

基于多普勒激光雷达的风场预测

胡琦, 李元祥, 宋金泽, 褚宏莉
(上海交通大学航空航天学院, 上海 200240)

摘要:采用灰色理论、BP神经网络、布朗三次指数平滑算法来对雷达风场预测进行研究。利用香港国际机场激光雷达数据对风场PPI扫描风速进行预测,得到了预测时刻机场区域整个风场的概况,让飞行员能提前了解机场区域内未来一段时间的风场环境;使用下滑道扫描数据对飞机在下滑道附近的迎头风进行预测,从而更精确地预测飞机在起飞和降落过程中将会遇到的风场波动,使飞行员能够在风切变探测系统告警之前,增加飞行员进行反应和相关准备的时间。对实验结果的统计分析表明:布朗三次指数平滑预测在延长预测时间时,预测精度随时间的增加而下降的趋势较明显;灰色预测和BP网络预测在风场变化很大的情况和延长预测时间时,仍能在一定程度上保证预测精度;灰色预测较BP网络预测效果稍好。

关键词:多普勒激光雷达;风场预测;迎头风;灰色预测;BP神经网络

中图分类号:TN958.98 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2012.03.006

Application of Doppler LIDAR data in wind forecasting

HU Qi, LI Yuan-xiang, SONG Jin-ze, CHU Hong-li

(School of Aeronautics & Astronautics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Using Doppler LIDAR data, three methods are implemented to forecast the wind field around Hong Kong International Airport (HKIA). The methods are grey theory, BP neural network and triple exponential smoothing. On one hand, PPI scan data which could roughly represent the wind conditions near the arrival and departure corridors are employed to forecast the wind velocity of every point in the whole wind field. On the other hand, glide scan data are employed to obtain precise forecast of the headwind profiles, which could vividly illustrate the transient and sporadic nature of terrain-induced wind-shear. With the forecasting results of wind field, pilots can get wind-shear alert in advance, so they will have more time to deal with it. Experimental results show that: (1) the performance of triple exponential smoothing degenerates with prolonging time; (2) both grey theory and BP neural network can adapt to wind forecasting with long period, even if the wind field fluctuates fast; (3) the forecasting precision of grey theory is better than that of BP neural network.

Key words: Doppler LIDAR; wind field forecast; headline wind; grey forecast; BP neural network

1 引言

低空风切变是国际航空和气象界所公认的对飞机飞行(特别是进场和起飞阶段)可能造成重大危害的一种大气现象^[1]。由于风切变具有时间短、尺度小的特点^[2],风切变预测成为风场研究中一个极其重要的课题。提前准确地预测整个风场的风速情况以便整体上观察整个机场区域的风场情况,以及预测飞机起飞和降落时会遭遇到的迎头风情况是其

中必不可少的部分。

近年来激光多普勒测速技术取得了很大进

基金项目:公益性行业(气象)科研专项(No. GYHY200906002);上海市自然科学基金项目(No. 09ZR1413700)资助。

作者简介:胡琦(1989-),女,硕士生,研究方向为时间序列分析,多普勒气象雷达风场预测,雷暴跟踪。E-mail: hqhqh273473727@sjtu.edu.cn

收稿日期:2011-07-28; **修订日期:**2011-08-18

展^[3],本文所应用的多普勒激光雷达数据来源于香港国际机场的两台多普勒激光雷达,使用波长为2 μm的红外线扫描,距离分辨率为100 m,量程范围从400 m到10 km^[4]。采用仰角为0°,1°和4.5°的平面位置显示器(plan position indicator,PPI)扫描策略,来直观的总览整个机场升降区的风场变化情况;扫描数据时间间隔为6 min左右。该设备创新性地采用下滑道扫描策略,即使用雷达灵活的扫描下滑道附近的风场,并提取下滑道附近水平距离范围为300 m,垂直距离范围为60 m的管状区域内的风速数据,以形成下滑道上飞机的迎头风廓线,此种扫描方式的数据时间间隔为2 min,能够更精确更具体的了解飞机沿着各个下滑道飞行时将遇到的迎头风情况。

至今,香港天文台就基于激光雷达的风切变探测做了很多成效显著的研究,于2005年启用了激光雷达风切变告警系统,于2008年启用了双激光雷达风切变告警系统,增加了下滑道扫描的频率,并提高了激光波束与跑道的对准度,告警算法已经相当成熟,风场反演方法上的研究也较为成熟^[5],但是在风切变预测上的研究仅限于香港理工大学廖雅国教授提出的基于振荡器的混沌神经网络算法^[6]。并且香港国际机场周围山峦起伏,且易受到海风的影响,风切变发生频繁且种类繁多,因此目前所常用的像林肯实验室研究的微下击暴流预测算法^[7],和其他一些需要参照温度、湿度等气象因素的预测算法并不完全适用。本文使用灰色理论、BP神经网络、布朗三次指数平滑等统计预测方法对短期风场预测和迎头风预测进行了研究。

2 算法介绍

2.1 风场灰色预测

灰色预测是基于GM(1,1)模型的一种预测方式^[8],其基本思路是通过对原始数据序列进行预处理,使新生成的序列满足一种单调上升的线性或者指数规律,通过拟合找出这个隐含的规律,从而得到合理的预测值,能够在很大程度上克服数据的随机性。

本文中采用GM(1,1)数列预测方法,GM(1,1)模型是一种常用的灰色模型,它由一个只包含单变量的一阶微分方程构成。

方程形如:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (1)$$

其中,原始序列为:

$$x^{(0)}(k) = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$$

$x^{(1)}$ 为 $x^{(0)}$ 的一次累加序列:

$$x^{(1)}(k) = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$$

根据导数的定义将方程写成微分方程的矩阵形式:

$$y_N = B \hat{a} \quad (2)$$

$$\text{其中, } y_N = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix}, \hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix}$$

根据最小二乘法解得 $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T y_N$,由此可得预测公式为^[8]:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^a) \left[x^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right] e^{-ak} \quad (3)$$

在本文中,使用速度值 $(\nu[i][j])^{(0)}(k)$ 进行二次累加预处理后作为预测的输入值 $x^{(0)}(k)$,其中 $\nu[i][j]^{(0)}(k)$ 为扫描的第*i*个径向的第*j*个像素点的时序速度值序列,其中取 $n=5$,使用一个像素点为一个预测单位,逐个像素点得出独立的GM(1,1)模型的系数矩阵 \hat{a} ,然后根据所得的模型得出预测公式,逐点预测出风速,从而得到预测时刻的风场速度场。对于下滑道扫描数据,逐点预测出风速之外再提取出下滑道迎头风数据。

2.2 风场BP神经网络预测

本文采用3层BP网络^[9],输入层节点数为4,输出层节点数为1,隐层节点数为6,当前时刻为*k*,使用 $\nu^{(0)}(k-4)$ 到 $\nu^{(0)}(k)$ 五个时刻的数据作为训练样本,逐个像素点进行训练,其中,将 $\nu[i][j]^{(0)}(k)$ 作为BP网络的期望输出, $\nu[i][j]^{(0)}(k-4)$, $\nu[i][j]^{(0)}(k-3)$, $\nu[i][j]^{(0)}(k-2)$ 及 $\nu[i][j]^{(0)}(k-1)$ 作为输入层节点输入值,如此,整个风场就能充当足够数目的训练样本,经过训练得到BP网络各层的权值。继而使用*k-3*到*k*四个时刻的数据输入到确定的BP网络中,得到的输出即为预测值,逐个像素点进行预测即可得到整个风场的预测图,对于下滑道扫描也能得到迎头风廓线的预测图。

2.3 风场布朗三次指数平滑预测

布朗三次指数平滑预测是根据一次指数平滑值、二次指数平滑值以及三次指数平滑值的结果建立模型的一种预测方法,适合于具有非线性趋势的短期预测^[10]。

本文中,使用 $\nu^{(0)}(k-4)$ 到 $\nu^{(0)}(k)$ 十个时刻的数据进行平滑,逐个像素点形成时间序列,取平滑系数为 $\alpha=0.25$,预测的超前期数 $m=1$,对时间序列对应的速度值依次计算一次指数平滑值,二次指数平滑值,和三次指数平滑值。计算公式如下:

$$\begin{aligned} S_1^{(1)} &= \alpha \nu[i][j]^{(0)} \quad (1) \\ S_k^{(1)} &= \alpha \nu[i][j]^{(0)}(k) + (1-\alpha)S_{k-1}^{(1)} \\ S_k^{(2)} &= \alpha S_k^{(1)} + (1-\alpha)S_{k-1}^{(2)} \\ S_k^{(3)} &= \alpha S_k^{(2)} + (1-\alpha)S_{k-1}^{(3)} \end{aligned}$$

据此即可得到风速的三次指数平滑的预测值计算公式:

$$\nu[i][j]^{(0)}(k+1) = a_k + b_k + \frac{1}{2}c_k \quad (4)$$

其中:

$$\begin{cases} a_k = 3S_k^{(1)} - 3S_k^{(2)} + S_k^{(3)} \\ b_k = \frac{\alpha}{2(1-\alpha)^2} [(6-5\alpha)S_k^{(1)} - (10-8\alpha)S_k^{(2)} + (4-3\alpha)S_k^{(3)}] \\ c_k = \frac{\alpha^2}{(1-\alpha)^2} (S_k^{(1)} - 2S_k^{(2)} + S_k^{(3)}) \end{cases}$$

3 预测结果对比

利用上述三种方法,对PPI扫描数据进行预测,得到下一时刻的机场附近风场概况,给飞行员提供一个判断风切变的直观依据;并且对下滑道扫描数据也进行对比实验,用三种方法预测下一时刻的下滑道上的迎头风廓线情况。在预测出下一时刻的风场的基础上,利用当前确定好的模型,延长预测的时间范围,得出后续二十个时刻的风场,并与单点预测的结果进行对比。

3.1 PPI扫描预测结果对比

对于PPI扫描,对2007年3月25日10:23~12:09之间的4.5°PPI扫描数据进行单点预测和长周期预测,由于PPI扫描时间间隔为6min左右^[9],故共20组数据,图1为一组实际风场与三种预测风场的对比。按顺时针顺序依次为2007年3月25日10:28的实际风场图,灰色预测风场图,BP网络预测风场图,三次指数平滑预测风场图。

为精确比较三种预测方法,图2给出三种方法进行单点预测和长周期预测时,在10:23~12:09时间区间内的单点预测和长周期预测的均方根误差(RMSE)和相关系数曲线。表1、表2对这两个评价指标的均值和方差进行了统计。

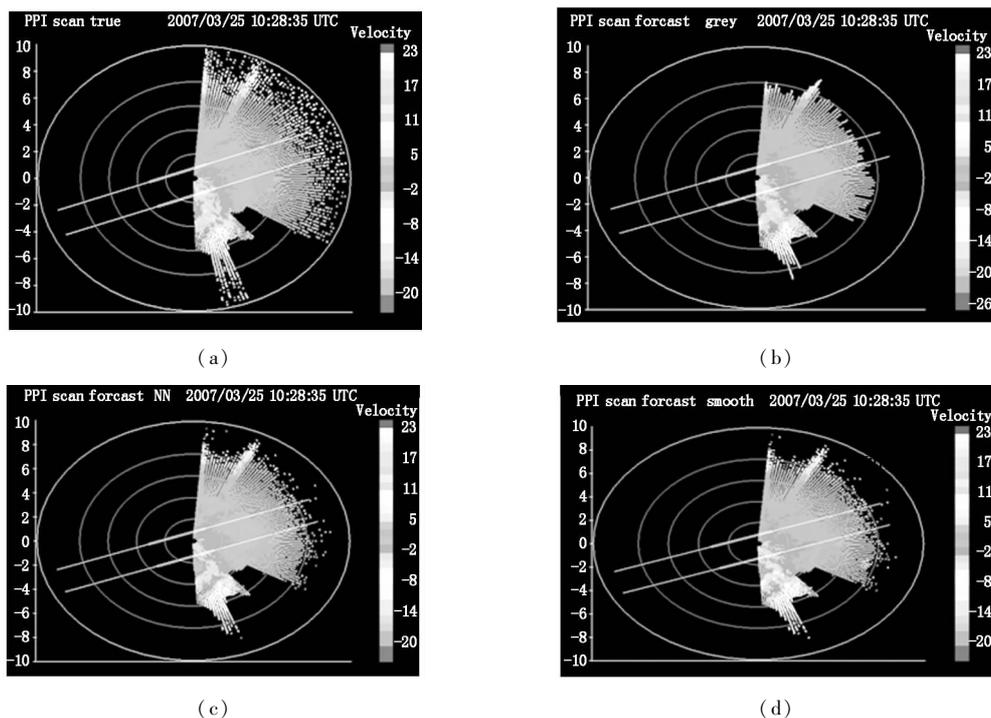


图1 2007年3月25日10:28 4.5°PPI扫描实际风场图与预测风场图对比

Fig.1 comparison of real wind field and three kinds of forecasting wind field of 10:28 (2007/03/25)

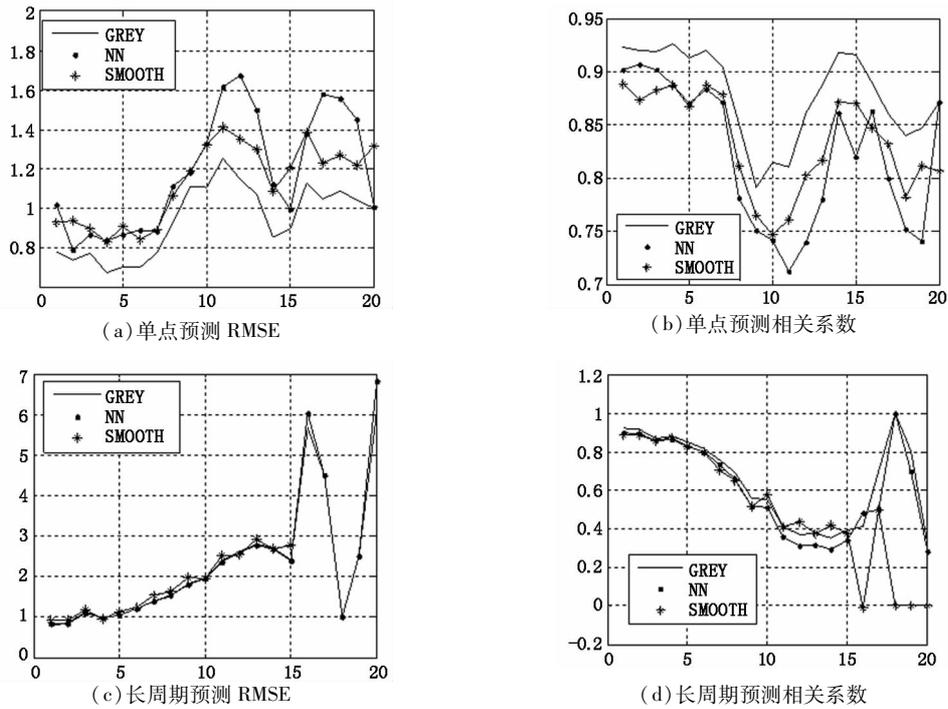


图2 2007/03/25 10:23 - 12:09 4.5°PPI 扫描风场预测精度

Fig.2 RMSE and correlation coefficient of three forecast methods during 2007/03/25 10:23 - 12:09

表1 2007/03/25 10:23 - 12:09 PPI 扫描单点预测精度统计

Tab.1 the forecast precision of PPI scan data during 10:23 - 12:09

统计量	均值	方差
灰色预测 RMSE	0.9373	0.1731
神经网络 RMSE	1.1780	0.2867
指数平滑 RMSE	1.1301	0.1945
灰色预测相关系数	0.8798	0.0414
神经网络相关系数	0.8245	0.0654
指数平滑相关系数	0.8347	0.0469

表2 2007/03/25 10:23 - 12:09 PPI 扫描长周期预测精度统计

Tab.2 the forecast precision of PPI scan data during 10:23 - 12:09

统计量	均值	方差
灰色预测 RMSE	1.2806	0.2051
神经网络 RMSE	1.5115	0.2408
指数平滑 RMSE	4.5050	0.1732
灰色预测相关系数	0.9395	0.0163
神经网络相关系数	0.9192	0.0277
指数平滑相关系数	0.9170	0.0205

3.2 迎头风预测结果对比

对于迎头风预测,选取 2007 年 3 月 20 日 04:09 ~

04:45 和 2007 年 3 月 30 日 07:56 ~ 08:31 之间的 L25 跑道着陆下滑道扫描数据作为样本,因为扫描间隔为 2 min 左右^[11],所以一共选 40 组数据,该组数据风速波动大,更能反应预测算法的稳定性。

由于下滑道扫描策略的目的是为了得到迎头风廓线^[12],图3为两个下滑道扫描预测的迎头风图

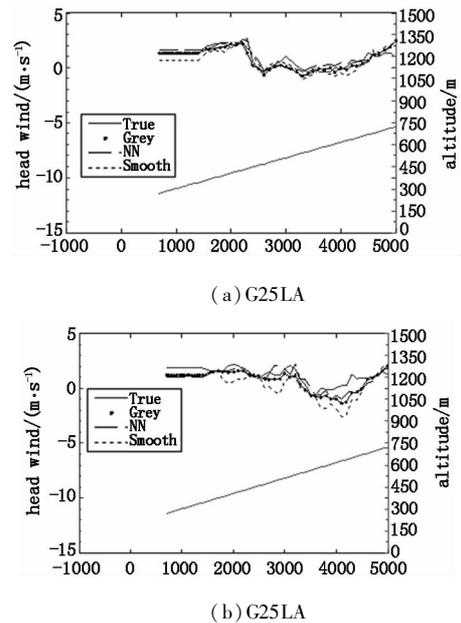


图3 2007 年 3 月 30 日 07:56 与 08:31 的 L25 跑道着陆下滑道迎头风的单点预测和长周期预测结果

Fig.3 real headline wind and three kinds of forecasting headline wind of 07:56 2007/03/30 and 08:31 2007/03/30

像,所选的样本风速变化较明显,但是可以看出预测精度仍然较高。

为比较三种预测方法,图4给出三种方法进行单点预测和长周期预测时,在各个时刻的均方根误差和相关系数的变化情况。由图4,可以直观的看出:①灰色预测的单点预测和长周期预测结果都优于另两种方法;②在长周期预测时,随着预测

时间范围的扩大,精度大致呈降低趋势;③在30号风场变化较明显的情况下,预测结果依然较稳定,在一定可取的范围内波动。三次指数平滑在预测的时间范围过长时可能预测预测过大,故在下面的精度分析中,不对其进行统计。30号样本统计结果如表3、表4所示,20号样本的统计结果如表5、表6所示。

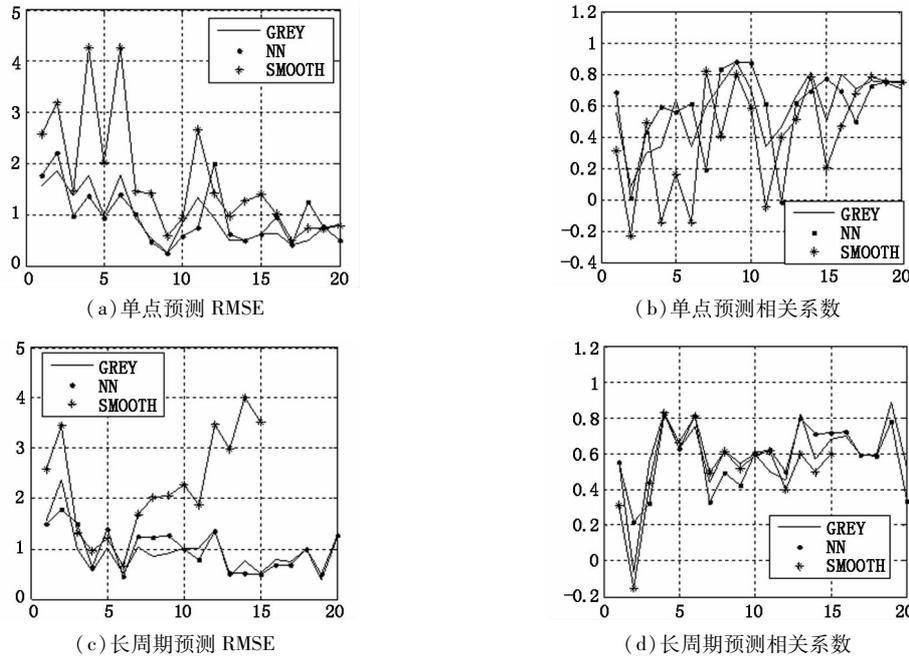


图4 2007/03/30 07:56-08:31 的L25跑道着陆迎头风预测精度

Fig.4 RMSE and correlation coefficient of three forecast methods about headline wind during 2007/03/30 07:56-08:31

表3 2007/03/30 07:56-08:31 单点预测精度统计
Tab.3 the forecast precision of headline wind during 2007/03/30 07:56-08:31

统计量	均值	方差
灰色预测 RMSE	0.9151	0.4804
神经网络 RMSE	0.9861	0.4812
指数平滑 RMSE	1.5763	1.0098
灰色预测相关系数	0.5903	0.4804
神经网络相关系数	0.5366	0.2259
指数平滑相关系数	0.4609	0.2914

表4 2007/03/30 07:56-08:31 长周期预测精度统计
Tab.4 the forecast precision of headline wind during 2007/03/30 07:56-08:31

统计量	均值	方差
灰色预测 RMSE	0.9921	0.4658
神经网络 RMSE	0.9269	0.3945
灰色预测相关系数	0.5785	0.1962
神经网络相关系数	0.5805	0.1829

表5 2007/03/20 04:09-04:45 单点预测精度统计
Tab.5 the forecast precision of headline wind during 2007/03/20 04:09-04:45

统计量	均值	方差
灰色预测 RMSE	0.3410	0.1927
神经网络 RMSE	0.5701	0.4568
指数平滑 RMSE	0.5077	0.2636
灰色预测相关系数	0.5531	0.2430
神经网络相关系数	0.3560	0.3374
指数平滑相关系数	0.4290	0.2800

表6 2007/03/20 04:09-04:45 长周期预测精度统计
Tab.6 the forecast precision of headline wind during 2007/03/20 04:09-04:45

统计量	均值	方差
灰色预测 RMSE	1.0172	0.6048
神经网络 RMSE	1.1972	1.0768
灰色预测相关系数	0.4671	0.2107
神经网络相关系数	0.3453	0.3247

4 结论

风场和迎头风预测是机场风切变预测的重要组成部分,对准确预测风切变具有重要的意义。本文利用香港国际机场激光雷达数据进行了风场 PPI 扫描预测和下滑道迎头风预测实验,比较了灰色预测、BP 网络预测及三次指数平滑预测等 3 种方法的预测结果。实验表明:所选用的三种预测算法中,三次指数平滑预测能够较好的预测数据序列不平稳有波动的情况,但是在延长预测的时间范围到 20 个时间间隔(即 40 min 或 2 h)时,不能完全保证预测效果。灰色预测精度最高,结果最稳定,能较准确地反应机场附近的风速情况;在扩大预测时间范围的情况下,仍能起到预测的效果且对于波动的风场也能在一定程度上保证预测的精度。BP 网络预测能基本保证预测效果,但预测精度较之灰色预测较差。

下一步将继续对风场和迎头风预测算法进行深入研究,并以此为基础,扩展到机场区域的风切变预测上,形成一个完善的风切变预测系统。

参考文献:

- [1] Jiao Yuntao. Windshear at low altitude and flight safety [J]. China Civil Aviation, 1994, (11): 13 - 14. (in Chinese)
焦云涛. 低空风切变与飞行安全[J]. 中国民用航空, 1994, (11): 13 - 14.
- [2] Sun Lei. Numerical simulation of forecast for low-level wind-shear nearby airports[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2003 (S2): 150 - 152. (in Chinese)
孙磊. 机场附近低空风切变的数值模拟预测[J]. 中山大学学报, 2003(S2): 150 - 152.
- [3] Zhang Yanyan, Gong Ke, He Shufang, et al. Progress in laser doppler velocity measurement techniques[J]. Laser & Infrared, 2010, 40(11): 1156 - 1162. (in Chinese)
张艳艳, 巩轲, 何淑芳, 等. 激光多普勒测速技术进展 [J]. 激光与红外, 2010, 40(11): 1156 - 1162.
- [4] C M Shun, P W Chan. Applications of an infrared doppler LIDAR in detection of wind shear [J]. J of Atmos and Oceanic Technol, 2008, 25: 637 - 655.
- [5] Jiang Lihui, Fan Daobing, Zuang Zibo, et al. Research of airport microscale wind field retrieval with single doppler lidar [J]. Laser & Infrared, 2010, 40(11): 1168 - 1172. (in Chinese)
蒋立辉, 范道兵, 庄子波, 等. 单多普勒激光雷达机场小尺度风场反演研究 [J]. 激光与红外, 2010, 40(11): 1168 - 1172.
- [6] K M Kwong, James N K Liu, et al. Using LIDAR doppler velocity data and chaotic oscillatory-based neural network for the forecast meso-scale wind field [C] // IEEE World Congress on Computational Intelligence, Hong Kong, 2010.
- [7] Marilyn M Wolfson, et al. Automated microburst wind shear prediction [J]. The Lincoln Laboratory Journal, 1994, 7(2): 399 - 426.
- [8] 邓聚龙. 灰色预测与决策 [M]. 武汉: 华中工学院出版社, 1986: 56 - 62.
- [9] Martin T Hagan, Howard B Demuth, Mark H Beale. 神经网络设计 [M]. 戴葵, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2003: 113 - 118.
- [10] 易丹辉. 统计预测——方法与应用 [M]. 北京: 中国人民大学出版社, 1990: 60 - 65.
- [11] K M Kwong, P W Chan. Short-term wind forecasting at the hong kong international airport by applying chaotic oscillatory-based neural network to LIDAR Data [C] // 13th Conference on Aviation, Range and Aerospace Meteorology, New Orleans, Louisiana, USA, 2008.
- [12] K M Kwong, P W Chan. Forecasting of the winds along the glide paths at an airport by applying A chaotic oscillatory neural network (CONN) to the doppler LIDAR data [C] // Seventh Conference on Artificial Intelligence and its Applications to the Environmental Sciences, Phoenix, U. S. A, 2009.