

赵琳娜,董航宇,吴亮,等. 2015. 黄淮地区夏季日降水分区概率预报方法研究. 气象, 41(12):1503-1513.

黄淮地区夏季日降水分区概率预报方法研究^{*1}

赵琳娜¹ 董航宇² 吴亮³ 王彬雁⁴ 白雪梅⁴ 党皓飞⁴

- 1 中国气象科学研究院灾害天气国家重点实验室, 北京 100081
- 2 河北省气象科学研究所, 河北省气象与生态环境重点实验室, 石家庄 050021
- 3 山西省浑源县气象局, 浑源 037400
- 4 成都信息工程大学大气科学学院, 高原大气与环境四川省重点实验室, 成都 610225

提 要: 利用我国黄淮地区 1961—2010 年 50 年 6—8 月的日降水资料, 采用 REOF 和 t 检验的方法, 将中国黄淮地区夏季降水分成 I—V 区。5 个区域进行差异性 t 检验表明 5 个区域之间(彼此)差异显著, 说明了区域划分的正确性。在此基础上利用 1999—2007 年 6—8 月站点日降水资料以及 CFSv2 模式后预报的日降水资料建立了 5 个区域内共 5 个代表站点的夏季日降水概率预报方程, 并进行了确定性、概率性预报检验和业务试用检验。对各区域内 5 个代表站日降水量的确定性预报检验表明: Logistic 回归降水概率预报方程的 TS 评分要高于 CFSv2 模式预报和 T213 的集合预报平均, 空报率也低于 CFSv2 模式预报和 T213 集合预报平均, 但是漏报率却略高。各区域代表站日降水量的概率预报 Brier 评分检验表明: Brier 评分均不超过 0.2, 大大低于 T213 集合预报所得概率预报的 Brier 评分分值, 说明本文 Logistic 回归方程的概率预报较为可靠。Brier 技巧评分表明: Logistic 回归降水概率预报方程各站的 BSS 技巧评分都大于 0.0, 说明各站的预报技巧高于检验样本气候概率的预报技巧, 且高于 T213 集合预报的 Brier 技巧评分, 说明在分区基础上建立 Logistic 回归降水概率预报方程的方法是有预报意义的。

关键词: Logistic 回归, 降水概率预报, 统计降尺度, REOF

中图分类号: P456.8 **文献标志码:** A **doi:** 10.7519/j.issn.1000-0526.2015.12.008

Daily Precipitation Probability Forecast Based on Climatic Region over Huang-Huai Region in Summer

ZHAO Linna¹ DONG Hangyu² WU Liang³ WANG Binyan⁴ BAI Xuemei⁴ DANG Haoifei⁴

- 1 State Key Laboratory of Severe Weather, Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081
- 2 Hebei Key Lab for Meteorology and Eco-Environment, Institute of Meteorological Science of Hebei Province, Shijiazhuang 050021
- 3 Hunyuan Meteorological Station of Shanxi Province, Hunyuan 037400
- 4 College of Atmospheric Sciences, Plateau Atmosphere and Environment Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225

Abstract: Based on the rain gauge of summer daily precipitation over Huang-Huai Region from 1961 to 2010, the REOF method and t -test are employed to divide the Huang-Huai Region into five areas. The t -test of the five areas shows that the five areas have the significant differences, which illustrates the correctness of the division. Based on this, the summer probability regression prediction equations of the five representative sites in the five areas are established using the daily rain gauge data and the daily precipitation reforecast products of CFSv2 numerical model from June to August during 1999—2007, and related

^{*} 国家自然科学基金项目(41475044、91437104 和 91224004), 中国气象局气象关键技术集成与应用项目(CMAGJ2013ZX-ZH1)、国家科技重大专项(2013ZX07304-001-1)和中国气象局气候变化专项(CCSF201333)共同资助

2014 年 9 月 16 日收稿; 2015 年 1 月 2 日收修定稿

第一作者: 赵琳娜, 主要从事降水概率预报研究. Email: zhaoln@cma.gov.cn

verification was carried out by the deterministic and probabilistic way. The deterministic verification of precipitation probability forecast equations established by five representative stations shows that the Threat Score of logistic regression precipitation probability equations is higher than that of the CFSv2 model and the ensemble average of T213 ensemble prediction, the false alarms rate is lower than that of the CFSv2 model and the average of T213 ensemble forecast, but the missing rate of logistic regression is slightly higher. In this paper, the probabilistic forecast verification of precipitation probability forecast equations shows that the Brier Score of logistic regression is lower than 0.2, which is much lower than that of the probability of forecast of T213 ensemble forecast. This implies that the logistic regression has higher reliability. The Brier Score Skills of the logistic regression precipitation probability forecast equations for five stations are bigger than 0.0, which means the prediction skills of precipitation probability forecast for the five representative stations are higher than those of climatical probability, higher than those of the T213 ensemble forecast. Therefore, logistic regression precipitation probability equation based on the partition is an effective and feasible method.

Key words: logistic regression, probabilistic prediction of precipitation, statistics downscaling, REOF

引言

黄淮区域地处我国南方雨量丰沛和北方干旱少雨的过渡地带,气候异常成因复杂,降水预报准确率较低。从气候特征看,黄淮区域汛期降水量最大,集中了年降水量的 45%~65%。该地区降水的年际变率较大,最多年与最少年降水量相差悬殊(张永领等,2003),因此准确预测黄淮区域汛期降水对于防灾减灾具有特别重要的意义。

在进行中小河流的山洪、泥石流预报预警决策中,区域(流域)降水的准确预报是决策的重要技术支撑。然而,由于降水是由一系列复杂物理过程所形成,是一定气候背景下并在大尺度环流与中小尺度系统共同相互作用形成的结果,同时也易受当地的下垫面以及本地热力场和动力场等的影响(闵晶晶等,2010;曹晓钟等,2008)。因此相对于气压、温度、风速等天气要素预报的改善,降水预报的准确率提高相对缓慢,使之成为天气预报和气候预测最有预报难度的天气要素之一(Fritsch et al, 1998; Sanders, 1986; Mullen et al, 2001)。

目前对外提供服务的确定性降水预报只能给出有无雨预报和分等级(小雨、中雨、大雨、暴雨等)的预报,没有表达出降水出现的可能性大小。由于预报的不确定性总是存在,如果能将不确定定量表达出来,不同的用户就能根据自身的需求和对气象的依赖程度做出不同的选择(杜钧, 2002; 杜钧等, 2010),因此概率预报变得越来越有价值。

有研究表明,一个概率预报系统比一个与其质量相当的确定性预报系统具有更大的价值,这是因为用户可以根据自身的需要选择一个适当的概率阈值(Murphy et al, 1987)。降水概率预报能够定量地给出降水出现的可能性大小,它用概率值大小反映降水的不确定性。在降水概率预报技术研究方面,国内外已有很多研究成果,主要方法是利用数值预报产品,通过统计预报方法建立概率预报方程等方法(陈超辉等, 2009)。如事件概率回归估计方法(周兵等, 1996),非线性多因子动态组合方法(邵明轩等, 2003),概率回归降水等级预报(赵声蓉等, 2009)等。概率预报已在气象、水文、地震、海洋、交通等预报中获得应用。如 Krzysztofowicz(1993)已将降水概率预报应用于流域水文预报中;美国国家海洋大气局的 7 天降水预报是以概率形式发布的;在我国北京等一些城市也开展了降水概率预报(周兵等, 1996; 田付友等, 2014; 张宇彤等, 2013)。降水的概率预报比起确定性的预报更能满足交通、航海、航空、农业、水利和电力等部门的需求,能大大提高天气预报的使用效益,为科学决策提供依据,所以概率降水预报将成为今后天气预报应用的主要发展方向。

目前,概率预报大体划分为两类:第一类是利用数值模式(集合预报)计算降水出现的概率;第二类是利用模式产品结合实测资料,采用统计方法制作降水概率预报。近年来,国内外学者引入多种新的统计方法,如多重判别分析方法(吴蓁等, 1999)、卡尔曼滤波方法(甯春蓉等, 2004)、神经网络方法(Hall et al, 1999)、K 最近邻域非参数估计技术等

(曾晓青等,2008)。但是上述这些方法多数是基于线性相关的基础上,在处理一些像降水这样具有非线性特征的气象要素时具有较大的局限性。此外,不同的气候背景和环流形势下的降水机理不同,不同地域的降水性质也不会相同,因此所涉及到的预报模型和模型选取的预报因子也不同。对于在降水分区基础上的集成降水预报方法表明,采用天气分型的预报方法较不分型有很大的优势。赵翠光等(2011)在降水客观分区的基础上,对华北及周边地区进行夏季降水预报,也取得了较好的效果。

Logistic 回归方法不仅对非正态母体适用,而且对既离散又连续变量的因子也能适用,建立模型时工作量并不过于复杂,从理论、数学模型及实用上都很具有很强的生命力。该方法最初由 Cox(1966)提出设想,后经 Day 等(1967)发展,又由 Anderson(1972)改进的,Logistic 模型在国外被广泛应用于概率天气预报的业务预报系统,极大改善了预报效果(Walker et al,1967;Bocchieri,1979;Applequist et al,2002)。Applequist 等(2002)比较了 Logistic 回归、线性回归、多重判别分析、神经网络和分类系统等五种统计方法,验证了 Logistic 回归在概率降水方面效果最好,Logistic 方法也逐渐被国内学者熟悉并应用于业务中,并取得了较好的预报效果(陈启槐等,1999;黄永新,1997)。

但是基于历史降水时空分布基础上分区的降水概率预报方法尚不多见。基于上述思路,本文利用 1961—2010 年 50 年黄淮地区的 341 个观测站夏季日降水量观测资料和美国 NCEP 释放的高分辨率全球模式预报系统 CFSv2 的后预报资料,在对黄淮地区夏季日降水进行分区的基础上,采用 Logistic 方法建立各区域代表站的概率降水预报方程,并对其预报结果进行了检验并与 T213 集合预报进行了比较,以探索分区基础上的概率降水预报方法的建立。

1 黄淮地区夏季降水分区

为了得到我国黄淮地区夏季日降水的分区特征,本文使用国家气象信息中心整编的全国日降水资料,选取 1961—2010 年 6—8 月每日 20 时至 20 时(北京时,下同)的黄淮地区($32^{\circ}\sim 40^{\circ}\text{N}$ 、 $110^{\circ}\sim 123^{\circ}\text{E}$)内 341 个观测站的日降水,资料长度为 50 年。

先对降水资料进行标准化处理。将研究区域内 50 年无缺测值的 341 个观测站的日降水量资料进行 EOF 展开,得到前十个主分量旋转前后的方差及累计方差,前四个模态所占的累计方差贡献率为 52.41%,且这四个模态均通过了 North 等(1982)提出的计算特征值误差范围的检验。通过 EOF 的展开分析可以看出(图略),黄淮地区的夏季日降水存在南北差异,主要特点为东西向分布,也有少数南北分布的情况,但是仅从这四个模态上不能更为精细地得到降水的分区特征分布。因此,在 EOF 分析的基础上,再进一步做最大正交方差旋转进行 REOF 展开。旋转后发现载荷的贡献率比旋转之前分布均匀,因为旋转后各主成分的意义着重表现空间的相关性分布特征,高载荷只集中在某较小区域,同时使其他大部分区域的载荷尽可能地接近。对前十个主分量(累计方差贡献率为 70.26%)进行 REOF 展开发现,从第九个主分量开始,旋转后的模态已没有明显高载荷区(图 1)。图 1 的阴影区为旋转因子载荷绝对值 >0.5 的载荷高值区,且前 8 个主分量(累计方差贡献率为 66.08%)旋转后的模态高载荷区已经能把整个区域覆盖,因此将这 8 个高载荷区作为分区依据。旋转后的第一模态高载荷区为正值,位于研究区域的北部,即华北中南部地区,最大值 0.82 出现在天津武清(图 1a);旋转后的第二模态高载荷区为正值,位于黄河与淮河中间的区域,最大值为 0.871,出现在河南太康(图 1b);旋转后的第三模态高载荷区为负值,位于山东半岛,绝对值最大值为 0.871,出现在山东崂山(图 1c);旋转后的第四模态高载荷区为负值,位于淮河流域,绝对值最大值为 0.834,出现在安徽定远(图 1d);旋转后的第五模态高载荷区为负值,绝对值最大值为 0.88,出现在河北邯郸(图 1e);旋转后的第六模态高载荷区为正值,最大值为 0.86,出现在山西翼城(图 1f);旋转后的第七模态高载荷区为正值,绝对值最大值为 0.871,出现在山东夏津(图 1g);旋转后的第八模态高载荷区为负值,绝对值最大值为 0.67,出现在河南栾川(图 1h)。为了确认上述八个变化区域之间的差异性,对这八个区域 50 年平均降水序列的 t 值和显著性水平进行了检验(表 1),从表 1 看出大部分区域之间均通过了 0.05 的显著性水平检验,区域 B 和 C 检验的显著性水平虽然没有通过 0.05,但是显著性水平较高。同时可以发现区域 A 和 E、B 和 G、G 和 H 的显著性水平分别为 0.321、0.254、

0.244,均没有通过 0.05 的显著性水平检验,说明区域 A 和 E、B 和 G、G 和 H 之间降水差异不明显。因此将区域 A 和 E 合并成为区域 I,区域 B、G 和 H 合并成区域 II。这样区域 I、区域 II 与区域 C、D、F 共同组成区域 I—V,再将区域 I—V 进行 t 检验,结果如表 2。区域 I—V 之间均通过了 0.05 的显著性水平检验,说明区域 I—V 之间存在显著

地差异性,所以黄淮地区夏季降水主要区域可划分为五个区域(图 2)。

上述黄淮地区的五个夏季降水分区,决定了黄淮地区降水的主要特征。这为建立黄淮夏季降水分区日降水的概率预报模型奠定了基础,做好上述五个区域的降水预报就可以获得该区域降水预报成功的主要部分。

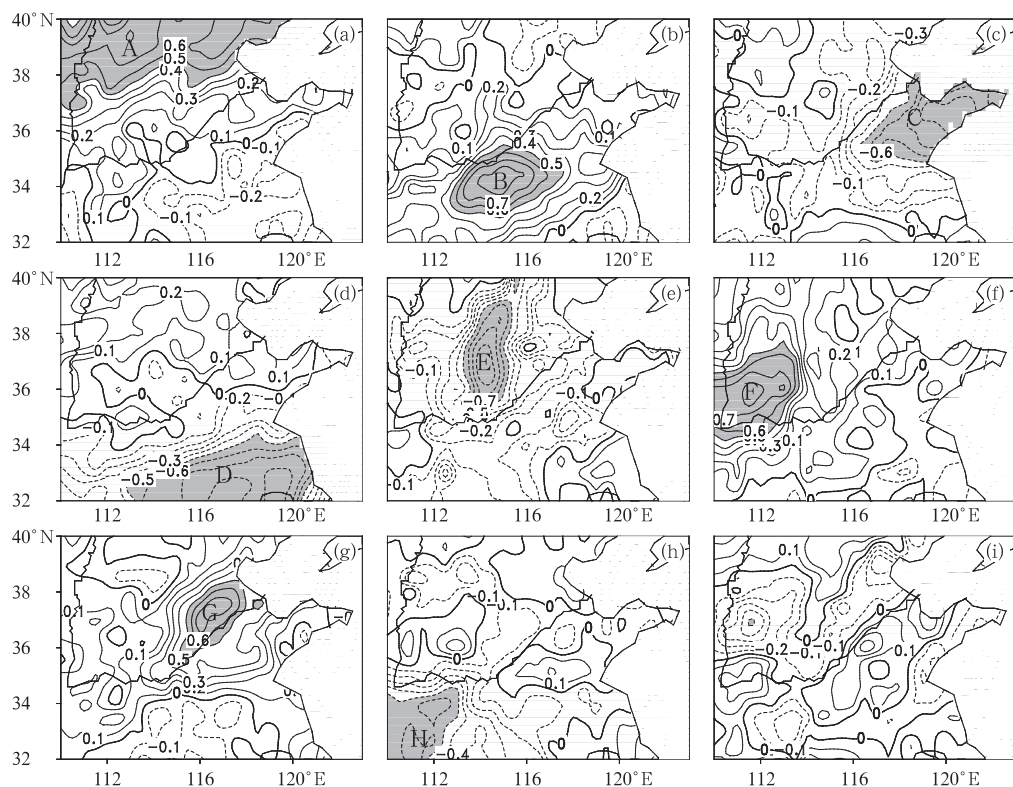


图 1 中国黄淮地区夏季日降水 REOF 分析中第一至第九特征向量的空间型

Fig. 1 Spatial patterns of the first to the ninth characteristic vectors of REOF for summer rainfall over Huang-Huai Region

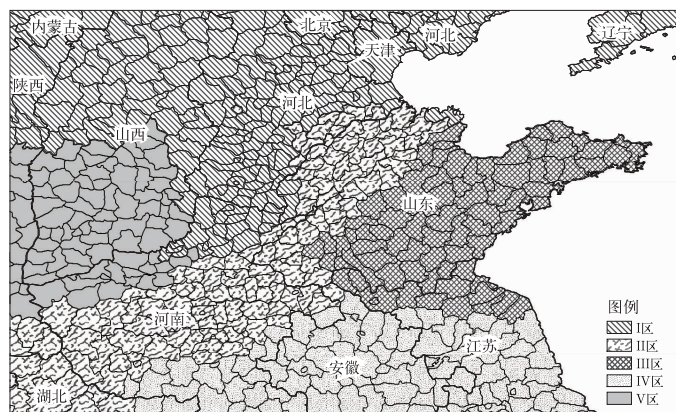


图 2 中国黄淮地区夏季降水分区

Fig. 2 Regional precipitation division over Huang-Huai Region in summer

表 1 1961—2010 年黄淮地区八个 REOF 降水分区差异显著性的 t 检验

Table 1 The t -test of significance of summer rainfall regional difference in eight areas of Huang-Huai Region during 1961—2010

区域—区域之间	t 值	显著性水平	区域—区域之间	t 值	显著性水平
A—B	−3.196	0.002	A—C	−5.504	<0.0001
A—D	−5.510	<0.0001	A—E	−1.003	0.321
A—F	4.089	<0.0001	A—G	−3.156	0.003
A—H	−1.286	0.004	B—C	−1.966	0.055
B—D	−4.470	<0.0001	B—E	2.871	0.006
B—F	7.348	<0.0001	B—G	1.154	0.254
B—H	3.465	0.001	C—D	−2.382	0.021
C—E	4.407	<0.0001	C—F	8.779	<0.0001
C—G	3.745	<0.0001	C—H	4.178	<0.0001
D—E	5.324	<0.0001	D—F	8.736	<0.0001
D—G	4.064	<0.0001	D—H	7.148	<0.0001
E—F	4.821	<0.0001	E—G	−2.038	0.047
E—H	−0.497	0.022	F—G	−6.795	<0.0001
F—H	−5.414	<0.0001	G—H	1.179	0.244

表 2 1961—2010 年黄淮地区五个降水分区差异显著性的 t 检验

Table 2 The t -test of summer rainfall significant difference in five main areas of Huang-Huai Region during 1961—2010

区域—区域之间	t 值	显著性水平	区域—区域之间	t 值	显著性水平
I—II	−3.006	0.004	I—III	−5.353	<0.0001
I—IV	−5.606	<0.0001	I—V	5.388	0.321
II—III	−4.005	<0.0001	II—IV	−5.465	0.003
II—V	8.721	<0.0001	III—IV	−2.382	0.021
III—V	8.779	<0.0001	IV—V	8.736	<0.0001

2 黄淮地区夏季降水分区代表站概率预报模型

2.1 建模资料

建模需要较长的模式历史资料。选取的模式资料为 1999—2009 年的 6—8 月 NCEP 释放的高分辨率全球模式预报系统 CFSv2 第二版的后预报资料。该模式完全耦合了海洋、陆地和大气系统,并于 2011 年 3 月在 NCEP 投入业务运行,系统包括几乎所有数据同化资料和预报模块,它的后预报资料是通过对 1971—2011 年共 32 年的初始条件耦合进行再分析,形成的 1982—2011 年共 29 年的预报资料。模式的水平分辨率是 $0.5^{\circ}\times 0.5^{\circ}$,垂直分辨率为 37 个气压层。降水观测资料是 1999—2009 年 6—8 月日降水资料,选取前日 20 时至当日 20 时的 24 h 累计降水量作为当日降水量。其中 1999—2007 年的资料建模,用 2008—2009 年的独立样本资料做预报检验。

2.2 概率预报方法

在建立降水概率预报模型前,要对降水资料进行 0、1 化处理,当站点实测有降水时预报量记为 1,反之为 0。其他预报因子进行标准化处理。由于模式预报资料与站点实测降水资料空间位置不同,因此将模式资料中各要素利用反距离权重插值法插值到相应站点,再用于建立站点上的降水概率预报方程。在前面黄淮地区夏季降水分区分析的基础上,在每个降水分区(图 2)选取 1 个站点,这些站点分别是区域 I 的山西繁峙、区域 II 的河南西平、区域 III 的山东兖州和区域 IV 的河南正阳以及区域 V 的山西翼城。这五个站点作为每个区域的代表站,采用 Logistic 回归方法建立降水概率预报模型。

Logistic 回归模型常用于研究两元分类响应变量与诸多自变量间的相互关系。应用于降水概率预报时,如果某日有雨,即将两元分类响应变量 Y 记为 1,如果没雨,将其记为 0。为了说明该方法的思路,本文以有无降水概率预报来说明这种方法的建立,其他分等级的降水概率预报可以凭类似方法建

立。对于响应变量 Y 有影响的 p 个自变量记为 $X_1, X_2, \dots, X_p$ 。在 p 个自变量的作用下预报有雨的条件概率记为 $p = P(Y=1 | X_1, X_2, \dots, X_p)$ ，那么 Logistic 回归模型表示为：

$$p = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p)} \quad (1)$$

式中, β_0 称为常数项或截距, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ 称为 Logistic 回归模型的回归系数。从式(1)中可以看出, Logistic 回归模型是一个非线性的回归模型, 自变量 $X_j (j=1, 2, \dots, p)$ 可以是连续变量, 也可以是分类变量或哑变量。对自变量 X_j 任意取值, $\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p$ 总落在 $(-\infty, +\infty)$ 中, 因此式(1)的比值, 即 p 的取值, 总在 $0 \sim 1$ 之间变化, 此为 Logistic 回归模型的合理性所在(汤银才, 2013)。

2.3 预报因子的选取

以往的研究经验表明, 降水概率预报效果的好坏, 不仅与预报方法有密切关系, 选择合适的预报因子更为重要。故在选择因子时, 必须选取与预报量相关且有物理意义的因子作为预备因子。研究表明从众多因子中客观地选出较好的因子可以提高预报效果(张诚忠, 2001)。基于此, 根据降水形成的三个天气学条件, 分别选择 CFSv2 模式的高、中、低三个层次上的物理量预报因子 17 个作为预备预报因子。这些因子是每个站点上的 850、700 和 250 hPa 高度上的涡度、散度、位势高度、比湿和垂直速度等。利用这 17 个初选预报因子建立方程, 并通过逐步回归方法剔除掉方程中没通过显著性检验的因子, 得到最优因子建立方程。根据各区逐步回归筛选得到的预报因子, 最终保留最优因子进入各站点的夏季降水概率方程, 利用式(1)在五个站点建立夏季降水预报概率方程。

3 预报效果比较分析与检验

2.3 节是利用 1999—2007 年的观测和模式资料建立的五个站点的降水概率预报方程, 本节用 2008—2009 年的观测降水独立样本资料进行检验。为了比较本文在进行夏季降水天气分区基础上建立的 Logistic 回归概率预报模型在五个代表站的预报效果, 本文模型预报的结果进行了确定性预报检验

和概率预报检验与比较。确定性预报检验是与美国 CFSv2 模式的确定性预报结果、国家气象中心集合预报模式 T213 的集合平均预报结果进行了对比; 概率预报检验是采用本文建立的概率预报模型和国家气象中心集合预报模式 T213 的概率降水预报进行对比的方式, 这是因为 T213 集合预报水平分辨率 $(0.5625^\circ \times 0.5625^\circ)$ 与美国 CFSv2 模式的分辨率较为接近。

3.1 确定性预报效果检验

首先对得到的 5 个站日降水预报结果进行确定性检验, 以便了解预报效果的大致情况。将 5 个站日降水的概率预报结果转化为确定性预报, 分别与 CFSv2 模式的确定性预报结果、T213(记为 CMA 集合预报)的集合平均预报检验与比较。对于本文得到的 $0 \sim 1$ 之间的概率预报, 取预报概率 0.5 为有无降水的临界值, 将预报概率值小于 0.5 记为无降水, 反之记为有降水。这样即可对模型的降水预报进行 TS 评分。

由 TS 评分(图略)可以看出, 本文 Logistic 回归降水概率预报模型的 TS 评分要高于 CFSv2 全球预报模式和 CMA 集合预报, 这说明本文 Logistic 回归降水概率预报模型的预报效果相比于 CFSv2 模式的预报效果有所提高。本文 Logistic 回归模型的空报率小于漏报率, 而 CFSv2 模式和 CMA 集合预报的空报率大于漏报率, 且漏报率都比本文 Logistic 回归降水概率预报模型的低, 其中 CFSv2 全球预报模式的漏报率几乎为零, 也就是说本文 Logistic 回归降水概率预报模型的漏报率还有待改进。TS 评分在一定程度上对降水发生的概率有一定依赖性, 降水多的地区评分高, 降水少的地区评分相对偏低, 这不利于不同地区不同气候概率下预报的比较(王雨, 2004)。不同地区有无降水的天数不是均匀分布的, 因此以 0.5 作为判断有无降水的标准并不十分恰当, 所以下面进行概率预报效果检验, 从概率的意义上理解该预报性能。

3.2 概率预报效果检验

采用 Brier 评分和 Brier 技巧评分来评价概率预报效果。Brier 评分是由 Brier 于 1950 年提出的最早应用于降水概率预报评分的方法, 也是气象上最常见的降水概率评分方法(Murphy, 1973)。Brier 评分定义了一种均方概率误差, 该方法综合考

虑了可靠性、分辨能力和不确定性。Brier 评分已在定量降水概率预报评估中得到了广泛应用(赵琳娜等,2010;2015),其表达式如下:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{x}_k - x_k)^2 \tag{2}$$

式中, N 为预报总次数, $\hat{x}_k$ 为某次预报概率值, x_k 为某次实际观测概率,事件出现记为 1,反之记为 0。 $BS=1$ 表示预报完全错误, $BS=0$ 表示预报完全正确。 BS 数值应在(0,1),且数值越小预报越可靠。

BSS 评分用于评估相对于一个参考系统集成预报系统的预报性能,其公式如下:

$$BSS = 1 - \frac{BS}{BS_{ref}} \tag{3}$$

$BS_{ref}=s(1-s)$, s 是被检验事件发生的气候概率。和 BS 不一样的是, BSS 是正定向的。 BSS 为 1 时表示完全准确的确定性预报, BSS 为 0 时表示系统的预报性能与参考系统相同, BSS 小于 0 时表示系统的预报要差于参考系统。这里直接用观测得到的气候概率预报为参考系,用 BSS 技巧评分检验集成预报的降水概率的预报性能。可以将 BSS 化成如下形式:

$$BSS = \frac{BS_{res} - BS_{rel}}{BS_{unc}} \tag{4}$$

式中, BS_{res} 是预报系统分辨率, BS_{rel} 是预报系统可靠性, BS_{unc} 是预报系统不确定性。 BSS 属性图可以将 BSS 的分辨率、可靠性等信息表现出来。

将本文 Logistic 回归降水概率预报模型得到的 24 h 降水概率预报与 T213 的集合预报 24 h 概率降水进行比较,表 3 中列出了 BS 评分以及 BSS 评分。从表 3 可以看出,CMA 集合预报的 BS 评分都在 0.3 以上,CMA 集合预报的 BS 评分值普遍比本文 Logistic 概率回归的 BS 评分值高,说明 CMA 集合预报的可靠性比本文 Logistic 概率回归的可靠性低,而本文建立的概率回归模型的预报 BS 评分都在 0.20 以下,说明概率回归的预报可靠性较 CMA 集合预报高。此外,从 BSS 的评分可以看出,本文概率回归预报的 BSS 评分均为正值,说明有预报技巧。而 CMA 集合预报的 BSS 评分均为负值,说明在本次检验中 CMA 集合预报的预报技巧低于检验样本的气候概率。总的来讲,本文 Logistic 回归降水概率预报模型在黄淮地区的预报效果比 T213 集合预报 24 h 的降水概率预报可靠性高且预报技巧也高。

表 3 五个代表站概率回归和 CMA 集合
预报 BS 评分与 BSS 评分

Table 3 The Brier score and Brier score skill of
prediction of Logistic regression and T213-EPS
at the five representative stations in the five areas

站点	BS 评分		BSS 评分	
	本文概 率回归	CMA 集合 预报	本文概 率回归	CMA 集合 预报
繁峙	0.1848	0.3186	0.2456	−0.3008
西平	0.1987	0.3239	0.2405	−0.5072
兖州	0.1302	0.3609	0.4303	−0.5794
正阳	0.1649	0.3101	0.3199	−0.2793
翼城	0.1438	0.3351	0.2896	−0.3678

3.3 单站概率预报技巧的特征分析

本节将以 BSS 特征图的方式更深入地分析 BSS 评分的意义, BSS 特征图能更形象地说明集合预报系统的预报技巧和可靠性。该图是根据划分概率预报区间,将事件的相对频率与规定概率值下的预报概率进行对比得到。如图 3,折线实线上的点是将事件的相对频率与规定概率值下的预报概率进行对比得到的,表示在预报概率为 f 时,观测到降水事件出现的频率。 BSS 图中柱形代表规定概率的使用频率,规定概率使用频率的柱形图分布接近 U 型,说明此预报系统预报效果较好。下面分别给出五个代表站的 24 h 概率降水预报的 BSS 特征图,深入分析各区域各代表站点的概率预报特征和能力。

图 3a~3e 分别是五个代表站点,即:繁峙、西平、兖州、正阳和翼城的预报技巧特征图。如图 3a 所示,对于 11 个预报概率来讲,繁峙站有 9 个点预报概率在阴影内,只有预报概率是 0.2 和 0.3 时没有落在阴影里面,说明这两点无预报技巧,其他的预报概率均具有预报技巧,预报效果整体还是好于气候概率,尤其是在低概率事件时预报接近完美(靠近图 3a 中的长虚线);概率值在 0.5 以后,折线在对角线上方,表示预报偏干,只有在概率为 0.5 和 0.9 时预报偏湿。西平站(图 3b)概率使用频率直方图大体呈现 U 型,这说明预报模型的概率分布较为合理。其中预报概率是 0.3 和 0.8 时落在阴影外面,说明这两点无预报技巧,其他的预报概率均在阴影内,说明该预报大部分具有预报技巧,预报效果整体还是好于气候概率,预报概率是 0.2、0.6、0.8 和 1.0 时预报偏湿,其余均偏干。兖州站(图 3c)所有折线上的点均落在阴影里面,预报概率值是 0.2 和 0.6 时,距离完美预报线的垂直距离较大,可靠性不好,

但是概率是 0.6 使用频率很低,所以总体来讲该预报系统效果较好,其中预报概率是 0.2 和 0.9 时预报偏湿,其余均偏干;正阳站(图 3d)预报概率是 0.3 和 0.4 时没有落在阴影里面,说明这两点无预报技巧,其他的预报概率均在阴影内,且靠近完美预报线,说明该预报大部分具有预报技巧,且预报效果较

好,预报概率值低于 0.3 时,折线在对角线上方,表示预报偏干,预报概率高于 0.3 时预报偏湿。翼城站(图 3e)折线上的点全部落在阴影内,预报概率为 0.4 和 0.7 时距离完美预报线的垂直距离较大,可靠性较差,其余预报概率均接近完美预报线,说明该站的预报模型预报效果较好,预报概率是 0.0、0.2、

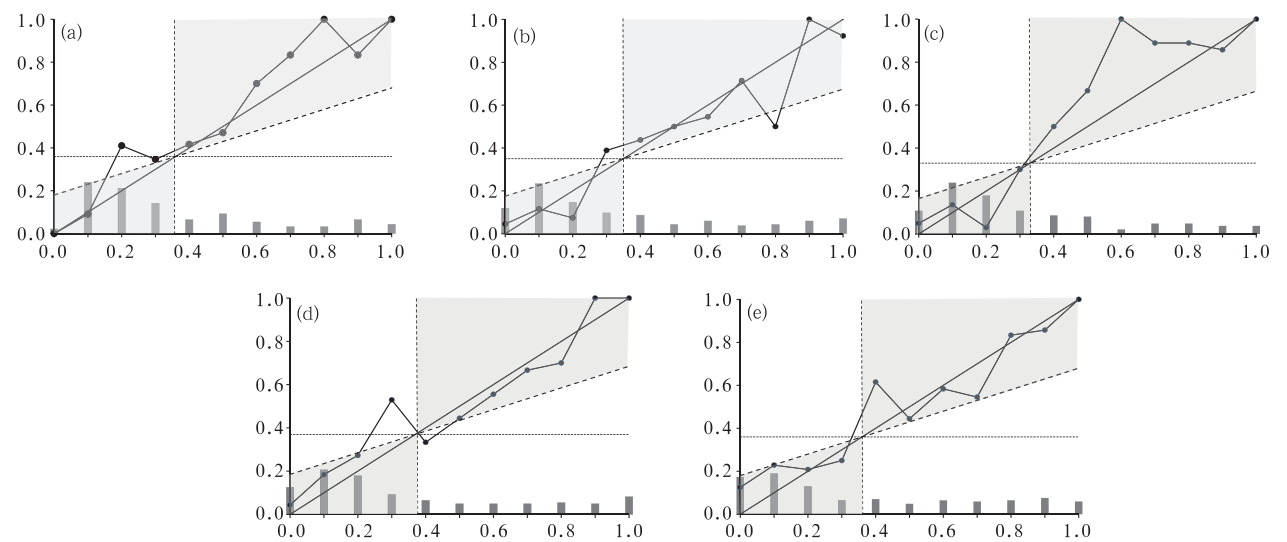


图 3 黄淮夏季降水五个分区代表站点技巧评分属性图
(横坐标表示预报概率,纵坐标表示观测的条件概率,垂直和水平虚线为无分辨性线,斜虚线为零分线,对角线为完美预报线,柱形代表规定概率的使用频率)

(a) 繁峙, (b) 西平, (c) 兖州, (d) 正阳, (e) 翼城
Fig. 3 Attributes diagrams for probabilistic prediction of precipitation at Fanshi (a), Xiping (b), Yanzhou (c), Zhengyang (d) and Yicheng (e), respectively
(x -coordinate represents prediction probability, y -coordinate represents observation conditional probability, the dash line represents no resolution line, slanting dash line represents scoreless BSS, diagonal represents perfect prediction, and the histogram represents the frequency, respectively)

0.4 和 0.8 时预报偏干,其余各概率值预报偏湿。

3.4 试用效果检验

将 Logistic 回归降水概率预报模型应用到近年(2012—2013 年 6—8 月,由于 2014 年 8 月模式升级,故没有检验 2014 年的)业务试用中,得到的 24 h 降水概率预报与 T213 的集合预报 24 h 概率降水进行比较,表 4 中列出了 BS 评分以及 BSS 评分。从表 4 可以看出,本文 Logistic 本文概率回归的 BS 评分比 CMA 集合预报的 BS 评分值普遍低,且 BS 评分分值在 0.19 以下,说明本文概率回归的预报可靠性较 CMA 集合预报高。此外,从 BSS 的评分可以看出,本文概率回归预报的 BSS 评分均为正值,说明有预报技巧。而 CMA 集合预报的 BSS 评分均为负值,说明在本次检验中 CMA 集合预报的预报技巧低于检验样本的气候概率。总的来讲,本文

表 4 2012—2013 年五个代表站概率回归和 CMA 集合预报 BS 评分与 BSS 评分

Table 4 The Brier score and Brier score skill of prediction of Logistic regression and T213-EPS at the five representative stations over the five main areas during 2012—2013

站点	BS 评分		BSS 评分	
	本文概率回归	CMA 集合预报	本文概率回归	CMA 集合预报
繁峙	0.1626	0.2881	0.3360	−0.4811
西平	0.1845	0.3081	0.3528	−0.5279
兖州	0.1617	0.2953	0.3707	−0.6168
正阳	0.1863	0.2380	0.3945	−0.6132
翼城	0.1332	0.3476	0.2789	−0.3526

Logistic 回归降水概率预报模型在黄淮地区的预报效效果比 CMA 集合预报 24 h 的降水概率预报可靠性高且预报技巧也高。

在 2012—2013 年业务应用中,进一步分析各区

域各代表站点的概率预报特征和能力,分别给出五个代表站的 24 h 概率降水预报的特征图,如图 4a 所示,对于 11 个预报概率来讲,繁峙站有 10 个点预报概率在阴影区内,只有预报概率是 0.3 时没有落在阴影区里面,说明这点无预报技巧,其他的预报概率均具有预报技巧,预报效果整体还是好于气候概率,尤其是在低概率事件时预报接近完美(靠近图 4a 中的长虚线);概率值在 0.5 以后,折线在对角线上方,表示预报偏干,在概率为 0.2、0.7、0.9 和 1.0 时预报偏湿。西平站(图 4b)预报概率是 0.2 时落在阴影外面,说明这点无预报技巧,其他的预报概率均在阴影区内,说明该预报大部分具有预报技巧,预报效果整体还是好于气候概率,预报概率是 0.5、

0.7 时预报偏干,其余均偏湿。兖州站(图 4c)所有折线上的点均落在阴影里面,该预报系统效果较好,其中预报概率是 0.1、0.3、0.7 和 1.0 时预报偏湿,其余均偏干;正阳站(图 4d)预报概率是 0.3 时没有落在阴影里面,说明这点无预报技巧,其他的预报概率均在阴影内,且除预报概率是 0.5 外,其他靠近完美预报线,说明该预报大部分具有预报技巧,且预报效果较好,预报概率是 0.2、0.4、0.8 和 1.0 时预报偏湿,其他偏湿。翼城站(图 4e)折线上的点除预报概率是 0.3 时,全部落在阴影内,且靠近完美预报线,说明该站的预报模型预报效果较好,预报概率是 0.5 和 0.8 时预报偏湿,其余各概率值预报偏干。

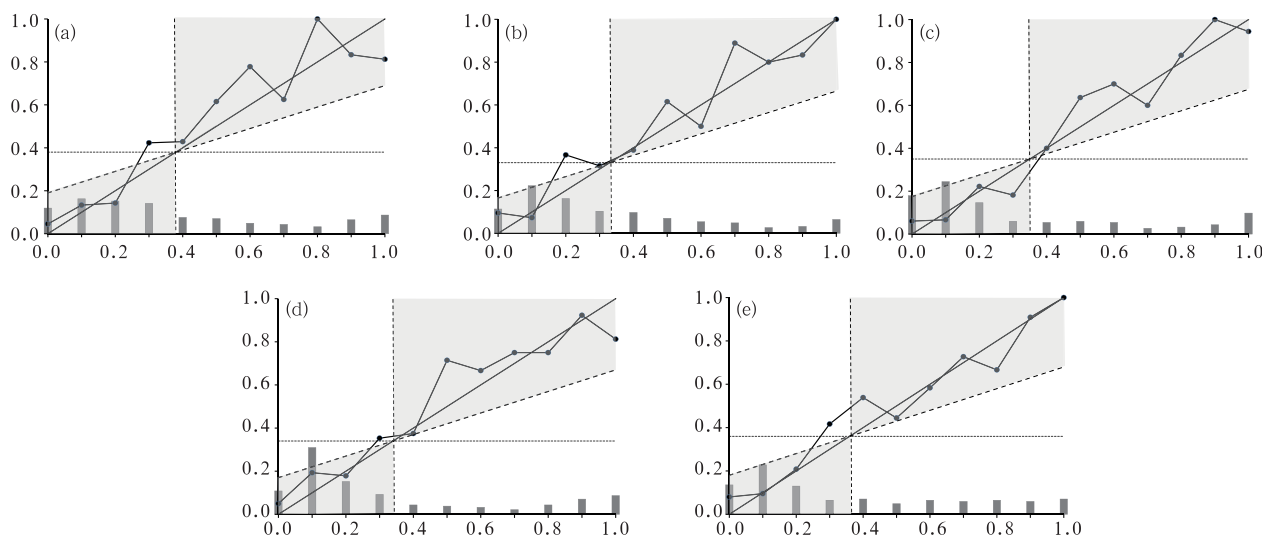


图 4 同图 3, 但为 2012—2013 年

Fig. 4 Same as Fig. 3, but for 2012—2013

4 结论和讨论

本文选取黄淮地区 1961—2010 年 50 年 6—8 月的日降水资料,将中国黄淮地区夏季日降水划分为五个夏季降水天气分区。在此基础上利用 1999—2007 年 9 年的资料建立了五个区域内代表站点的夏季日降水概率预报方程,并对 2008—2009 年 6—8 月预报进行了确定性和概率性预报检验,对 2012—2013 年 6—8 月进行了业务应用的检验。得出以下主要结论:

(1) 中国黄淮地区夏季日降水的 REOF 分析和 t 检验的方法得到黄淮地区五个夏季降水分区。这五个区域进行差异性 t 检验表明:五个区域均具有

显著性差异,验证说明了区域划分的正确性。

(2) 分别建立了五个分区代表站的降水概率预报方程,对五个代表站日降水量的确定性预报检验表明:在检验时段内 Logistic 回归降水概率预报方程的 TS 评分要高于 CFSv2 模式和 T213 集合预报的集合平均,空报率也低于 CFSv2 模式和 T213 集合预报的集合平均,但是漏报率却略高,因此漏报率还有待改进。

(3) 对本文建立的五个代表站降水概率预报方程进行日降水量的概率预报检验表明:本文建立的预报方法的 Brier 评分的分值均较低,不超过 0.2,其中兖州的 BS 评分值最小为 0.13,其余站的 BS 评分均大大低于 T213 集合预报所得概率预报的 Brier 评分分值,说明本文的 Logistic 回归方程的概率预

报可靠性高。Brier 技巧评分 BSS 表明: Logistic 回归降水概率预报方程各站的 BSS 技巧评分都大于 0.0, 说明各站的预报技巧高于检验样本气候概率的预报技巧, 其中兖州站 BSS 评分最高为 0.43, 其余各站的 BSS 评分均高于 T213 集合预报的 Brier 技巧评分, 2012—2013 年 6—8 月的业务应用检验的结果与此结果类似。

(4) 任何一种评分方法都是有局限性的, 一种检验评估方法只能是给出预报产品的一个或几个方面的信息。TS 评分、Brier 评分就是不同角度的预报检验方法。TS 评分较适用于两分类预报结果的评估, 即从某一天气现象是否出现来对预报结果进行评价。Brier 评分是概率预报检验, Brier 评分适用于多模式或多成员的概率预报检验, 是从概率的角度分析捕捉到了某一天气现象, 用 0~1 之间的一个数字表达该类天气现象发生的可能性。

需要指出的是, 概率预报的检验要比确定性预报的检验在概念上复杂一些。比如, 预报“明日降水的概率是 0.7”, 这样无论明日降水多大, 或根本就没有降水, 都不能说这个预报完全是对或是错。对于一个事件的概率, 不是由一次试验能够确定的, 而是要由很多次试验才能确定。为此, 必须要有大量的预报及观测资料才能够做出可靠的预报检验。本文在对黄淮地区站点夏季降水概率预报模型进行检验的时候, 分别用一和两年的资料进行检验发现: 用时间长度为两年的资料检验该模型的预报效果要好于用时间长度是一年资料的检验结果。这说明增加检验样本的时间长度能够更好地体现一个预报模型的预报性能, 检验样本时间越短偶然性越强。此外, 本文建立的 Logistic 回归降水概率预报方程, 仅是针对有无降水的概率预报, 该方法和思路完全可以推广用于分等级的降水概率预报上, 这对改善某些区域的降水概率预报, 提供了有益的思路和有效的解决办法。

参考文献

曹晓钟, 闵晶晶, 刘还珠, 等. 2008. 分类与集成方法在降雨预报中的应用. 气象, 34(10): 3-11.

陈超辉, 王铁, 谭言科, 等. 2009. 多模式短期集合降水概率预报试验. 南京气象学院学报, 32(2): 206-214.

陈启槐, 葛军. 1999. TRP 与 Logit 概率预报模式计算比较分析. 气象科学, (3): 287-292.

杜钧. 2002. 集合预报的现状和前景. 应用气象学报, 13(1): 16-28.

杜钧, 陈静. 2010. 天气预报的公众评价与发布形式的变革. 气象, 36

(1): 1-6.

黄永新. 1997. 南宁市降水概率预报方法研究. 广西气象, 18(S1): 49-52.

闵晶晶, 孙景荣, 刘还珠, 等. 2010. 一种改进的 BP 算法及在降水预报中的应用. 应用气象学报, 21(1): 55-62.

甯春蓉, 冯汉中. 2004. 利用卡尔曼滤波方法释用数值预报产品. 四川气象, 24(2): 16-19.

邵明轩, 刘凤辉, 程维中, 等. 2003. 用非线性多因子动态组合方法作降水概率预报. 气象科技, 31(4): 206-210.

汤银才. 2013. R 语言与统计分析. 北京: 高等教育出版社, 375.

田付友, 郑永光, 毛冬艳, 等. 2014. 基于 Γ 函数的暖季小时降水概率分布. 气象, 40(7): 787-795.

王雨. 2004. 若干数值模式对 2003 年夏季青藏高原中南部降水预报检验. 高原气象, 23(S1): 53-58.

吴秦, 吴富山, 孙景兰, 等. 1999. 郑州市降水概率预报. 河南气象, 3: 11-12.

曾晓青, 邵明轩, 王式功, 等. 2008. 基于交叉验证技术的 KNN 方法在降水预报中的试验. 应用气象学报, 19(4): 471-478.

张诚忠. 2001. 不同因子处理方法对广西 MOS 方程降水预报准确率影响的试验. 广西气象, 22(3): 24-25.

张永领, 程炳岩, 丁裕国. 2003. 黄淮地区降水极值统计特征的研究. 南京气象学院学报, 26(1): 70-75.

张宇彤, 矫海燕, 陈静. 2013. 基于模式先验信息的贝叶斯集合降水概率预报试验. 气象, 39(10): 1233-1246.

赵翠光, 赵声蓉. 2011. 华北及周边地区夏季分区客观降水预报. 应用气象学报, 22(5): 558-566.

赵琳娜, 刘琳, 刘莹, 等. 2015. 观测降水概率不确定性对集合预报概率 Brier 技巧评分结果的分析. 气象, 41(6): 685-694.

赵琳娜, 吴昊, 田付友, 等. 2010. 基于 TIGGE 资料的流域概率性降水预报评估. 气象, 36(7): 133-142.

赵声蓉, 赵翠光, 邵明轩. 2009. 事件概率回归估计与降水等级预报. 应用气象学报, 20(5): 521-529.

周兵, 陆晨, 周小平. 1996. 北京地区夏季降水概率预报业务应用研究. 气象, 22(1): 3-6.

Anderson J A. 1972. Separate sample logistic discrimination. Biometrika, 59(1): 19-35.

Applequist S, Gahrs G E, Pfeffer R L. 2002. Comparison of methodologies for probabilistic quantitative precipitation forecasting. Wea Forecasting, 17: 783-799.

Bocchieri J R. 1979. A new operational system for forecasting precipitation type. Mon Wea Rev, 107: 639-649.

Brier G W. 1950. Verification of forecasts expressed in terms of probability. Mon Wea Rev, 78(1): 1-3.

Cox D R. 1966. Some procedures associated with the logistic qualitative response curve//David F N. In Research Papers on Statistics; Festschrift for J Neyman. Chichester: Wiley, 55-71.

Day N E, Kerridge D F. 1967. A general maximum likelihood discriminant. Biometrics, 23: 313-323.

Fritsch J M, House R A Jr, Adler R, et al. 1998. Quantitative precipitation forecasting: Report of the eighth prospectus development team, U S weather research program. Bull Ame Meteor Soc, 79:

285-299.

Hall T,Brooks H E,Doswell C A. 1999. Precipitation forecasting using an artificial neural network. *Wea Forecasting*,14:109-118.

Krzysztofowicz R. 1993. Probabilistic quantitative precipitation forecasts for river basins. *Wea Forecasting*, 8:424-439.

Mullen S L,Buizza R. 2001. Quantitative precipitation forecasts over the United States by the ECMWF ensemble prediction system. *Mon Wea Rev*,129:638-663.

Murphy A H. 1973. A new vector partition of the probability score. *J Appl Meteor*,12:595-600.

Murphy A H,Martin E. 1987. On the relationship between the accuracy and value of forecasts in the cost-loss ratio situation. *Wea Forecasting*,2:243-251.

North G R,Bell T L,Cahalan R F,et al. 1982. Sampling errors in the estimation of empirical orthogonal functions. *Mon Wea Rev*,110(7):699-706.

Sanders F. 1986. Trends in skill of Boston forecasts made at MIT1966~84. *Bull Amer Meteor Soc*,67:170-176.

Walker S H,Duncan D B. 1967. Estimation of the probability of an event as a function of several independent variables. *Biometrika*, 54:167-179.