

文章编号: 1001- 2486(2007) 05- 0041- 07

基于卫星云图历史资料反演云团非线性预测模型*

王继光¹, 张 韧², 郁文贤¹, 洪 梅²

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 解放军理工大学 气象学院, 江苏 南京 211101)

摘要: 针对线性预测方法难以有效描述云团的非线性、非平稳变化的困难, 基于经验正交函数分解 (EOF) 和遗传算法参数优化结合的思想, 提出了一条云团非线性预测模型反演的方法途径。首先将卫星云图序列作 EOF 的时、空分解; 在此基础上, 引入遗传算法对 EOF 的时间系数序列进行了动力模型重构和模型参数反演, 建立了 EOF 时间系数的非线性微分方程组; 再通过时、空函数合成, 构造了云团演变的动力预报模型。试验结果表明, 反演的云团预报模型能较为合理地描述特定季节区域内云团演变的基本趋势, 预测结果与实际云图的主要特征基本相符, 尤其是实现了云图 3h 以上的中、长时效的客观预测。

关键词: 卫星云图; 云团预测; 正交分解; 遗传算法; 参数优化

中图分类号: P412 文献标识码: A

Non-linear Forecast Model of Cloud Clusters Movement Based on Parameters Retrieval of Historical Satellite Cloud Pictures Time Series

WANG Ji-guang¹, ZHANG Ren², YU Wen-xian¹, HONG Mei²

(1. College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Institute of Meteorology, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China)

Abstract: Due to the fact that linear prediction method is difficult to describe the nonlinear, non-stationary changes of cloud clusters, a technique of retrieval nonlinear clouds clusters forecast model, based on the idea of combining the decomposition of empirical orthogonal function (EOF) and the genetic algorithm optimization parameters, was presented. Firstly, satellite image sequences were temporal-spatially decomposed by EOF. On this basis, genetic algorithms were introduced to make the dynamic model reconstruction and model parameters optimization retrieval of EOF time coefficients sequence, and a nonlinear differential equations of EOF time coefficients were established. Then, by the EOF temporal-spatial functions synthesis, a dynamic forecast model of cloud clusters evolution was structured. The experimental results showed that the retrieved clouds dynamic forecast model was more reasonable in describing the cloud evolution of the underlying trend in particular seasons and region, and the forecast results were better accorded with the basic characteristics of actual satellite cloud pictures. Especially, a middle-long period over three hours objective cloud clusters predictions was achieved.

Key words: satellite cloud pictures; cloud clusters forecast; empirical orthogonal function; genetic algorithms; parameter optimization

卫星云图是当前灾害性天气监测、预报的重要手段, 在实际工作中, 我们除关注实时卫星云图的监测分析外, 也关注云图上云团的移动与演变。

由于云生消机理的复杂性和影响制约云发展演变因子的非线性, 致使云团预测的难度极大, 国内外关于这方面的研究工作主要滞留于通过云图的局部特征匹配^[1-2], 计算云图前一时次的运动矢量, 并利用该矢量对云团的演变发展进行线性外推^[3-5]。这些方法的应用前提是假定云团的移动是一种平稳的过程, 未来的云团移动遵从前期特征矢量所导出的运动规律; 预测期间云团没有明显的长消和路径变更。显然, 这种条件在实际天气中很难满足, 实际的云团运动不仅有规则的渐变, 更有不规则的突变和生消, 表现出显著的非平稳性和非确定性。因此, 基于特征匹配外推的线性预测方法, 无论特征匹配精

* 收稿日期: 2007- 03- 13

基金项目: 国家部委资助项目

作者简介: 王继光 (1962—), 男, 高级工程师, 博士生。

度如何,其预测时效也很难有所突破,尤其是在大气环流较为特殊、天气变化较为剧烈的期间,预测结果往往会出现很大偏差。因此,要从本质上改进提高云图的预测时效以及对云团的非线性、非平稳过程有较客观、准确的描述和把握,必须探索云图预测的新思想、新方法。

1 云团非线性预测思想

云团非线性动力预报建模的基本思想是:特定地区、特定季节的大气环流、天气系统以及地形、水汽状况与大气的动力、热力过程均具有内在的统计规律;相应地,该地区、季节的云的发展演变也遵从与之相关的内在运动规律(即云的运动尽管复杂,但并非随机)。因此,如何辨识、反演云发展演变的运动规律和预报模型是研究的重点。由于云生消机理和影响因子的非线性和复杂性,“精确”建立云团运动的动力预报模型非常困难,为此,采用“反问题”思想来构建云团运动的动力预报模型。

Takens 在相空间重构理论^[6]中对从观测资料时间序列中重构动力系统给予了严格的阐述和证明:系统中任一分量的演化是由与之相关的其它分量所决定的,这些相关分量的信息隐含在任一分量的发展过程中。这样,从观测数据时间序列中能够提取和重构出系统发展演变的动力模型。在特定地区、特定季节积累的云图资料序列可视为该地区、该季节云发展演变的动力模型的一系列特解(即在其相空间中留下的运动轨迹)。这样,若把这些云图资料看成是该动力系统的离散值,求解与之相反的数值问题,即可重构出表现该云团运动的动力模型。

基于此,我们拟从云图资料序列中反演重构描述云团运动的动力预报模型。云图资料序列可视为三维时间-空间场 $F(x, y, t)$, 其中, x, y 代表云图经、纬向空间分布, t 代表云图不同时刻, F 则为上述时空点的云图灰度值。由于 $F(x, y, t)$ 包含了 x, y, t 三维独立变量,直接反演 $F(x, y, t)$ 的偏微分方程组极为困难。为此引入经验正交函数分解(EOF)方法,首先对云图时间序列进行时、空分解,以 EOF 分解的时间系数序列为动力模型变量,用遗传算法进行模型参数的优化反演,分别建立起各分解模时间系数的非线性动力模型,再通过 EOF 分解模的时、空重构,进而实现对云图的数值积分预测。

2 经验正交函数分解

经验正交函数(Empirical Orthogonal Function, EOF)是地球科学中得到广泛应用的场分析方法。它对实际数据场序列作时-空正交分解,将时空要素场转化为若干空间的基本模态和相应的时间系数序列的线性组合,进而得以客观定量地分析要素场的空间结构和时变特征^[7]。

设某要素场有 n 个测点,进行了 m 次观测 ($m > n$),将 n 个测点 m 次距平观测值排列成矩阵 $X_{m \times n}$ 。经验正交函数展开,即是把时空要素场序列分解成彼此正交的时间函数和空间函数的乘积之和:

$$\hat{x}_{ij} = \sum_{n=1}^N t_{ni} l_{nj} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad j = 1, 2, \dots, n$$

式中, l_{nj} 表示序号为 h 的空间典型场在第 j 个点的值,它只依赖于空间点变化,不随时间变化,称为空间函数; t_{ni} 表示序号为 h 的空间典型场在第 i 个时刻的权重系数,只随时间变化,称为时间函数(或时间权重系数)。上述资料阵可写成: $X_{m \times n} = T_{m \times m} L_{m \times n}$, 其中,

$$T_{m \times m} = \begin{pmatrix} t_{11} & \dots & t_{1m} \\ t_{m1} & \dots & t_{mm} \end{pmatrix} \quad L_{m \times n} = \begin{pmatrix} l_{11} & \dots & l_{1n} \\ l_{m1} & \dots & l_{mn} \end{pmatrix}$$

通常把空间函数 l_{ij} 视为典型场,时间函数 t_{ni} 视为典型场的权重系数。因此观测要素场时间序列可转化为空间典型场与时间权重系数的线性叠加,各场之间的差别主要表现在时间权重系数的不同。

3 动力模型重构原理

由于云图序列 EOF 分解的空间场典型模态是从样本云图序列中提取产生的,表现了云图资料在特定区域、季节的气候统计学结构特征,除表现样本期间的基本分布特征外,也可用于描述未来相邻时段

云的空间典型结构(除非出现异常突变)。这样对云图的预报建模就转换为对云图序列 EOF 分解的时间系数序列的预报建模, 然后再用该时间系数的预报结果进行 EOF 的时空重构, 进而实现云图的预测。

模型反演的基本思想表述如下: 设任一非线性系统随时间演变的物理规律可表示为

$$\frac{dq_i}{dt} = f_i(q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_N) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

函数 f_i 为 $q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_N$ 的广义非线性函数, N 为状态变量个数, 一般可根据动力系统吸引子的复杂性(可通过计算其分维数来衡量)来确定。方程(1)的差分形式可写成:

$$\frac{q_i^{(j+1)\Delta t} - q_i^{(j-1)\Delta t}}{2\Delta t} = f_i(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots, q_i^{j\Delta t}, \dots, q_N^{j\Delta t}) \quad j = 2, 3, \dots, M-1 \quad (2)$$

M 为观测资料的时间序列长度, 模型参数和系统结构可以通过反演计算从观测数据中获取。 $f_i(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots, q_i^{j\Delta t}, \dots, q_N^{j\Delta t})$ 为未知非线性函数, 设 $f_i(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots, q_i^{j\Delta t}, \dots, q_N^{j\Delta t})$ 有 G_{jk} 个包含变量 q_i 的函数展开项和对应的 P_{ik} 个参数(其中, $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M, k = 1, 2, \dots, K$), 可设为 $f_i(q_1^{j\Delta t}, q_2^{j\Delta t}, \dots,$

$q_i^{j\Delta t}, \dots, q_N^{j\Delta t}) = \sum_{k=1}^K G_{jk} P_{ik}$, 式(2)的矩阵形式为 $D = GP$, 其中

$$D = \begin{Bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \dots \\ d_M \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \frac{q_i^{3\Delta t} - q_i^{\Delta t}}{2\Delta t} \\ \frac{q_i^{4\Delta t} - q_i^{2\Delta t}}{2\Delta t} \\ \dots \\ \frac{q_i^{M\Delta t} - q_i^{(M-2)\Delta t}}{2\Delta t} \end{Bmatrix}, \quad G = \begin{Bmatrix} G_{11}, G_{12}, \dots, G_{1K} \\ G_{21}, G_{22}, \dots, G_{2K} \\ \dots \\ G_{M1}, G_{M2}, \dots, G_{MK} \end{Bmatrix}, \quad P = \begin{Bmatrix} P_{i1} \\ P_{i2} \\ \dots \\ P_{iK} \end{Bmatrix} \quad (3)$$

上述广义的未知方程组的系数项可通过实际观测数据予以反演确定。给定一个向量 D , 要求一个向量 P , 使上式满足。对于 q_i 而言, 这是一个非线性系统, 但是换个角度, 对 P 而言(即把 P 当作未知数), 上式正好是一个线性系统, 可以用经典的最小二乘估计, 使残差平方和 $S = (D - GP)^T (D - GP)$ 最小, 进而得到正则方程 $G^T GP = G^T D$ 。

由于 $G^T G$ 经常是奇异矩阵, 所以可将其特征值与特征向量求出, 剔除其中为 0 的那些值, 剩下 K 个 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K$ 组成对角矩阵 Λ_k , 并与相应的 K 个特征向量组成特征矩阵 $U_L, V_L = \frac{GU_L}{\lambda}$, $H = U_L \Lambda^{-1} V_L^T$, 再由 $P = HD$, 求出参数 P 。

基于上述途径, 即可反演出非线性动力方程组系数, 得到对应观测数据序列的动力学预报模型。

4 遗传算法与模型参数搜索

由于常规参数估计方法在参数空间中大多沿梯度单向搜索, 需遍历整个参数空间, 且由于梯度收敛的局限性和对初始解和邻域函数的依赖性, 其参数估计易陷入局部最优, 而非全局最优。遗传算法全局搜索和并行计算优势是对上述缺陷的一个很好的补充和完善。为此, 我们用遗传算法进行动力模型反演和最优参数搜索。模型参数反演的基本过程即是基于上述基本思想, 以残差平方和 $S = (D - GP)^T (D - GP)$ 最小为约束, 以种群(多解)和并行方式在模型参数空间作最优参数搜索, 基本操作步骤包括编码与种群生成、种群适应度估算、父本选择、遗传交叉和基

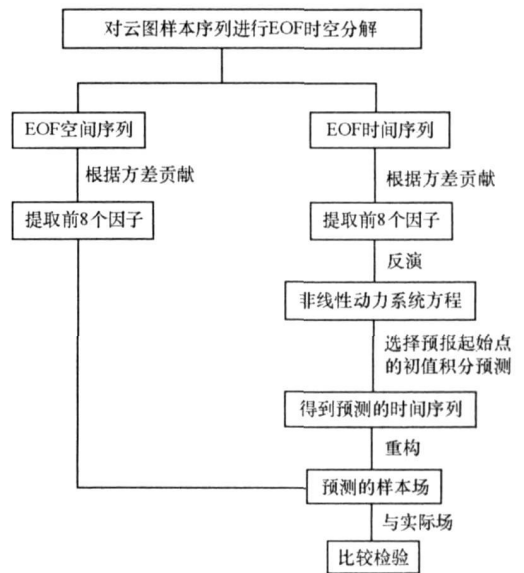


图 1 云图预测模型的建模和计算流程

Fig. 1 Flow chart of model building and computation of cloud motion prediction

因变异等,详细的计算过程和算法流程可参阅相关研究文献[8],不再赘述。经上述遗传算法搜索计算,可实现非线性动力模型参数的优化反演。云图预测建模的分析与算法流程如图1所示。

5 云图样本序列的时空分解

对有限区域和特定季节以及有限云图样本序列进行分解、建模,建模的云图资料选择如下:

云图类型:国家卫星气象中心GMS-5红外通道的麦卡托投影云图序列(星下点分辨率10km);

样本序列:1997~1999年夏季(5月1日02时到6月30日20时)的连续时间序列云图,采样间隔为6h,即逐6h的连续云图序列。

建模时段:1997~1998年夏季(5月1日02时到6月30日20时)及1999年夏季大部(5月1日02时到6月27日20时);

检验样本时段:1999年6月28日02时到1999年6月30日20时。

预测区域:为检验不同下垫面的云图预测效果,截取了东南沿海地区作为云图预测区域,分析范围:55(经向)×60(纬向)像素(范围约550km×600km)。

采用EOF方法对上述云图样本序列进行时间(系数)、空间(结构)分解,各空间典型场的特征模系数方差贡献如表1。其中前8个特征模时间系数的累积方差贡献已达到原始场的72.80%,其后的诸特征模的系数方差贡献均低于1.3%。因此,取前8个空间特征模所对应的时间系数向量作为建模对象,并以云图样本序列EOF分解的典型空间场与对应的典型空间场时间系数的时、空重构来逼近实际的云图。

表1 云图序列前8个EOF分解模的方差与累积方差贡献

Tab.1 Square error and contributions of accumulative square error of 8 EOF decomposition models ahead in cloud series

EOF 特征模	1	2	3	4	5	6	7	8
方差贡献(%)	32.279	21.507	6.484	4.599	2.578	2.323	1.728	1.299
累计方差(%)	32.279	53.786	60.269	64.869	67.447	69.769	71.497	72.796

6 EOF时间系数动力模型重构

根据EOF分解,任一时刻 t 的云图可表示为 $X(x, y, t) = \sum_{i=1}^n L_i(x, y) \cdot T_i(t)$, $L_i(x, y)$ 为EOF分解的空间典型场模态, $T_i(t)$ 则为空间模态对应的时间系数, i 为EOF分解的展开阶数。根据上述方差贡献和计算量综合考虑,本文取 $i=8$,即用EOF分解的前8阶空间典型场的时间系数序列 $T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6, T_7, T_8$ 进行动力模型重构。鉴于云图演变的特殊性和复杂性,本文取广义的三次非线性常微方程组作为云图预测模型,利用遗传算法进行模型参数的优化反演。

将云图样本序列EOF分解所得的前8阶空间模态的时间系数序列(建模样本)作为“观测资料”,并基于动力模型参数反演思想和遗传算法途径,构造模型与样本间的误差泛函作为遗传算法搜索的适值函数,然后对广义非线性方程组中各项系数进行全局搜索和遗传迭代,取迭代步长为6h,经15次遗传迭代参数搜索,即可收敛于目标适值,反演得到满足适值函数误差约束的预报模型参数。

为定量比较模型中各项对系统的相对贡献大小,我们计算了各项的相对方差贡献,计算公式为:

$$R_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m [T_j^2 / (\sum_{i=1}^{108} T_i^2)], \quad i = 1, 2, \dots, 108$$

其中, m 为建模时段的云图样本序列长度, T_i 为模型方程中各项的系数。模型中的真实项除本身的系数量级较大外,其对应的方差贡献 R_i 也占有较大比重;而虚假项则反之(其方差贡献几乎为零)。通过剔除模型中系数量级和方差贡献很小的虚假项后,经反演即可得到云图的预测优化模型。

7 反演模型的云图预测效果检验

为检验上述反演得到的云图预测模型的客观性和合理性, 我们将检验时段的云图样本(未参加模型反演)用于所建模型的预测试验, 检验其云图预测性能和效果。取1999年6月28日02时的EOF分解的前8个时间系数作为初值, 代入反演所得的非线性预测方程组, 进行时间系数数值积分运算, 得到1999年6月28日08时至6月29日20时共42h的EOF系数预测值, 如图2所示。

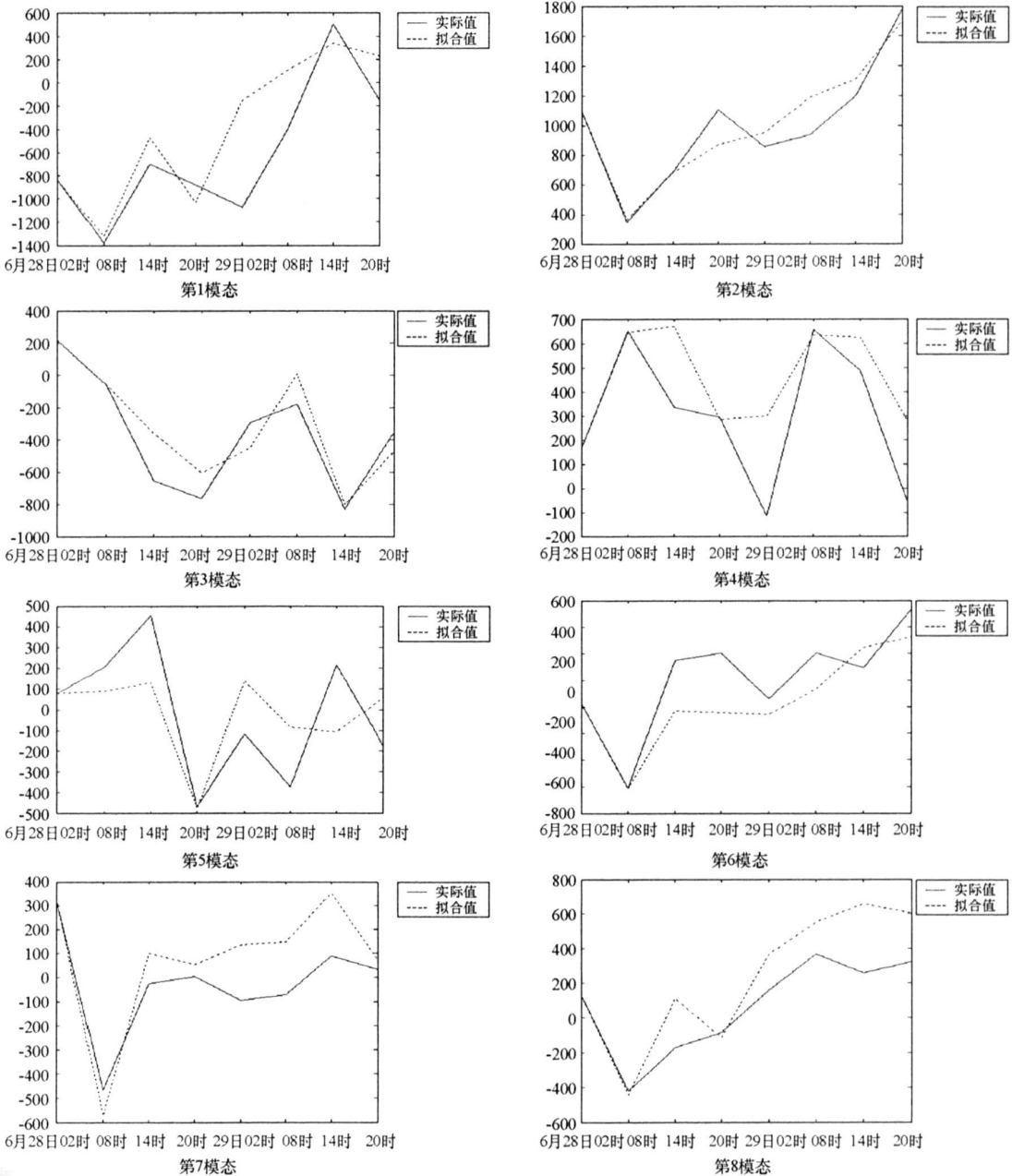


图2 反演模型的 EOF 各空间模态时间系数预测(积分时段: 1999.06.28.08-29.20)

Fig. 2 Time parameters prediction results in 8 space models of EOF decomposition (1999.06.28.08-29.20)
prediction value(real line) real time value(dash line)

上述 EOF 分解的时间系数预测结果显示, 前 12h 的预测值基本上能够较好地逼近实际情况, 12h 后的预测误差相对较大, 但大部分预测值与实际值在变化趋势上均能够较好地相符, 两者相关系数大多在

0.8 以上(表 2)。另一预测个例(1999 年 6 月 27 日 20 时至 6 月 29 日 20 时共 54h)的 EOF 时间系数预测值(图略)与实际值的相关系数比较如表 3, 预测效果类似于上述个例, 亦表现出较好的预测潜能(但 42h 后预测值出现较大误差, 进而使预测值相关系数低于前一个例)。

表 2 EOF 分解的空间典型场时间系数预测效果比较($\alpha = 0.05$)(时段: 1999 年 6 月 28 日 08 时至 6 月 29 日 20 时)
Tab. 2 Comparison of time parameters prediction results in space models of EOF decomposition($\alpha = 0.05$)
(time from 08h UTC 28th, June 1999 to 20h UTC, 29th June 1999)

时间系数 预测效果	第 1 模态	第 2 模态	第 3 模态	第 4 模态	第 5 模态	第 6 模态	第 7 模态	第 8 模态
相关系数	0.8135	0.9406	0.9083	0.8596	0.6273	0.8568	0.8992	0.9360

表 3 EOF 分解的空间典型场时间系数预测效果比较($\alpha = 0.05$)(时段: 1999 年 6 月 27 日 20 时至 6 月 29 日 20 时)
Tab. 3 Comparison of time parameters prediction results in space models of EOF decomposition($\alpha = 0.05$)
(time from 20h UTC 27th, June 1999 to 20h UTC, 29th June 1999)

时间系数 预测效果	第 1 模态	第 2 模态	第 3 模态	第 4 模态	第 5 模态	第 6 模态	第 7 模态	第 8 模态
相关系数	0.7678	0.8020	0.6788	0.7197	0.7114	0.8985	0.6197	0.6584

将模型计算所得的 $T_1 \sim T_8$ 等 8 个 EOF 时间系数的预测值代入下式进行 EOF 的时、空重构:

$$X_j(x, y, t) = \sum_{i=1}^8 L_i(x, y) \cdot T_j(t) \quad (j = 1, 2, \dots, 7), \text{ 其中, } L_i(x, y) \text{ 为 EOF 分解的前 8 阶空间典型场, } T_j(t) \text{ 为前 8 阶空间模对应的时间系数预测值。}$$

经 EOF 时、空重构, 分别得到对应于表 2、表 3 个例的 42h 和 54h 的云图预测结果。预测云图与实况云图对比的结果表明: 预测云图(前 8 阶 EOF 分解的预测值时空重构)在灰度分布与总体结构上与实际云图(前 8 阶 EOF 分解实际值时空重构)基本相符, 可在一定程度上较为客观、准确地描述未来较长时间内云运动演变和云量增减生消的基本趋势。本文主要对 EOF 分解的前 8 阶模态进行预测和重构, 忽略了 8 阶以后的模态信息, 尽管所忽略的信息的累积方差贡献不到原始云图的 30%, 但它们包含了大量的高频信息, 即云图结构的细节特征, 为更清晰地显示和比较预测效果, 我们将上述预测云图和实际云图(前 8 阶 EOF 重构)分别补上忽略了的云图高频信息(由 8 阶后的时空模态 EOF 重构), 得到更清晰的预测云图(前 8 阶为 EOF 的预测值重构, 8 阶以后为 EOF 实际值重构)和实际云图(均为 EOF 的实际值重构)(图 3)。预测结果显示, 6~42h 的预测云图与实际云图在云形态特征和云量分布上表现出较好的一致性和相似性, 平均点相关系数达 0.906, 预测时效和预测效果上取得明显改进, 有效地实现了云图整体态势运动演变的长时效预测。

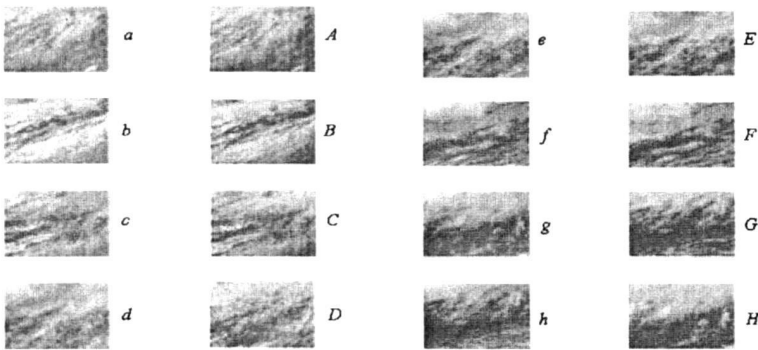


图 3 EOF 时空重构云图预测(1999.06.28.08-29.20); 预测图(a~h); 实际图(A~H)

Fig. 3 Cloud motion prediction with EOF temporal-spatial reconstruction (1999.06.28.08-29.20); prediction figures (a~h); real-time figures (A~H)

8 结果与讨论

近年来, 国外开展云团形态估计和云团活动预测的手段之一是将大气运动模式(考虑大气运动与热力、凝结过程)与多光谱卫星资料(红外和可见光云图等)相结合的4维变分同化研究(4DVAR)^[9]。根据美国气象学会2005年度研究通报^[10], 美国NASA(美国国家航空航天局)和NOAA(美国海洋大气管理局)的研究者基于多星源卫星云图同化技术和多传感器数据融合技术进行了对流层大气云迹风和云团活动矢量反演, 并将其应用于数值预报模式的改进之中。上述研究工作中由于考虑了大气中的水汽相态变化和云物理过程, 以及利用了多方位的传感信息, 因此代表了该领域未来的重要发展趋势。但上述研究涉及了多星源的海量气象卫星资料信息, 其变分同化技术和数据融合技术的复杂性和计算量也是巨大的, 因此国内尚未见到类似的研究报告。

本文采用经验正交函数分解(EOF)方法进行云图序列的时、空分离, 在此基础上, 引入遗传算法对EOF的时间系数序列进行动力模型重构和模型参数反演, 建立了云团演变的EOF时间系数的非线性方程组, 再通过EOF时、空函数合成, 构造了云团演变动力预报模型。与国外的相关研究相比, 本文提出的云团预测方法对卫星云图数据信息要求较低, 建模复杂性和计算量较小, 在普通微机上即可实现云团移动的建模与预测。预测试验结果表明, 反演的云团预报模型能够较为客观合理地描述特定季节和区域云演变的基本结构, 预测结果与实际云图的主要特征相似, 并实现了云图中、长时效(6h以上)非线性预测, 研究成果为云团预测研究提供了有益参考。本文不足之处是模型中未及考虑大气中的水汽相变和云物理过程, 因而制约了对云发展变化本质的刻画和描述。

参考文献:

- [1] Hall D J, English R M, Wolf E. Experiments in Automatic Cloud Tracking Using SMSGOES Data [J]. Appl. Meteor., 1997, 16(5): 1219–1230.
- [2] Arking A, Robert C L, Rosenfield A. A Furnier Approach to Cloud Motion Estimation [J]. Appl. Meteor., 1978, 17(3): 735–744.
- [3] 龚克, 叶大鲁, 葛成辉. 卫星云图预测的卫星矢量方法 [J]. 中国图形图像学报, 2000, 5(4): 349–352.
- [4] 白洁, 王洪庆, 陶祖钰. GMS 卫星云图对流云团的识别与追踪 [J]. 热带气象学报, 1997, 13(2): 158–167.
- [5] 张韧, 刘科峰. 卫星云图云团移动判别与临近预测 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2004, 12(增刊): 141–145.
- [6] Takens F. Detecting Strange Attractors in Fluid Turbulence [J]. Lecture Notes in Mathematics, 1981, 898(2): 361–381.
- [7] 吴洪宝, 吴蕾. 气候变率诊断和预测方法 [M]. 北京: 气象出版社, 2005.
- [8] 王小平, 曹立明. 遗传算法理论应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2003.
- [9] Vukicevic T, Greenwald T, Zupanski M, et al. Mesoscale Cloud State Estimation from Visible and Infrared Satellite Radiances [J]. Monthly Weather Review, 2004, 132(12): 3066–3077.
- [10] Velden C S. Recent Innovations in Deriving Tropospheric Winds From Meteorological Satellites [J]. Review of American Meteorological Society, 2005, 36(2): 205–223.

(上接第4页)

参考文献:

- [1] Hallion R P. The History of Hypersonics [R]. AIAA 2005–329, 2005.
- [2] 俞刚, 张新宇. 燃烧室构型对超燃冲压发动机性能影响研究 [J]. 流体力学实验与测量, 2000, 14(1): 73–80.
- [3] Rowan S A, Paulty A. Performance of a Scramjet Combustor with Combined Normal and Tangential Fuel Injection [R]. AIAA 2005–615, 2005.
- [4] Kan Kobayashi, Sadatake Tomoioka, Kanenori Kato, et al. Performance of a Dual-mode Combustor with Multistaged Fuel Injection [J]. Journal of Propulsion and Power, 2006, 22(3): 518–526.
- [5] 李大鹏, 潘余, 梁剑寒, 等. 喷注方式对双模态冲压发动机燃烧稳定性的影响 [J]. 国防科技大学学报, 2006, 28(3): 10–14.
- [6] 丁猛, 吴继平, 梁剑寒, 等. 文氏管流量调节技术在煤油燃料超燃冲压发动机中的应用 [J]. 推进技术, 2005, 26(1): 16–19.
- [7] 丁猛. 基于凹腔的超声速燃烧火焰稳定技术研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2005.
- [8] iSIGHT Reference Guide (Version 8.0) [Z]. Engineous Software Inc., 2002.