一个样本数较少的集群中, 所以其结果是集群内部的方差相当。出于同样的原因, 当聚类到后期的时候, 表现出重要差异的成员往往会聚集在一起, 即 Ward 聚类方法的聚类效果是有限的, 当聚类到后期, 所使用的最小距离原则将不再适用。因此引入距平相关系数法进行最终判断 $k=5$ 时是否需要继续进行合并, 此方法是 5 个类别之间相互计算距平相关系数, 将距平相关系数最大(大于 0.95)的两类进行合并, 然后再次计算类与类之间的距平相关系数, 直到类与类之间的相关系数均小于 0.95 时停止合并。

2.4 预报检验方法

目前已经发展了多种针对确定性预报的检验评价方法。一次或少数几次的单一确定性预报可以明确地针对某次天气过程的预报进行检验,但不能反映集合预报方法的整体预报效果,因此必须采用统计的方法,要有足够大的样本数才能反映整体的预报效果。为了全面分析预报方法的预报能力,针对 500 hPa 位势高度场集合预报聚类结果中集合分类和集合平均的预报能力,采用常见的确定性预报检验的距平相关系数 (ACC) 和均方根误差 (RMSE) 进行效果检验,距平相关系数是用来衡量两个场的形态是否一致,其数值越大两个场的形态越相似;均方根误差是用来衡量两个变量之间平均

差异的一个参数,表示的是两个变量的平均偏离程度,其值越小两个变量的偏离程度越小。

3 500 hPa 高度场的集合预报聚类应用个例

3.1 2019 年 5 月 26—29 日个例过程介绍

这里首先以一次典型过程为例来展示聚类分析结果。2019 年 5 月 26—29 日,中国长江以南地区出现大范围强降水天气过程,长江中下游,江南南部、华南和西南东部地区累计降水量普遍在 50 mm 以上,其中湖北南部、安徽南部、浙江北部、广西西部、广东大部分地区为主要降水大值区,累计降水量超过 100 mm,局地达到 200 mm。区域强降水主要影响时段为 26—27 日。图 2 给出 5 月

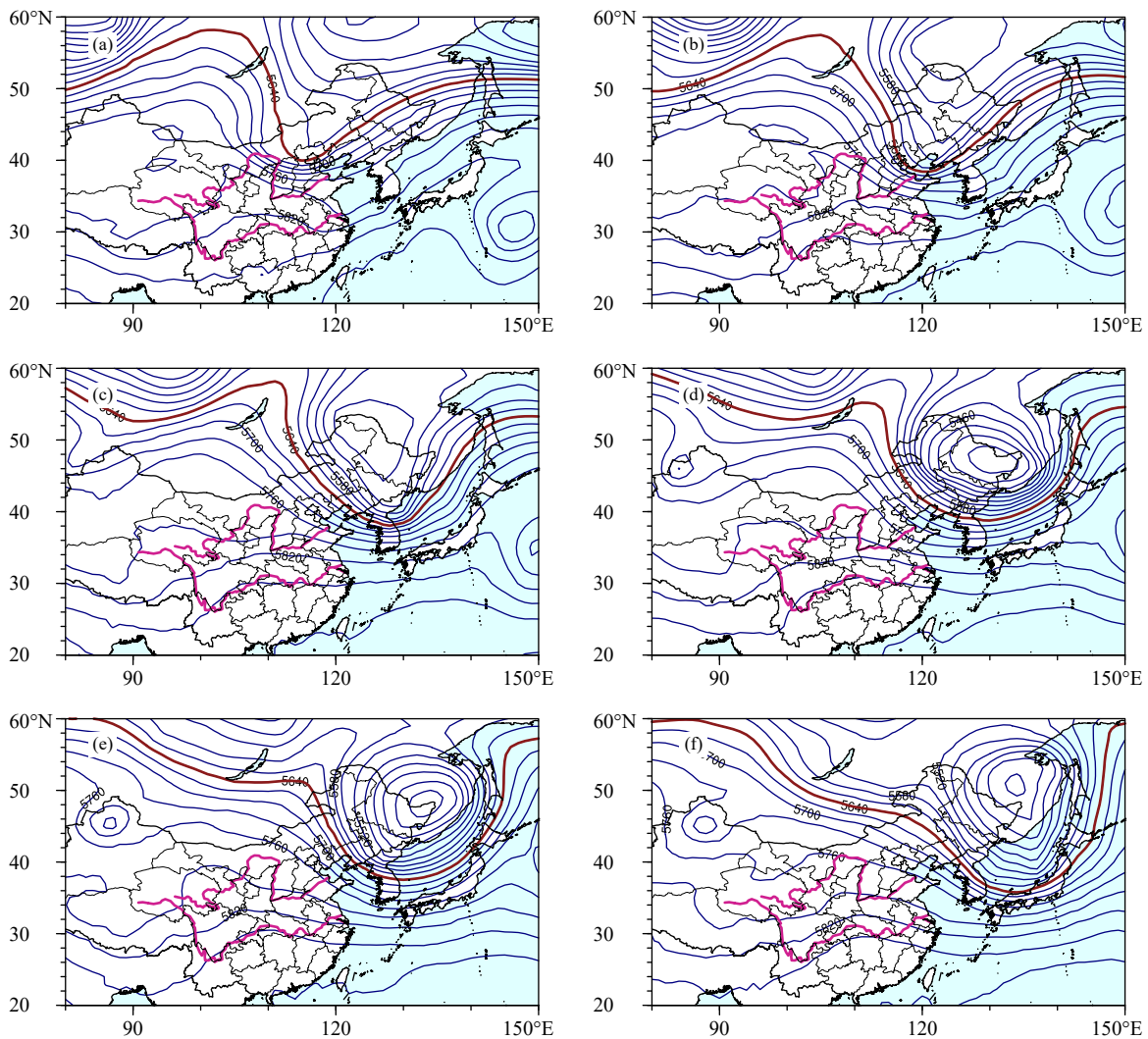


图 2 2019 年 5 月 26 日 12 时至 29 日 00 时间隔 12 h(a—f) 的 500 hPa 环流形势分析场

Fig. 2 500 hPa geopotential height analysis with an interval of 12 h from 12:00 UTC 26 May to 00:00 UTC 29 May 2019 (a—f)

26日12时(世界时,下同)至29日00时逐12h的500hPa分析场,为观察环流形势配置变化在图中将5640dagpm等值线设置红色。可以看出,26日12时(图2a)中高纬度地区有一短波槽影响江淮东部和西南地区西部,随后高空冷涡控制中国东部沿海地区,切变线东移维持,低层水汽持续供给,继续影响整个江南和华南地区,增大累计降水量。从逐12h分析场环流形势演变来看,此次强降水过程,主要是高空冷涡东移入海造成的。短波槽从西北向逐渐转为南北向,槽后偏北气流增大,引导高纬度地区极地冷涡南下,28日00时(图2d)直抵东北地区形成高空冷涡。高空冷涡东移维持,低层水汽持续供给,继续影响整个江南和华南地区,增大累计降水量,直至29日降水过程结束。通过对大量样本不同个例不同预报时效进行聚类分析发现,集合预报聚类结果中预报时效24和48h的聚类分析结果大多数为一类或两类,分类效果并不明显,因为对于较短的预报时效来说,即初始误差微小增长不大的情况下,可以认为预报具有“确定性”,此时认为集合成员的预报质量相对较高,而集合离散度小,聚类效果不明显;在较长的预报时效中,预报轨迹可以发散到较大的区域,预报具有“随机性”(李小泉等,1997)。因此,接下来将分别展示预报

时效为72、96和120h的集合预报聚类结果。

3.2 个例集合预报聚类分析结果

图3—5分别给出的是预报时刻均为5月28日00时但起报时刻不同的集合预报聚类结果的对比:集合预报起报时刻分别为2019年5月25日00时的72h预报、24日00时的96h预报和23日00时的120h预报,选取聚类区域为(30°—60°N, 100°—150°E)。如图3所示,72h预报的集合聚类结果分成两类,分别代表着不同的大气环流形势配置。与5月28日00时的分析场(图2d)对比,预报发生概率最高的称为集合大类(图3a,发生概率为0.903),其代表的环流形势配置和主要系统形态与分析场可能更为相似,环流形势配置短波槽呈南北走向,呈小倒“Ω”形,盘旋在中国东部沿海上空,引导槽后暖湿气流往南发展,造成此次强降水天气过程。发生概率次之的集合第二类(图3b,发生概率为0.097),其代表的短波槽呈偏西南走向,但短波槽的深度和位置远不及集合大类与分析场的相似程度。最后,图3c所代表的集合平均预报场,环流形势配置与图3a的集合大类高度相似,两者与分析场相比难以分辨哪个预报效果更好,需要给出定量化检验评分。

图4给出96h预报的聚类结果是最终分成

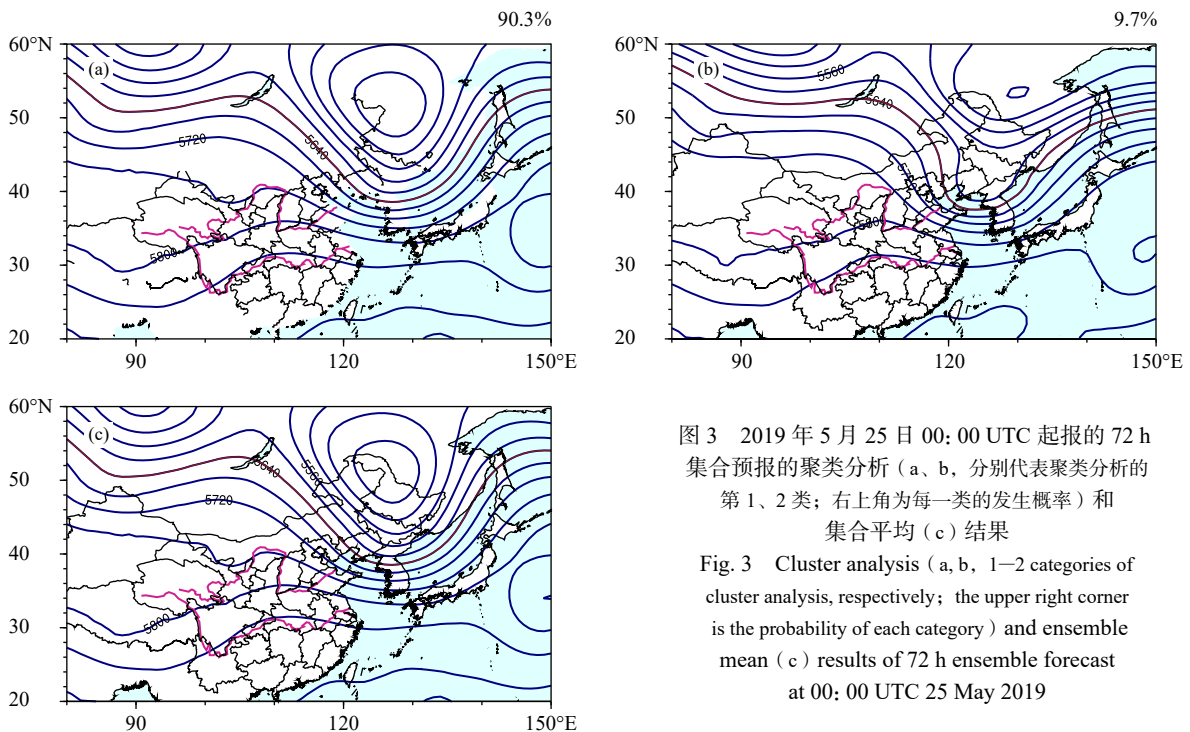


图3 2019年5月25日00:00 UTC起报的72h集合预报的聚类分析(a、b,分别代表聚类分析的第1、2类;右上角为每一类的发生概率)和集合平均(c)结果

Fig. 3 Cluster analysis (a, b, 1–2 categories of cluster analysis, respectively; the upper right corner is the probability of each category) and ensemble mean (c) results of 72 h ensemble forecast at 00: 00 UTC 25 May 2019

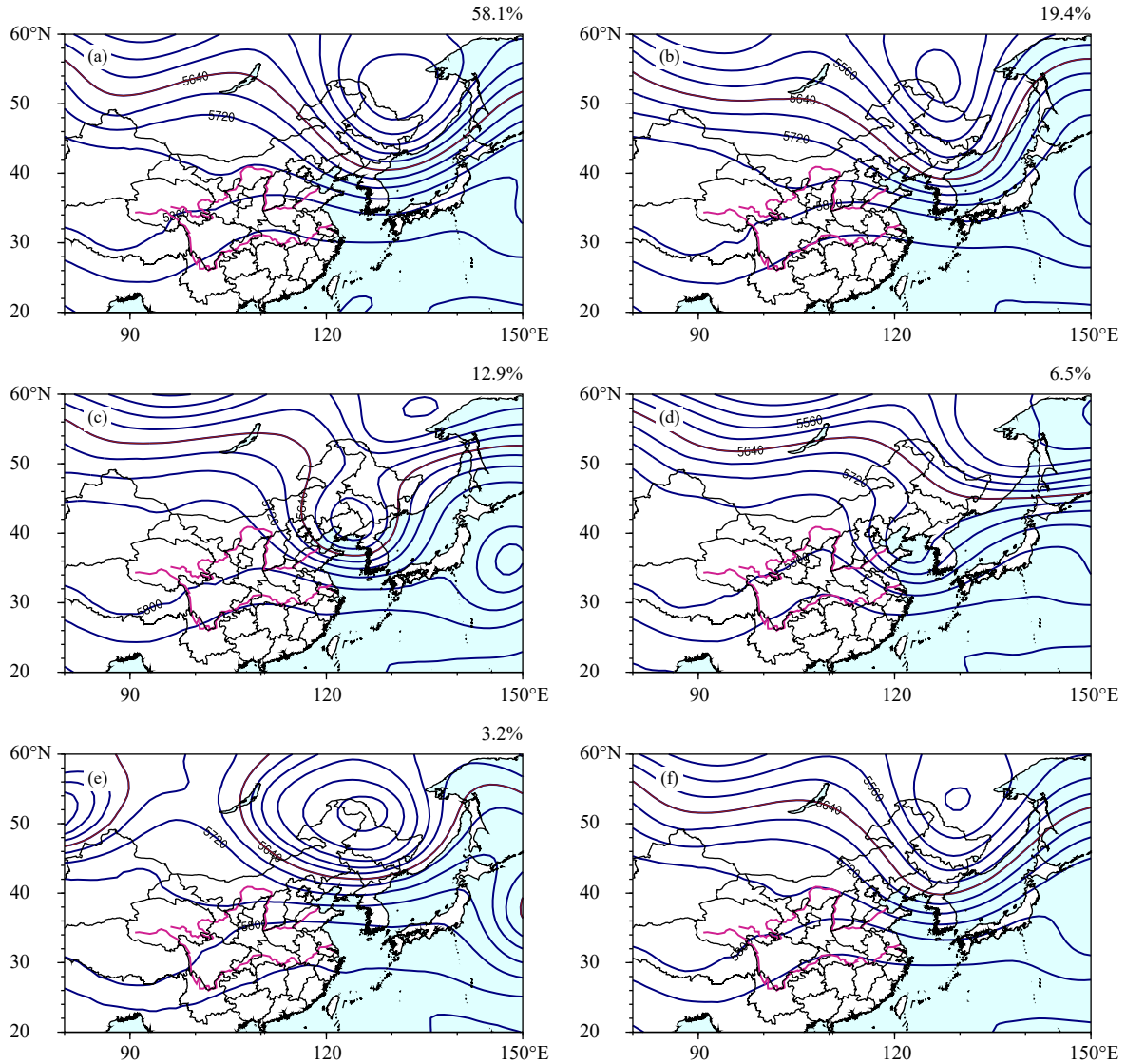


图4 2019年5月24日00时起报的96 h集合预报的聚类分析(a—e, 分别代表聚类分析的第1—5类; 右上角为每一类的发生概率)和集合平均(f)结果

Fig. 4 Cluster analysis (a—e, 1—5 categories of cluster analysis, respectively; the upper right corner is the probability of each category) and ensemble mean (f) results of 96 h ensemble forecast at 00:00 UTC 24 May 2019

5类, 分别代表不同的环流形势配置。对比分析场(图2d)来看, 聚类中预报发生概率最高的集合大类(图4a, 发生概率为0.581)所代表的环流形势配置和主要系统的形态与分析场更相似, 高空冷涡配置呈较明显的倒“Ω”型, 位置较分析场略偏北, 短波槽呈南北向, 深度不及分析场(图2d)。发生概率次之的第2类(图4b), 短波槽呈偏东南走向、且明显弱于分析场。在第3类(图4c)中高空冷涡配置虽呈倒小“Ω”型, 但范围明显小于分析场、且短波槽呈西南走向。而在图4d的第四类中, 其短波槽位置偏北、且明显弱于分析场。发生概率最小的图4e

高空冷涡配置呈倒“Ω”型, 但位置明显较分析场偏西。所以, 整体上, 集合大类与分析场的短波槽深度最为接近。集合平均(图4f)的环流形势配置与图4a集合大类(图4a)相比, 前者的高空槽强度不及后者。

图5给出的120 h预报的集合聚类结果分成4类, 分别对应不同的环流形势配置。如图5a所示的集合大类发生概率为0.581, 作为集合大类可能具有更高的信度, 高空槽强度与分析场(图2d)较为接近, 位置稍偏北, 跨越的纬度与分析场一致, 但强度不及分析场。相比之下, 作为集合第2类(图5b),

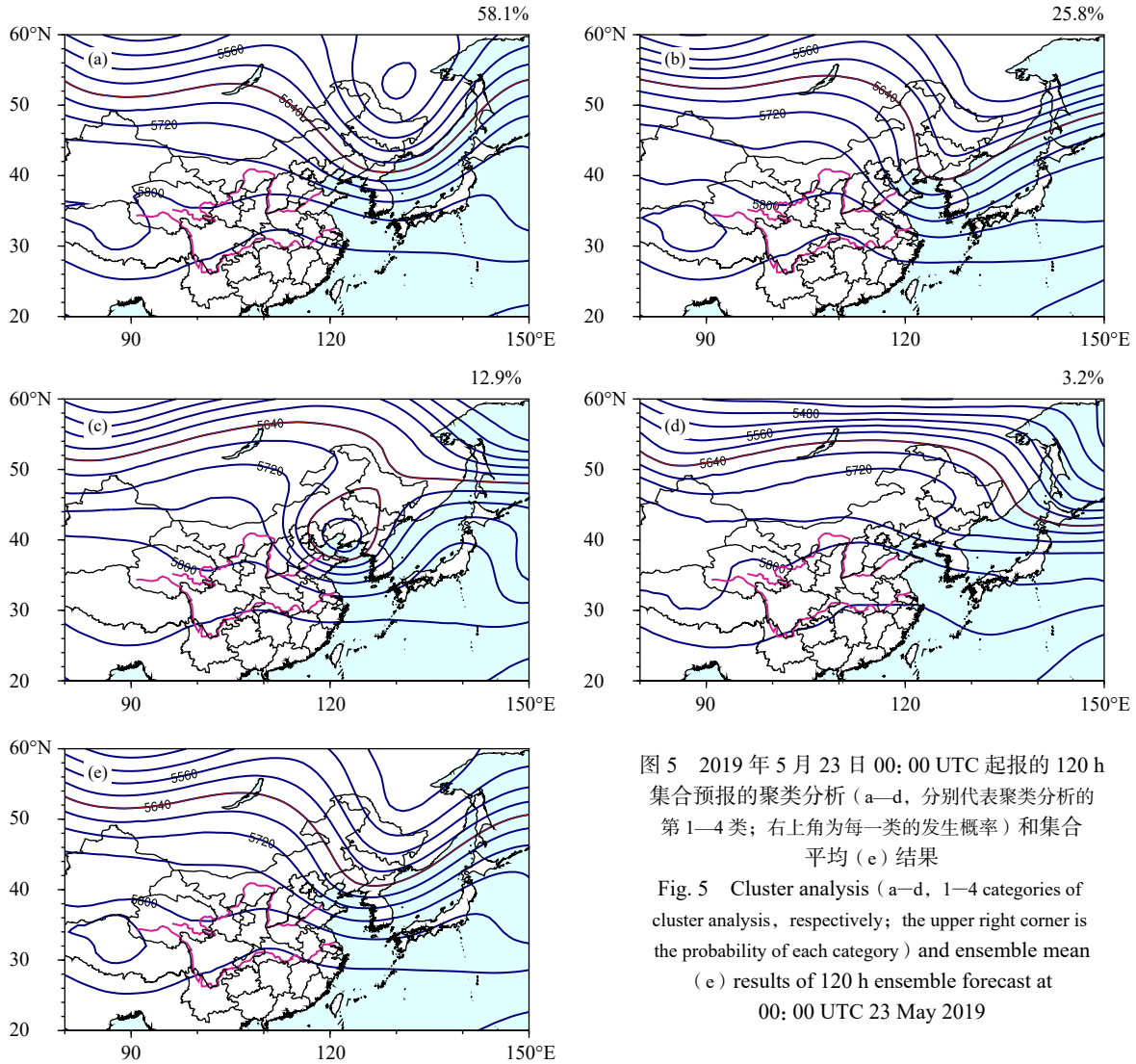


图5 2019年5月23日00:00 UTC起报的120 h集合预报的聚类分析(a—d, 分别代表聚类分析的第1—4类; 右上角为每一类的发生概率)和集合平均(e)结果

Fig. 5 Cluster analysis (a—d, 1—4 categories of cluster analysis, respectively; the upper right corner is the probability of each category) and ensemble mean (e) results of 120 h ensemble forecast at 00:00 UTC 23 May 2019

高空槽呈西南走向, 强度不及集合大类与分析场相似, 第3类(图5c)高空槽的位置比分析场更偏西, 呈西南走向, 主体形状与分析场表现出明显差异。发生概率最小的第4类(图5d), 无论是高空槽的位置还是主体形状, 均与分析场差别明显。在集合平均(图5e)中, 环流形势配置与第1类较为相似, 但高空槽相对较弱, 这显然与集合平均对振幅的削弱作用有关。

总体来看, 就这个被选取的典型个例而言, 集合预报聚类结果在给出比重最大的类别和其他比较小类别的情况下, 集合大类的预报效果比其他类别更好, 且集合大类和集合平均预报效果相当, 但其他聚类次大类在实际预报中也不可忽视, 小概率类别也有可能对应极端事件的发生。由此可见, 集

合预报信息中的集合大类相比于其他类与观测场更为相似, 少数情况下, 所占比重更小的类别预报更准确, 所以在实际应用中发生概率最高的第1类通常具有高于其他类别的预报技巧, 但相较于集合平均而言仍需给出定量化的检验评分。

4 集合聚类预报的综合检验分析

在个例分析基础上, 为了验证集合大类相比于集合平均具有更高的预报技巧, 综合对比不同个例在不同预报时效的效果, 选取该模式系统业务化以来2019—2020年期间10个个例(具体个例过程的描述参见表1), 每个个例选取两个起报时刻, 这两个预报时刻高空槽都正好位于中国中东部地区, 预报区域均为(30°—60°N, 100°—150°E), 对选取的

表 1 10 次个例的影响时间及过程描述
Table 1 Influence time and process description of 10 cases

个例	影响时间	过程描述	影响日数(d)
1	2019年2月6—10日 强冷空气过程	全国范围的强冷空气(北方中等强度冷空气、南方强冷空气)过程。高空冷涡旋转东移,低涡西侧的横槽逐渐转为南北向,冷空气向南大举爆发影响中国中东部地区给中东部大部分地区带来大风、降温和雨雪天气。中东部大部地区出现阵风7—8级;东部和南部海区6—8级偏北风。	5
2	2019年4月24—25日 强对流过程	南、北方大范围强对流的天气过程。本次北方的过程是一次高空槽配合低层低涡形势下的强对流天气。华北、黄淮地区出现以雷暴大风为主的强对流天气,局地冰雹;江南、华南北部出现短时强降水和雷暴大风,局地冰雹。	2
3	2019年5月26—29日 强降水过程	大范围强降水过程。受高空槽、低涡切变和低空急流的影响,长江以南地区出现大范围强降水天气过程,广西中北部、广东东南部、湖南东部和南部、江西西部、福建西北部出现暴雨,广西局地大暴雨。	4
4	2019年6月6—13日 强降水过程	中国西南地区的大范围区域性强降水过程。贵州中南部、广西北部、江西中东部、浙江南部、湖南西部和南部、福建西北部等出现局地大暴雨,多地河流发生超警戒洪水。	8
5	2019年6月20—25日 强降水过程	高空槽、低层急流及低层切变线共同作用导致的区域性强降水过程,主要影响中国西南地区。河南、安徽、浙江、上海、湖北、江西、湖南、广东大部分地区和四川东部、陕西南部出现暴雨,局地大暴雨,局地降水250—408 mm。	6
6	2019年11月17—19日 寒潮过程	中国大部分地区一次寒潮过程。此次冷空气过程为横槽转竖型,冷空气源地为新地岛以东洋面,经西西伯利亚进入中国。受其影响东北地区东部、内蒙古中部、黄淮中南部、江淮、江南中南部降温4—10℃,黑龙江、吉林、辽宁东北部等部分地区出现暴雪。	3
7	2019年12月29—31日 强降水过程	全国中等强冷空气过程,东北地区可达寒潮标准,其余大部分地区为中等强度。该股源于喀拉海、泰梅尔半岛的强冷气团在西伯利亚地区酝酿爆发后沿西北路径移动,进入中国后经内蒙古河套地区南下,直达长江中下游及江南地区。	3
8	2020年2月13—16日 寒潮过程	中国自北向南出现了一次全国范围的寒潮天气过程,大部分地区出现8—12℃降温。此次寒潮过程特点是:冷空气影响范围大,覆盖中东部大部分地区;冷空气影响的时间长,全程达4 d;降温幅度大,全国大部分地区降温超过10℃。	4
9	2020年3月25—28日 寒潮过程	全国性强冷空气过程。高压脊不断加强东移,脊前偏北气流引导冷空气往槽内堆积,然后,冷槽继续东移南落,冷锋南下,在槽后脊前的西北气流引导下,冷槽后部的冷空气不断南下,冷空气开始自北向南大举侵入中国,导致此次冷空气过程持续时间较长。	4
10	2020年6月13—15日 强降水过程	南方强降水过程。受高空槽、切变线和地面弱冷空气影响,导致连续性强降雨天气过程,河南东部、安徽中部、江苏、湖北东部和南部、湖南北部等地出现暴雨,局地有大暴雨。	3

两个时刻运用不同集合预报起始时间做聚类分析,并将集合大类与集合平均预报分别进行确定性评分 ACC 和 RMSE 检验,最后将这 10 个个例的各自检验结果取算术平均得到综合检验分析结果。

4.1 距平相关系数检验结果

图 6 给出了不同预报时效的集合大类和集合平均预报与分析场的距平相关系数。相关系数越大,说明预报和实况的空间型相似度越高,预报技巧越高。从图 6 可以看出,距平相关系数随着预报时效的延长呈现自然下降趋势,这反映出集合预报的确定性预报效果随着预报时效延长而下降。但很明显,集合大类预报技巧的下降要比集合平均缓慢得多。在 24 及 48 h 的预报中,集合预报成员之间仍然较为聚集、发散度较小,在预报时效较短的

情况下,预报具有“确定性”,预报质量相对较高,可能导致聚类后的最终分类数较少,大多数情况下集合大类与集合平均非常接近,因此二者预报的距平相关系数差异较小,只是集合大类预报技巧略高一些。相比之下,当预报时效达到 72—144 h 时,集合预报成员已经充分发散,此时集合聚类倾向于离散成若干个有差别的类。从图中可以看到,在 72 h 预报时效以后,集合大类预报与实况的距平相关系数明显比集合平均预报的更大,即发生概率最高的集合大类具有明显高于集合平均的预报技巧。

4.2 均方根误差检验结果

图 7 进一步给出集合大类和集合平均预报与实况场的均方根误差随预报时效的变化情况。均方根误差越大,两者相似度越低。可以看到,均方

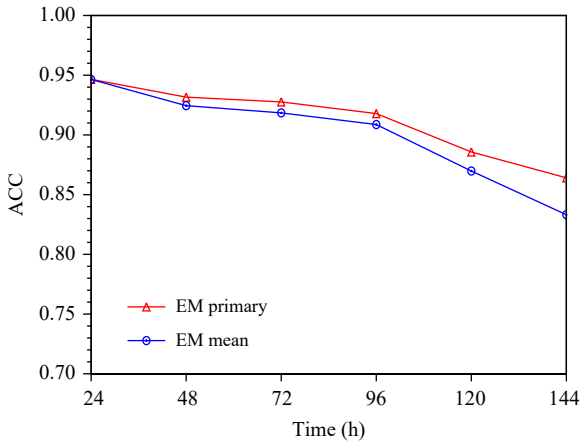


图6 集合大类(红线)和集合平均(蓝线)预报分别与实况场的距平相关系数

Fig. 6 ACC of the analysis and forecasts for the primary cluster (red line) and ensemble mean (blue line) forecast, respectively

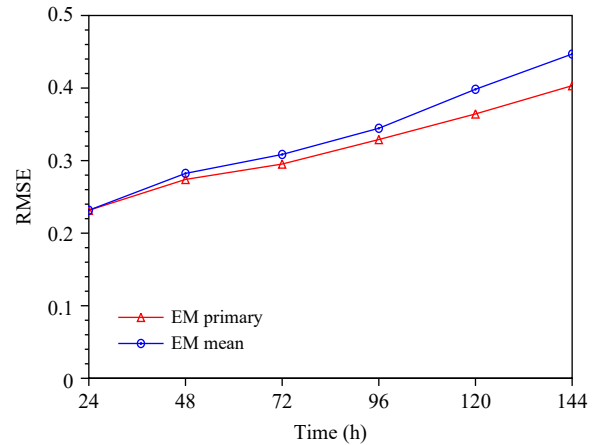


图7 集合大类(红线)和集合平均(蓝线)预报分别与实况场的均方根误差

Fig. 7 RMSE of the analysis and forecasts for the primary cluster (red line) and ensemble mean (blue line) forecasts, respectively

根误差随着预报时效延长呈现增大趋势,这表明集合预报整体的预报效果是随着预报时间的延长而趋于变差的。总体来看,在最初的24及48 h,由于集合成员尚未充分离散开,导致最终分类数少,集合聚类中的大类预报与集合平均预报差别微小;而在72—144 h的预报中,集合大类预报的优势愈发显著,其与实况场的均方根误差增长幅度比集合平均预报的小很多,即在500 hPa位势高度场集合预报聚类结果中集合大类的均方根误差要比集合平均明显减小,这与距平相关系数的检验结论一致,集合大类预报比集合平均具有更好的预报效果。

综上,两种确定性预报检验评分(距平相关系数和均方根误差)所体现的集合聚类预报效果总体结论较为一致,即对于中国中东部地区500 hPa位势高度场而言,集合大类预报综合检验效果优于集合平均,且能给出与之相对应的发生概率,这是后者所不具备的。图8展示了10个例在72—144 h时效平均的距平相关系数和均方根误差评分情况,并对集合大类与集合平均进行了对比。可以看到,绝大多数个例的集合聚类大类预报相比于简单的集合平均具有更高的距平相关系数和更小的均方根误差,显示出集合分类释用方法具有较为稳定的

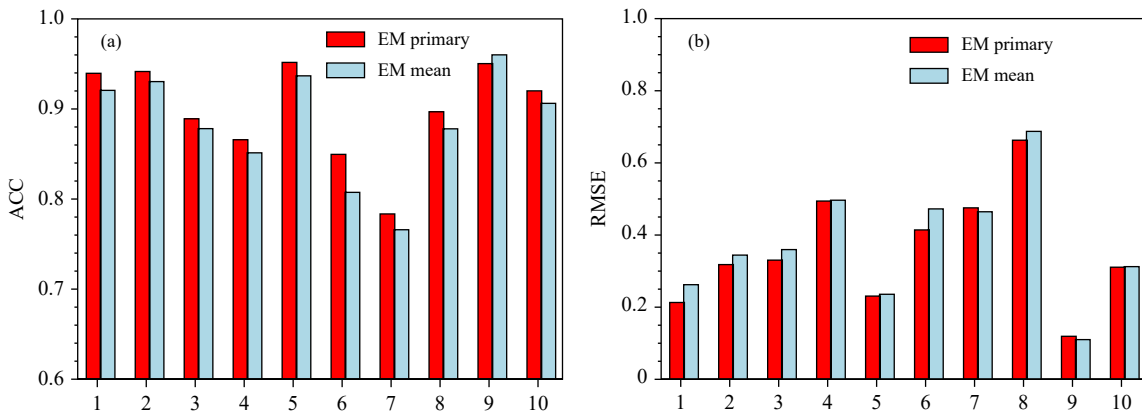


图8 10个例在72—144 h时效平均的距平相关系数和均方根误差

(a. 距平相关系数, b. 均方根误差)

Fig. 8 Average ACC and RMSE scores of 10 cases at 72—144 h forecast lead time

(a. ACC, b. RMSE)

预报性能。当然,某些个例仍可能出现集合平均比集合大类预报技巧更高的情况,例如图 8a 第 9 个例及图 8b 第 7 和第 9 个例。但整体上集合大类预报与实况场的相似度要比集合平均更高,即在实际中发生概率最高的第 1 类通常具有高于集合平均的预报技巧。

4.3 距平相关系数和均方根误差连续时间检验结果

为了验证文中提出的聚类分析方法是否能在连续时间的检验评估结果上与个例分析结果保持一致,图 9 分别给出了 2019 年 1 月—2020 年 6 月连续时间的平均距平相关系数和均方根误差的检验

结果。从图 9 看,距平相关系数随着预报时效的延长呈现减小趋势,这反映出集合预报的确定性预报效果随着预报时效延长而下降,且随着预报时效延长集合大类与分析场的距平相关系数预报技巧相对于集合平均预报更具有优势。均方根误差所体现的集合聚类预报效果总体结论与距平相关系数较为一致,即发生概率最高的集合大类具有高于集合平均的预报技巧。连续性时间检验相较于典型个例的检验结果改进没有那么显著,这一方面与参与计算评分的样本数大量增加有关,而且也反映出,聚类分析对于有明显天气过程发生时更有显著优势。

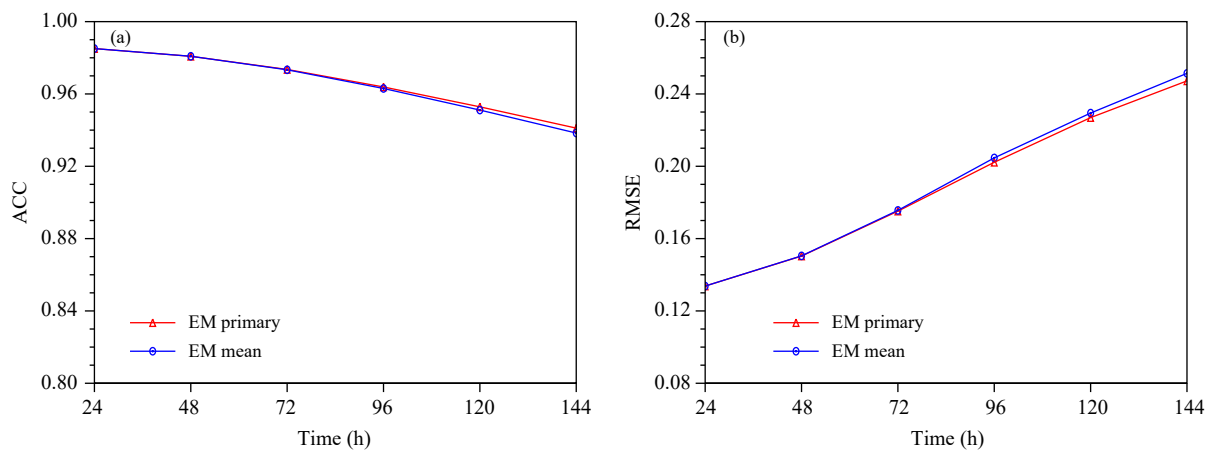


图 9 2019 年 1 月至 2020 年 6 月逐日输出的集合大类(红线)和集合平均(蓝线)预报分别与实况场的距平相关系数和均方根误差

Fig. 9 ACC and RMSE of the analysis and forecasts for the primary cluster (red line) and ensemble mean (blue line) forecasts based on daily outputs from January 2019 to June 2020

此外,对比分析了聚类效果不理想个例以说明集合预报聚类应用的不足。2019 年 4 月 24—26 日受高空东移的短波槽影响,中国北方和南方同时发生较大范围的强对流天气过程,主要影响时段在 24—25 日。从分析场看,本次过程由一次高空槽配合低层低涡形势而发生。自 24 日起,短波槽在东移过程中逐渐加强,与南支槽相连。随着高空槽的东移,至 25 日白天,此次过程趋于结束。选取这次过程集合预报起始时刻为 2019 年 4 月 21 日 12 时,分析 72 和 96 h 的集合预报聚类。对比同时次集合预报的聚类结果与分析场发现,集合平均预报能够较好描述大尺度环流形势的演变特征,但对此次过程预报的强度偏弱,冷空气移动的路径偏北、偏东。预报效果最好的类别并不是聚类分析的第 1 类

或者第 2 类,说明在集合预报聚类结果中对于影响时间短、强度较弱的对流性天气预报可能仍然具有一定局限性,需要进一步针对此类降水开展研究。

5 结 论

系统性介绍了中外集合预报业务系统中所使用的集合预报聚类分析方法,借鉴中外已有的技术和经验以及进行实际对比试验,在传统 Ward 聚类分析中引入了动态聚类判别方案,发展了适用于中国 GRAPES-GEPS 环流集合预报的分类释用方法,进一步利用实时业务集合预报数据检验了集合预报聚类结果在 2019—2020 年中东部地区重要天气过程个例中的预报效果,目的是通过对集合业务预报进行聚类和释用研究,寻求客观识别最有可能发

生的环流形势方法,提升集合预报信息利用率和预报准确度,为实际预报提供参考。

基于 GRAPES-GEPS 实时集合预报的检验结果表明,经过聚类分析后的集合预报聚类分型能较好地识别出 500 hPa 环流场最有可能发生的环流形势类型,并提供相对应的发生概率。通过比较集合大类和集合平均与实况场的相似度,以及经过量化的距平相关系数和均方根误差确定性预报检验,结果表明,对于中国中东部地区,随着预报时效延长,经过聚类分析后得到的集合大类相比于集合平均的预报技巧有显著提高,即实际预报中集合大类比集合平均具有明显的优势。当然,在实际预报中次大类等其他类的作用仍不可忽视,例如在某些突发性的极端天气过程中可能会出现集合大类失去优势的情况。

目前国际上很多气象部门已将聚类分析法应用到实际业务中,随着中国自主集合预报系统和产品的业务化程度不断提升,开发基于集合预报聚类分析并开展相关的分类释用,成为一个很有前景的研究方向。由于聚类分析方法和集合预报系统本身仍可能存在的不足,使得分类释用方法在实际应用试验中还存在着一些不够理想的地方,需要通过更多试验尝试对方法进行发展完善,并开展更为全面的检验评估。此外,由于天气形势和区域选择的不同,文中所用的 Ward 聚类法不一定全部适用,还需要探索利用和改进其他类型的聚类分析方法,以满足中国在集合预报应用产品研究方面的发展需求,更好服务防灾、减灾工作。

参考文献

昌霞,刘赛娥.2019.聚类回归分析在降雨量统计数据中的应用. *计算机与数字工程*, 47(8): 2002-2005. Chang X, Liu S E. 2019. Cluster regression analysis in the application of the rainfall statistics. *Comput Digit Eng*, 47(8): 2002-2005 (in Chinese)

陈起英,姚明明,王雨.2004.国家气象中心新一代业务中期预报模式 T213L31 的主要特点. *气象*, 30(10): 16-21. Chen Q Y, Yao M M, Wang Y. 2004. A new generation of operational medium-range weather forecast model T213L31 in National Meteorological Center. *Meteor Mon*, 30(10): 16-21 (in Chinese)

杜钧.2002.集合预报的现状和前景. *应用气象学报*, 13(1): 16-28. Du J. 2002. Present situation and prospects of ensemble numerical prediction. *J Appl Meteor Sci*, 13(1): 16-28 (in Chinese)

高丽,陈静,郑嘉雯等.2019.极端天气的数值模式集合预报研究进展. *地球*

科学进展, 34(7): 706-716. Gao L, Chen J, Zheng J W, et al. 2019. Progress in researches on ensemble forecasting of extreme weather based on numerical models. *Adv Earth Sci*, 34(7): 706-716 (in Chinese)

高丽,任鹏飞,周放等.2020. GRAPES-GEPS 对西太平洋副热带高压和南亚高压的集合预报评估与集合方法研究. *地球科学进展*, 35(7): 715-730. Gao L, Ren P F, Zhou F, et al. 2020. Evaluations and ensemble approaches of western-Pacific subtropical high and South-Asian high ensemble forecasting in GRAPES-GEPS. *Adv Earth Sci*, 35(7): 715-730 (in Chinese)

关吉平,张立凤,张铭.2006.集合预报研究现状与展望. *气象科学*, 26(2): 228-235. Guan J P, Zhang L F, Zhang M. 2006. Review of the ensemble forecast. *Scientia Meteor Sinica*, 26(2): 228-235 (in Chinese)

霍振华,刘石柱,陈静等.2020.热带气旋奇异向量在 GRAPES 全球集合预报中的初步应用. *气象学报*, 78(1): 48-59. Huo Z H, Liu Y Z, Chen J, et al. 2020. The preliminary application of tropical cyclone targeted singular vectors in the GRAPES global ensemble forecasts. *Acta Meteorologica Sinica*, 78(1): 48-59 (in Chinese)

金荣花,田伟红,矫梅燕.2007.基于 Ward 聚类法的中国业务集合预报系统的产品开发. *气象*, 33(12): 9-15. Jin R H, Tian W H, Jiao M Y. 2007. Product development for the operational ensemble prediction system based on ward analysis in China. *Meteor Mon*, 33(12): 9-15 (in Chinese)

李小泉,刘金达,汪迎辉.1997.集合预报及其在中期天气预报中的应用. *气象*, 23(8): 3-9. Li X Q, Liu J D, Wang Y H. 1997. The ensemble prediction and its application in Medium Range Weather Forecast. *Meteor Mon*, 23(8): 3-9 (in Chinese)

李泽椿,陈德辉.2002.国家气象中心集合数值预报业务系统的发展及应用. *应用气象学报*, 13(1): 1-15. Li Z C, Chen D H. 2002. The development and application of the operational ensemble prediction system at National Meteorological Center. *J Appl Meteor Sci*, 13(1): 1-15 (in Chinese)

麻巨慧,朱跃建,王盘兴等.2011. NCEP、ECMWF 及 CMC 全球集合预报业务系统发展综述. *大气科学学报*, 34(3): 370-380. Ma J H, Zhu Y J, Wang P X, et al. 2011. A review on the developments of NCEP, ECMWF and CMC global ensemble forecast system. *Trans Atmos Sci*, 34(3): 370-380 (in Chinese)

马旭林,时洋,和杰等.2015.基于卡尔曼滤波递减平均算法的集合预报综合偏差订正. *气象学报*, 73(5): 952-964. Ma X L, Shi Y, He J, et al. 2015. The combined descending averaging bias correction based on the Kalman filter for ensemble forecast. *Acta Meteorologica Sinica*, 73(5): 952-964 (in Chinese)

闵锦忠,房丽娟.2017.基于增长模繁殖法的暴雨集合预报. *大气科学学报*, 40(1): 1-12. Min J Z, Fang L J. 2017. Storm ensemble forecast based on the BGM method. *Trans Atmos Sci*, 40(1): 1-12 (in Chinese)

潘留杰,张宏芳,王建鹏.2014.数值天气预报检验方法研究进展. *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. *Adv Earth Sci*,

- 29(3): 327-335 (in Chinese)
- 宋媛. 2013. 聚类分析中确定最佳聚类数的若干问题研究 [D]. 延吉: 延边大学. Song Y. 2013. Some problems of determining the optimal number of clusters in clustering analysis [D]. Yanji: Yanbian University (in Chinese)
- 孙令东. 2018. 集合数值预报应用性能检验方法. 科技与创新, (10): 140-141. Sun L D. 2018. Test method for application performance of ensemble numerical prediction. Sci Technol Innov, (10): 140-141 (in Chinese)
- 王建仁, 马鑫, 段刚龙. 2019. 改进的 K -means 聚类 k 值选择算法. 计算机工程与应用, 55(8): 27-33. Wang J R, Ma X, Duan G L. 2019. Improved K -means clustering k -value selection algorithm. Comput Eng Appl, 55(8): 27-33 (in Chinese)
- 王太微. 2008. 中尺度模式不确定性 with 初值扰动试验研究 [D]. 北京: 中国气象科学研究院. Wang T W. 2008. Impact of initial perturbation on Mesoscale model uncertainty [D]. Beijing: Chinese Academy of Meteorological Sciences (in Chinese)
- 王太微, 王勇, 陈德辉等. 2015. 基于聚类分析法区域集合预报模式的初值扰动试验研究. 气象与环境学报, 31(6): 18-26. Wang T W, Wang Y, Chen D H, et al. 2015. Validation of strategies using clustering analysis for initial perturbations in limited area model ensemble prediction system. J Meteor Environ, 31(6): 18-26 (in Chinese)
- 王太微, 陈传雷. 2016. 聚类分析方法在集合预报中的应用 // 第 33 届中国气象学会年会 S8: 数值模式产品应用与评估. 西安: 中国气象学会. Wang T W, Chen C L. 2016. Application of cluster analysis method in ensemble forecast // Application and Evaluation of Numerical Model Products of S8 at the 33rd Annual Meeting of Chinese Meteorological Society. Xi'an: Chinese Meteorological Society (in Chinese)
- 杨学胜. 2002. 位移和最大相关距离在 ECMWF 集合预报产品中的应用. 应用气象学报, 13(1): 37-46. Yang X S. 2002. Application of the distance of displacement and maximum correlation on the products of ECMWF ensemble prediction system. J Appl Meteor Sci, 13(1): 37-46 (in Chinese)
- 杨学胜, Jean Nicolau, Nicole Girardot. 2001. 根据天气类型划分欧洲中期天气预报中心的集合预报产品. 气象学报, 59(2): 173-182. Yang X S, Jean Nicolau, Nicole Girardot. 2001. Automatic classification of the products of ECMWF Prediction System according to the weather types. Acta Meteorologica Sinica, 59(2): 173-182 (in Chinese)
- 叶璐, 刘永柱, 陈静等. 2020. 集合预报多尺度奇异向量初值扰动方法研究. 气象学报, 78(4): 648-664. Ye L, Liu Y Z, Chen J, et al. 2020. A study on multi-scale singular vector initial perturbation method for ensemble prediction. Acta Meteorologica Sinica, 78(4): 648-664 (in Chinese)
- 庄照荣, 薛纪善, 李兴良. 2011. GRAPES 集合卡尔曼滤波资料同化系统 II: 区域分析及集合预报. 气象学报, 69(5): 860-871. Zhuang Z R, Xue J S, Li X L. 2011. The GRAPES ensemble Kalman filter data assimilation system. Part II: Regional analysis and ensemble prediction. Acta Meteorologica Sinica, 69(5): 860-871 (in Chinese)
- 张涵斌, 陈静, 智协飞等. 2014a. 基于 GRAPES_Meso 的集合预报扰动方案设计 with 比较. 大气科学学报, 37(3): 276-284. Zhang H B, Chen J, Zhi X F, et al. 2014a. Design and comparison of perturbation schemes for GRAPES_Meso based ensemble forecast. Trans Atmos Sci, 37(3): 276-284 (in Chinese)
- 张涵斌, 陈静, 智协飞等. 2014b. GRAPES 区域集合预报系统应用研究. 气象, 40(9): 1076-1087. Zhang H B, Chen J, Zhi X F, et al. 2014b. Study on the application of GRAPES regional ensemble prediction system. Meteor Mon, 40(9): 1076-1087 (in Chinese)
- 张兰, 张宇飞, 刘畅等. 2019. 基于 Grapes 1 km 分钟级模式分析 LAF 法的预报效果. 广东气象, 41(2): 45-48. Zhang L, Zhang Y F, Liu C, et al. 2019. Forecasting effect of LAF method based on GRAPES 1 km minute-level model. Guangdong Meteor, 41(2): 45-48 (in Chinese)
- Atger F. 1999. Tubing: An alternative to clustering for the classification of ensemble forecasts. Wea Forecasting, 14(5): 741-757
- Buizza R, Palmer T N. 1995. The singular-vector structure of the atmospheric global circulation. J Atmos Sci, 52(9): 1434-1456
- Epstein E S. 1969. Stochastic dynamic prediction. Tellus, 21(6): 739-759
- Hoffman R N, Kalnay E. 1983. Lagged average forecasting, an alternative to Monte Carlo forecasting. Tellus A: Dyn Meteor Oceanogr, 35(2): 100-118
- Ji L Y, Zhi X F, Zhu S P, et al. 2019. Probabilistic precipitation forecasting over East Asia using Bayesian model averaging. Wea Forecasting, 34(2): 377-392
- Leith C E. 1974. Theoretical skill of Monte Carlo forecasts. Mon Wea Rev, 102(6): 409-418
- Stanski H R, Wilson L J, Burrows W R. 1989. Survey of common verification in meteorology. World Weather Watch Report No. 8 (TD No. 358). Geneva, Switzerland: World Meteorological Organization, 114pp
- Toth Z, Kalnay E. 1997. Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method. Mon Wea Rev, 125(12): 3297-3319
- Ward J H Jr. 1963. Hierarchical grouping to optimize an objective function. J Am Stat Assoc, 58(301): 236-244
- Winkler J, Denhard M, Schmitt B A. 2020. Krylov methods for adjoint-free singular vector based perturbations in dynamical systems. Quart J Roy Meteor Soc, 146(726): 225-239
- Xia Y, Chen J, Du J, et al. 2020. A unified scheme of stochastic physics and bias correction in an ensemble model to reduce both random and systematic errors. Wea Forecasting, 34(6): 1675-1691
- Zhang H B, Chen J, Zhi X F, et al. 2015. Study on multi-scale blending initial condition perturbations for a regional ensemble prediction system. Adv Atmos Sci, 32(8): 1143-1155