第48卷 第2期 气 象 学 报 Vol. 48, No. 2
1990年5月 ACTA METEOROLOGICA SINICA May,1990

# 天气-动力相似预报模式*

王 双 一

（总参气象局）

**提 要**

本文提出了一种区别于一般统计方法的要素预报模式，该模式称为天气-动力相似预报模式。该模式对于转折性天气过程有较好的预报效果。

## 一、引 言

气象要素预报的客观定量化正是目前在努力尝试的课题，目前一般的客观定量预报手段多借助于统计方法。人们都知道，统计方法对于转折性天气过程的预报难以得到较理想的效果。

对于任何一个预报对象 $y$ 在某一确定时间地点上所出现的值是唯一的，预报对象 $y$ 与对形成 $y$ 起作用的各因子 $x_i(i=\overline{1,m})$ 之间应该存在着 $y=f(x_1,x_2,\cdots,x_m)$ 这样一种函数关系，尽管这种函数是难以用显式形式来表示的。

记 $X_j=(x_{j1},x_{j2},\cdots,x_{jm})$。那么对于某一确定时间上 $y=f(x_1,x_2,\cdots,x_m)$ 的函数关系可以表示成在向量 $X_j$ 下产生预报对象 $y_j(j=\overline{1,n})$，如果这 $n$ 个样本包含了 $y$ 出现的所有情况，那对于当前的 $X=(x_1,x_2,\cdots,x_m)$，欲求出 $X$ 所对应的 $y$ 值，只要从 $n$ 个历史样本中找出与 $X$ 完全相等的那个样本 $X_K$，则 $X_K$ 所对应的预报对象 $y_K$ 即为 $X$ 所对应的预报对象值 $y$。在实际预报实践中知道，大气系统的发展不可能完全重复以往的过程，其前后过程必定存在着某些差别，这样要 $n$ 个历史样本（无论 $n$ 有多大）就表示出 $y$ 出现的所有情况是不可能的。所以我们不能单纯地使用相似方法来解决预报问题。

本文定义了一个新的统计量——相异系数 $L$，从 $y=f(x_1,x_2,\cdots,x_m)$ 出发，导出了一种新的预报方法——天气——动力相似预报模式。

## 二、相异系数 $L$ 的定义

设 $A,B$ 为 $m$ 维欧氏空间 $V_E$ 中的任意两个非零向量，其在某一基底下的坐标形式为：

$$A=(a_1,a_2,\cdots,a_m),\quad B=(b_1,b_2,\cdots,b_m)$$

* 本文于1987年7月25日收到，1988年11月8日收到修改稿。

任何一个向量总可以表示成与另一个向量的平行部分和正交部分之和，令 $A$ 在 $B$ 上的平行部分为 $l_1B$，正交部分为 $X$；$B$ 在 $A$ 上的平行部分为 $l_2A$，正交部分为 $Y$，则有

$$\begin{cases} A=l_1B+X \\ (B,X)=0 \end{cases} \quad \text{解得}$$

$$l_1=(A,B)/(B,B)=\frac{//A//}{//B//}\cos\alpha \tag{1}$$

$$\begin{cases} B=l_2A+Y \\ (A,Y)=0 \end{cases} \quad \text{解得}$$

$$l_2=(A,B)/(A,A)=\frac{//B//}{//A//}\cos\alpha \tag{2}$$

其中 $(A,B)$，$(A,A)$，$(B,B)$，$(A,Y)$，$(B,X)$ 表示两向量之内积，$//A//$、$//B//$ 表示向量的模，$\alpha$ 为 $A$ 和 $B$ 之间的交角。由(1)、(2)式可见，$l_1$，$l_2$ 分别表示了 $A$ 在 $B$ 上的平行部分(投影)与 $B$ 的大小之比和 $B$ 在 $A$ 上的平行部分与 $A$ 的大小之比，故称 $l_1$，$l_2$ 分别为 $A$ 在 $B$ 和 $B$ 在 $A$ 上的平行系数。

$$\text{定义相异系数 } L=|1-l_1|/2+|1-l_2|/2 \tag{3}$$

$L$ 具有如下之性质：

1．$A=B \Longleftrightarrow l_1=l_2=1 \Longleftrightarrow L=0$，即 $A=B$ 是 $L=0$ 的充要条件。$A$ 和 $B$ 之间的相异系数 $L_{AB}$ 和 $B$ 与 $A$ 之间的相异系数 $L_{BA}$ 相等。

2．当 $(A,B)<0$ 时，必有 $L>1$；当 $A$ 与 $B$ 正交时 $L=1$。

3．当 $L$ 为某一小常数时，此时并不能保证两向量各维分量之间的差别均匀地小，例如，$A=(4,3,3,3,3,3)$，$B=(3,3,3,3,3,3)$，此时 $L=0.061$，但 $A$ 和 $B$ 的第一维分量相差 1，其它各维分量之间相差为零。但当 $L$ 趋于零时，必有两向量趋于相等。

## 三、天气-动力相似预报模式

### 1．预报模式的导出

当两向量 $X$ 和 $X_1$ 之间各维的差别均较小时，对于 $y=f(x_1,x_2,\cdots,x_m)$ 和 $y_1=f(x_{11},x_{12},\cdots,x_{1m})$ 可以写成如下全增量形式：

$$\Delta y=y-y_1\approx(B',X-X_1)=(B',X)-(B',X_1) \tag{4}$$

其中 $B'=\left(\frac{\partial y}{\partial x_1},\frac{\partial y}{\partial x_2},\cdots,\frac{\partial y}{\partial x_m}\right)_{X1}$ 表示偏导数 $\frac{\partial y}{\partial x_i}(i=\overline{1,m})$ 在 $X_1$ 的值所构成的向量，$(B',X-X_1)$、$(B',X)$、$(B',X_1)$ 表示两向量之内积。取(4)式中的一种特殊情况，得 $y$ 与 $X$ 之间的一种线性关系如下：

$$y=(B,X) \tag{5}$$

其中 $B$ 为某一 $m$ 维常向量。

对于当前的一个预报向量 $X$ 和 $n$ 个样本向量，在 $n$ 个样本向量中提取出与 $X$ 相异系数最小的 $N$ 个样本向量($N\leqslant n$)，由(5)式，提取出的 $N$ 个样本向量与其所对应的预报对象值之间可以表示成如下的关系：

$$(B,X_i)=y_i \qquad (i=\overline{1,N}) \tag{6}$$

$$(B,X)=y \tag{7}$$

根据相异系数 $L$ 的性质 3,以相异系数最小原则所找出的样本向量各维分量不能保证与预报向量 $X$ 的各维分量的差别均匀地小。这样为了保证在预报过程中的样本向量各维分量与预报向量之间的差别均匀地小,引入(1)、(2)式的平行系数,导出预报模式如下。

1) 在上述提取出的 $N$ 个样本向量中求出与 $X$ 相异系数最小的样本向量 $X_{K_1}$,设 $X$ 在 $X_{K_1}$ 上的平行系数为 $l^{(1)}$,则 $X=l^{(1)}X_{K_1}+X^{(1)},\ (X^{(1)},X_{K_1})=0$ (8)

$l^{(1)}=(X,X_{K_1})/(X_{K_1},X_{K_1})$

将(8)式代入(7)式得

$y=l^{(1)}(B,X_{K_1})+(B,X^{(1)})=l^{(1)}y_{K_1}+(B,X^{(1)})$

其中 $y_{K_1}=(B,X_{K_1})$,记 $y^{(1)}=(B,X^{(1)})$。

2) 求出 $N$ 个样本向量在 $X_{K_1}$ 上的平行系数 $l_i^{(1)}\ (i=\overline{1,N})$,$l_i^{(1)}=(X_i,X_{K_1})/(X_{K_1},X_{K_1})$。有 $X_i=l_i^{(1)}X_{K_1}+X_i^{(1)}$,$(X_{K_1},X_i^{(1)})=0$,代入(6)式得

$$(B,X_i^{(1)})=y_i^{(1)}$$
$$(i=\overline{1,N},i\neq K_1)$$

其中 $X_i^{(1)}=X_i-l_i^{(1)}X_{K_1},y_i^{(1)}=y_i-l_i^{(1)}y_{K_1}(i=\overline{1,N},i\neq K_1)$

3) 在 $\{X_i^{(j-1)}\}\ (i=\overline{1,N},i\neq\overline{K_1,K_{j-1}})$ 中选出与 $X^{(j-1)}$ 相异系数最小的向量 $X_{K_j}^{(j-1)}$ $l_i^{(j)}$ 为 $X_i^{(j-1)}$ 在 $X_{K_j}^{(j-1)}$ 上的平行系数,$l_i^{(j)}=(X_i^{(j-1},X_{K_j}^{(j-1)})/(X_{K_j}^{(j-1)},X_{K_j}^{(j-1)})(i=\overline{1,N},i\neq\overline{K_1,K_{j-1}})$,$l^{(j)}$ 为 $X^{(j-1)}$ 在 $X_{K_j}^{(j-1)}$ 上的平行系数,$l^{(j)}=(X^{(j-1)},X_{K_j}^{(j-1)},)/(X_{K_j}^{(j-1)},X_{K_j}^{(j-1)})$,有

$$(B,X_i^{(j)})=y_i^{(j)}$$
$$(i=\overline{1,N},i\neq\overline{K_1,K_j})$$

其中 $X_i^{(j)}=X_i^{(j-1)}-l_i^{(j)}X_{K_j}^{(j-1)}$,$(X_i^{(j)},X_{K_j}^{(j-1)})=0$

$y_i^{(j)}=y_i^{(j-1)}-l_i^{(j)}y_{K_j}^{(j-1)}$

$X^{(j)}=X^{(j-1)}-l^{(j)}X_{K_j}^{(j-1)}$,$(X^{(j)},X_{K_j}^{(j-1)})=0$

$y^{(j)}=y^{(j-1)}-l^{(j)}y_{K_j}^{(j-1)}=(B,X^{(j)})$

上述中 $i=\overline{1,N},i\neq\overline{K_1,K_j}$。

当 $j=1$ 时,$y=l^{(1)}y_{K_1}+(B,X^{(1)})=l^{(1)}y_{K_1}+y^{(1)}$

当 $j=2$ 时,$y^{(1)}=l^{(2)}y_{K_2}^{(1)}+(B,X^{(2)})=l^{(2)}y_{K_2}^{(1)}+y^{(2)}$

$\therefore y=l^{(1)}y_{K_1}+l^{(2)}y_{K_2}^{(1)}+y^{(2)}$

依次类推,当 $j=k$ 时,$y^{(k-1)}=l^{(k)}y_{K_k}^{(k-1)}+(B,X^{(k)})$

$$y=l^{(1)}y_{K_1}+\sum_{p=2}^{k}l^{(p)}y_{K_p}^{(p-1)}+(B,X^{(k)}) \tag{9}$$

当预报过程进行到 $j=k$ 结束时,此时 $y$ 的预报值 $\hat{y}$ 为略去(9)式中的 $(B,X^{(k)})$,即

$$\hat{y}=l^{(1)}y_{K_1}+\sum_{p=2}^{k}l^{(p)}y_{K_p}^{(p-1)} \tag{10}$$

在上述推导过程中,$y_i$ 为样本向量 $X_i$ 所对应的实际预报对象值 $(i=\overline{1,N})$。

**2.** $//X^{(k)}// \xrightarrow{k\to\infty} 0$

由上述预报模式的推导过程和(1)、(2)式的平行系数定义可知，$X=l^{(1)}X_{K_1}+X^{(1)}$，$(X^{(1)},X_{K_1})=0$，$X^{(j)}=l^{(j+1)}X^{(j)}_{K_{j+1}}+X^{(j+1)}$，$(X^{(j+1)},X^{(j)}_{K_{j+1}})=0$，$(j=\overline{1,k})$ 记 $l_1^{(j)}=l^{(j)}=(X^{(j-1)},X^{(j-1)}_{K_j})/(X^{(j-1)}_{K_j},X^{(j-1)}_{K_j})$，$l_2^{(j)}=(X^{(j-1)},X^{(j-1)}_{K_j})/(X^{(j-1)},X^{(j-1)})$

$//X^{(j)}//$和$//X^{(j-1)}_{K_j}//$分别为 $X^{(j)}$ 和 $X^{(j-1)}_{K_j}$ 的模，由上已知则有：

$$//X^{(j)}//^2=(X^{(j)},X^{(j)})=(l_1^{(j+1)})^2//X_{K_{j+1}}//^2+//X^{(j+1)}//^2$$
$$=l_1^{(j+1)}l_2^{(j+1)}//X^{(j)}//^2+//X^{(j+1)}//^2$$
$$//X^{(j+1)}//^2/\ //X^{(j)}//^2=1-l_1^{(j+1)}l_2^{(j+1)}$$

由上式则有：

$$//X^{(k)}//^2/\ //X//^2=(1-l_1^{(1)}l_2^{(1)})(1-l_1^{(2)}l_2^{(2)})\cdots(1-l_1^{(k)}l_2^{(k)}) \tag{11}$$

因为 $l_1^{(j)}\cdot l_2^{(j)}\geqslant 0$ 且 $l_2^{(j)}\cdot l_1^{(j)}\leqslant 1$，所以，由(11)式可知，只要样本向量充分多，随着 $k$ 的增大，$//X^{(k)}//^2/\ //X//^2$ 将越来越接近于零，当 $k$ 趋于无穷大时，必有$//X^{(k)}//\to 0$。

$//X^{(k)}//\xrightarrow{k\to\infty}0$ 的证明，同时也证明了由(9)式略去$(B,X^{(k)})$得到(10)式 $y$ 的预报值 $\hat{y}$ 的可信性。因为 $//X^{(k)}//\xrightarrow{k\to\infty}0$，也有 $(B,X^{(k)})\xrightarrow{k\to\infty}0$，则当 $k$ 足够大时，$(B,X^{(k)})$为一小量。

**3．实际预报模式的建立**

1）在确定预报对象 $y$ 后，较全面地选取出对预报对象的产生作用明显的物理因子，设所选取的因子为 $m_1$ 个。

2）确定样本向量的维数。在选取因子时，衡量一个因子对预报对象的作用明显与否，往往是看该因子和预报对象的相关性好坏，这样选入的某些因子有可能重复了别的因子作用或并不一定代表了因子对预报对象的明显作用。为了使所选因子能够较好地适合模式，有必要对 $m_1$ 个备选因子作一选择，使其满足如下条件：在相异系数较小的同一类样本向量中，反映同一级别预报对象出现的样本向量间的相异系数应小于反映不同级别间预报对象出现的样本向量间的相异系数。设最后所选因子为$m$个。

**4．实际预报的进行**

1）对预报向量和样本向量及其所对应的预报对象值进行标准化，以避免在求相异系数时量级比较小的因子对预报对象的作用被量级比较大的因子所掩盖。经过标准化后，(10)式的预报对象之预报值应变为：

$$\hat{y}=(l^{(1)}y_{K_1}+\sum_{p=2}^{k}l^{(p)}y^{(p-1)}_{K_p})\sigma_y+\bar{y} \tag{12}$$

其中 $\bar{y}$ 为标准化前的 $n$ 个预报对象值之平均值，$\sigma_y$ 为 $n$ 个样本中预报对象值之平均方差。

2）与预报向量$X$相异系数最小的样本向量个数$N$的确定。$N$的大小应该适合于使$(B,X^{(k)})$小到可被略去的程度，但如果与预报向量相异系数比较小的样本向量比较少，此时就是取$N$较大，而使$(B,X^{(k)})$达到可被略去的程度，仍不能保证预报的准确性。一般情况下，如果把预报过程的每一步看成是考虑一个或几个因子对预报对象的突出贡献，那么

当预报步数等于因子个数时，至少已经将每个因子对预报对象的贡献均考虑了一遍，所以取$N \geqslant m$是适合的。

3）预报过程的终止。一方面当预报进行到使$(B, X^{(k)})$达到可被略去的程度，即使$\|X^{(k)}\|/\|X\|$小于某一确定的常数时，预报结束；另一方面，为了保证满足样本向量与预报向量之间相异系数小的原则，当出现$X^{(k)}$在$X^{(k)}_{g_{k+1}}$上的平行系数$l^{(k+1)}$为负值时，预报过程也应终止。当以上两方面都无法终止时，预报过程一直进行到$N$个样本向量均被采用完时终止。

## 四、预报模式使用实例

在该例中，预报对象选为北京西郊机场2—4月份当天15点至第二天14点这24小时间的平均风速。

**1．预报模式的建立**

1）构成原始样本向量各维的因子选取。根据风形成的物理过程及动力学原理，选取了对风的形成可能有重要关联的地转风、热成风及地转偏差风的$U, V$分量，纬向和经向动量平流，纬向和经向动量，涡度和散度，温度平流，位势高度平流和动能平流作为因子选取的物理量。共选出了25个因了（因子的选取过程、含义及所处的空域略）。由1981—1983年2—4月份的264个样本向量构成了25维的原始样本向量空间。

2）向量维数的确定。根据三、3．2）中对构成样本向量的要求，根据25个因子组成的264个原始样本向量，按如下确定向量维数。

（1）应用统计学中的聚类方法，以相异系数作为聚类统计量，将由264个向量组成的原始样本向量空间分成了9类（即9个子空间），将预报对象分成$y \leqslant 1.0\ \mathrm{ms^{-1}}$，$1.0 < y \leqslant 2.0$，$2.0 < y \leqslant 3.0$，$3.0 < y \leqslant 4.5$，$4.5 < y \leqslant 6.0$，$y > 6.0\ \mathrm{ms^{-1}}$这样6个级别。

（2）确定各子空间中的因子去留。设任一子空间中含有$G_1$个级别预报对象的样本向量，即包含有$G_1$个子子空间（$G_1 \leqslant 6$）。

A．求出各子子空间中向量的平均向量。$\overline{X}_g = \frac{1}{n_g}\sum_{i=1}^{n_g} X_{gi}$ $(g = \overline{1, G_1})$。其中$n_g$为第$g$个子子空间中所包含有的向量个数。

B．求出第$i$个子子空间的平均向量与第$g$个子子空间中各向量之间的平均相异系数$SL_{ig}(i,\ g = \overline{1, G_1})$。

$$L^j_{ig} = |1 - (\overline{X}_i, X_{gj})/(\overline{X}_i, \overline{X}_i)|/2 + |1 - (\overline{X}_i, X_{gj})/(X_{gj}, X_{gj})|/2$$

$$SL_{ig} = \frac{1}{n_g}\sum_{j=1}^{n_g} L^j_{ig}$$

$$SL_i = \sum_{g=1}^{G_1} SL_{ig}$$

$$SL = \sum_{g=1}^{G_1} SL_{kg}$$

$SL_i$反映了第$i$子子空间与其它各子子空间中样本向量之间的相异程度，$SL$反映了

各子子空间内部各样本向量之间的总体相异程度。

C．定义确定因子去留的参数 $P=\left(\sum_{i=1}^{G_1} SL_i - SL\right)\Big/SL$。$P$ 越大，从总体上反映出了各子子空间之间样本向量的相异程度大，而各子子空间内部样本向量之间的相异程度小；反之亦然。

D．根据前后 $P$ 值确定因子的去留。设初始时样本向量为 $m_1$ 维。

a．计算 $m_1$ 维向量时的 $P$ 值，记 $P_0=P$。

b．算出去掉第 $i$ 个因子后剩下的 $m_1-1$ 维向量时的 $P$ 值，记为 $P_{1i}$。

c．求 $\{P_{11}, P_{12}, \cdots P_{1m_1}\}$ 中的最大值 $P_{1j}$，记 $P_1=P_{1j}$

d．比较 $P_0$ 和 $P_1$ 之大小，若 $P_1>P_0$，这说明去掉第 $j$ 个因子后，使子子空间样本向量的相异程度增大而使子子空间内部样本向量之间的相异程度减小，则第 $j$ 个因子对该子空间来说应该被剔除。反之，若 $P_1\leqslant P_0$，此时 $m_1$ 个因子中任何一个因子都不应该被剔除。

e．当 $p_1>p_0$ 时，第 $j$ 个因子被剔除，剩下的 $m_1-1$ 个因子中的某些因子还有可能被剔除，这样重复 $D$ 的过程，直到出现 $p_1\leqslant p_0$ 时为止。

上述 9 个子空间中的因子去留情况见表 1。

表 1　各子空间内的因子去留情况表

| 类　序 | 类内样本数 | 各类中被剔除的因子序号 |
|---|---|---|
| 1 | 24 | 10，23，11，25 |
| 2 | 24 | 17，16，18，19 |
| 3 | 61 | 10，11，12，13，14，15，19，18，16，17，23，25，24，5 |
| 4 | 11 | 1，3，2，4，14，5，8，7，6，13 |
| 5 | 17 | 15，24，25，12，13，14，16，17，18，19 |
| 6 | 28 | |
| 7 | 37 | 1，2，16，3，4，5，6，8，7，9，17，18 |
| 8 | 14 | 3，2，1，6，7 |
| 9 | 48 | 10，11 |

(3) 根据各子空间中的因子去留确定原始样本向量空间中的因子去留。设某个因子在 $c_1$ 个子空间中被剔除，这 $c_1$ 个子空间中含有 $n_1$ 个样本向量，而在 $c_2$ 个子空间中被保留，这 $c_2$ 个子空间中含有 $n_2$ 个样本向量。当 $\frac{c_1n_1}{c_2n_2}\leqslant 1$，则该因子被保留，而 $\frac{c_1n_1}{c_2n_2}>1$，则该因子被剔除。由表 1 可见，25 个因子没有一个因子将被剔除，这样就由原来的 264 个 25 维样本向量构成了样本向量空间。

**2．模式实际预报的验证结果及与回归方程预报结果的比较**

用上述给出的样本向量空间，对 84 年 2—3 月份各天的 24 小时平均风速作了预报，其各天的预报值和实况值见表 2。在预报过程中，取 $N$ 等于 25，取 $\|X^{(k)}\|/\|X\|\leqslant 0.1$ 时，

预报过程终止。

由上面给出的由 25 个因子组成的 264 个样本，取 $F$ 水平值 $F=6.0$，求出的回归方程为：$\hat{y}=1.6976-0.0413\,x_2-0.0825\,x_5+0.0254\,x_{10}+0.0095\,x_{13}+0.1263\,x_{17}-0.0034\,x_{22}$ 方程中各因子的含义略。由上述方程对 84 年 2—3 月份各天的 24 小时平均风速的预报结果见表 2。

表 2　24小时平均风速的实况值及预报值　　　　（单位：m/s）

| 日　　期 | | | 2.1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 实　　况 | | | 3.1 | 1.9 | 1.3 | 5.9 | 6.4 | 4.2 | 3.4 | 3.7 | 0.9 | 1.2 | 0.6 | 2.2 | 4.8 |
| 本模式预报 | | | 4.64 | 3.13 | 2.46 | 3.51 | 4.71 | 2.91 | 1.10 | 2.99 | 2.68 | 0.83 | 0.52 | 1.99 | 3.55 |
| 回归方程预报 | | | 3.96 | 3.36 | 2.06 | 3.35 | 3.61 | 3.32 | 2.43 | 2.95 | 2.94 | 1.00 | 2.18 | 2.85 | 2.69 |
| 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 |
| 2.6 | 1.8 | 3.9 | 3.3 | 2.0 | 1.8 | 1.7 | 2.1 | 2.1 | 2.2 | 1.5 | 6.7 | 3.2 | 6.9 | 4.3 | 5.8 |
| 2.98 | 1.41 | 5.56 | 1.56 | 1.92 | 1.49 | 1.21 | 1.64 | 2.50 | 3.17 | 2.48 | 6.32 | 3.33 | 4.56 | 4.44 | 4.24 |
| 2.49 | 2.10 | 3.32 | 2.24 | 2.74 | 1.65 | 1.67 | 1.64 | 2.52 | 3.22 | 2.75 | 5.22 | 2.97 | 2.19 | 5.55 | 3.21 |
| 3.1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 |
| 6.2 | 6.5 | 2.8 | 4.0 | 2.1 | 3.5 | 2.5 | 5.4 | 2.5 | 3.5 | 2.6 | 2.0 | 1.3 | 2.0 | 10.7 | 2.8 |
| 4.75 | 4.76 | 2.49 | 2.59 | 1.88 | 3.82 | 2.37 | 3.85 | 2.92 | 2.54 | 2.98 | 1.77 | 2.46 | 1.61 | 7.68 | 1.78 |
| 3.03 | 3.59 | 2.65 | 2.81 | 2.39 | 1.92 | 2.47 | 3.62 | 2.23 | 2.00 | 3.01 | 2.14 | 1.05 | 1.38 | 4.53 | 2.74 |
| 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 平均误差 | |
| 2.9 | 1.7 | 11.2 | 5.0 | 2.6 | 3.3 | 4.0 | 5.7 | 2.6 | 3.3 | 3.2 | 3.0 | 3.3 | 4.0 | | |
| 3.02 | 4.87 | 6.67 | 5.72 | 2.35 | 2.13 | 5.89 | 3.78 | 1.41 | 4.47 | 2.53 | 1.27 | 3.01 | 2.12 | 1.098 | |
| 2.07 | 3.31 | 3.52 | 2.62 | 1.83 | 1.99 | 4.52 | 3.32 | 2.25 | 2.54 | 2.75 | 1.24 | 2.38 | 2.02 | 1.325 | |

由表 2 可见，从预报的平均误差上看，天气-动力相似预报模式的预报结果明显优于回归方程的预报结果。特别值得一提的是，从表 2 上可以看到，天气-动力相似预报模式对平均风速大小的转折过程的预报尤其优于回归方程的预报结果。由 2 月 3 日到 6 日，2 月 24 日到 3 月 3 日，3 月 14 日到 16 日和 3 月 18 日到 20 日这几个转折过程的预报结果来看，天气-动力相似预报模式预报的平均误差为 1.495 m/s，而回归方程预报的平均误差为 2.276 m/s。

## 五、讨　　论

1．模式对转折过程预报的优越性。模式的预报是以与预报向量 $X$ 相异系数最小的历史样本向量为基础，而这些历史样本向量所对应的预报对象出现值在一定程度上反映出了 $X$ 所对应的预报对象值的出现特性。只要在样本向量空间中包含有充分的转折过程的历史样本，该模式就有希望报准转折过程，这也是该模式区别一般统计模式的基本特

性。

2．适合于模式的预报对象。适合于该模式的预报对象为：预报对象的出现值必须是在某个开区间或闭区间上变动的连续性量，如温度、风速和降水量等；而对那些人为规定的数字化的非连续性量是不适合作为该模式的预报对象的，如风向等。

3．所选取的预报因子要力求能够充分反映出对预报对象形成的作用，如果以因子与预报对象之间的相关性作为衡量因子对预报对象作用的重要程度的话，那么，要求因子与预报对象之间的相关性好且稳定，在因子值的计算中要求精确。

4．模式预报的自适应性。随着样本向量空间中历史样本向量的不断增加，反映各级预报对象出现的样本向量将更全面，这样可使模式的预报准确率得到提高。

5．该模式对于短期预报具有较好的效果。

6．在该预报模式的软件设计上是通用的。

致谢：在本文完成过程中，得到了北京气象学院章淹教授的指导和帮助，也得到了总参气象局内不少同志的帮助，特致谢意。

# A PREDICTION METHOD WITH SYNOPTIC-DYNAMIC SIMILARITY

Wang Shuangyi

*(Meteorological Bureau, Headquarters of the General Staff)*

## Abstract

This article provides a new type of prediction method which is distinguished from the normal statistic methods, and named Prediction Method with Synoptic-Dynamic Similarity. A good forecasting result will be gotten when this method is used to prediction for inflexion synoptic processes.