

两种估算近海面大气光学湍流强度方法的比较

吕 洁^{1,2}, 朱文越¹, 蔡 俊^{1,2}, 青 春^{1,2}

¹中国科学院安徽光学精密机械研究所大气成分与光学重点实验室, 安徽 合肥 230031;

²中国科学技术大学研究生院科学岛分院, 安徽 合肥 230026

摘要 选取随船观测的三亚地区 2016-01-06 至 2016-01-09 连续 4 天的折射率结构常数 C_n^2 及温度、风速、相对湿度三种常规气象参数, 基于后向传播神经网络和逐步回归理论, 分别建立两种模型并对 C_n^2 进行了连续 3 天的估算。结果显示, 两种模型估算的结果在变化趋势及量级上均符合近海面光学湍流的一般特征和变化规律, 并且可以表现出 C_n^2 的基本日变化特征, 整体相关系数分别为 0.8661 和 0.8496。选取了平均绝对误差、平均相对误差、均方根方差以及相关系数等统计量来衡量估算结果。分析表明, 两种模型均能准确地估算出近海面的 C_n^2 , 但在夜间弱湍流发生时估算值略高于测量值。为进一步提高估算的准确度, 需要改进模式在夜间的估算效果。

关键词 大气光学; 折射率结构常数; 统计学习理论; 湍流估算模型

中图分类号 P183.4 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201737.0501001

Comparison of Two Approaches for Estimating Atmospheric Optical Turbulence Intensity near Sea

Lü Jie^{1,2}, Zhu Wenyue¹, Cai Jun^{1,2}, Qing Chun^{1,2}

¹Key Laboratory of Atmospheric Composition and Optical Radiation, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China;

²Science Island Branch of Graduate School, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230026, China

Abstract A refractive index structural constant C_n^2 and three kinds of conventional meteorology parameters (temperature, wind speed and relative humidity) are chosen from ship-based measurement in Sanya from 2016-01-06 to 2016-01-09. Two models are established based on the backward propagation neural network and the stepwise regression theory, and three-day estimation of C_n^2 is carried out. The results show that the variation tendency and magnitude of the results estimated by two models are in accord with general characteristics and change rule of the optical turbulence near the sea, and these results demonstrate the fundamental diurnal variation of C_n^2 . Overall correlation coefficients are 0.8661 and 0.8496. Statistical variables of mean absolute error, mean relative error, root mean square variance and relative coefficient are used to evaluate the estimation results. Further analysis shows that both the two models can calculate C_n^2 near the sea precisely. However, when weak turbulence occurs at night, the estimation results are slightly higher than measurement results. To further improve the estimation accuracy, the estimation effect during nighttime should be improved.

Key words atmospheric optics; refractive structural constant; statistical learning theory; turbulence estimation model

OCIS codes 010.1330; 010.1290

1 引 言

光束在大气中传播时因受到湍流的影响, 产生漂移、闪烁和抖动等现象, 导致光束质量下降, 严重影响光学系统的使用。因此, 需要了解大气光学湍流的特性以对上述影响因素进行修正。大气光学湍流强度通常

收稿日期: 2016-12-01; 收到修改稿日期: 2017-01-09

作者简介: 吕 洁(1991—), 女, 硕士研究生, 主要从事大气光学湍流估算方面的研究。E-mail: lvjie721@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 朱文越(1976—), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事大气光传输的湍流效应方面的研究。

E-mail: zhuwenyue@aiofm.ac.cn(通信联系人)

用折射率结构常数(C_n^2)表示,但在海上直接观测 C_n^2 对监测平台的要求较高,目前较难实现基于移动平台对近海面 C_n^2 的大范围观测^[1]。利用常规的气象要素信息并结合相关计算模型对 C_n^2 进行估算是解决这一问题的有效方法之一,通过使用气象预报产品可进一步实现对 C_n^2 的预报。

自 20 世纪 60 年代以来,国内外研究人员已经初步建立了几种数值计算模型,Wyngaard 等^[2-3]提出在不稳定层结下开放海面估算温度结构常数(C_T^2)的经验函数,引入无量纲常数,为估算 C_n^2 提供理论基础;Friehe 等^[4]提出一项对海面 C_n^2 具有重要影响的因子,即温度-水汽互相关结构常数 C_{Tq} ,并证明了该项对 C_n^2 的贡献率高达 24%;Davidson 等^[5]于 1980 年在蒙特利海岸进行实验,证明了 bulk 方法在海洋表面估算 C_n^2 的有效性;Andreas 等^[6]根据 Monin-Obukhov 相似(MOS)理论,将海-气表面的湍流项参数化,并利用 Wyngaard 等得到的关于 C_T^2 和高度的经验函数,估算出海面及海面上的 C_n^2 ;至此,以 MOS 理论为基础,通过海面通量估算 C_n^2 的思路已经基本成熟。然而,以上多数模式在中性和稳定大气条件下误差较大,为解决这一问题,Frederickson^[7]等修订了温度折射率经验函数 f_T 。

20 世纪 90 年代,Sadot 等^[8]在沙漠地区进行实验,通过输入温度、风速、辐射通量等大尺度气象参数,构建多元非线性回归方程,并将 C_n^2 与大尺度气象参数联系起来,为估算 C_n^2 提供了新的思路。

20 世纪 90 年代以后,出现了利用数值预报的结果对 C_n^2 进行估算的方法,Frehlich 等^[9]在天气研究和预测(WRF)模型下对 C_n^2 进行估算,并与探空资料进行对比。青春等^[10-12]使用 WRF 模型对若干地点进行实验,并与使用探空气球测得的数据进行比较,结果显示其在垂直廓线方向具有良好的吻合度。

近些年,机器学习算法被广泛用于气象等领域,它是建立在统计学习理论之上的。该算法从观测数据出发寻找规律,并利用这些规律对未来或无法观测的物理量进行预测,且不需要任何先验公式^[13]。Wang 等^[14]使用人工神经网络对莫纳罗亚山附近海面的 C_n^2 进行了为期 1 个月的估算,利用温度、相对湿度等 5 项常规观测气象参数进行估算,不仅避开了 MOS 理论复杂的物理计算过程,同时也突出了人工神经网络在中性和稳定层结下估算 C_n^2 的优势。

本文在已有估算理论的基础上,分别使用人工神经网络和逐步回归两种方法,并采用不同的因子建立统计模型,仅依靠温度、风速和相对湿度这三个对海面湍流具有重要影响的物理量,对 2016-01-06 至 2016-01-09 期间三亚地区海面上观测的 C_n^2 进行估算,并使用相关系数 R_{xy} 、平均相对误差等统计特征值来描述估算结果,比较了两种不同方法估算 C_n^2 的效果。本文通过实验初步证实了这两种分别基于统计和机器学习理论构建的两种估算模型在近海面估算 C_n^2 的可行性;通过比较这两种方法,分别分析了它们优点与不足,使海上观测 C_n^2 的实验在遇到直接观测困难时仍可以依靠较容易获得的常规气象参数来补充观测结果。

2 理 论

2.1 估算 C_n^2 的理论方法

对于电磁波波长 λ ,大气折射率可用温度、压强和水汽表示为^[9]

$$n - 1 = 77.6 \times 10^{-6} \frac{P}{T} + 0.3733 \frac{e}{T^2}, \quad (1)$$

式中 P 为压强, T 为温度, e 是水汽分压。由(1)式可得,可见光波长 $\lambda = 0.5 \mu\text{m}$ 对应的折射率结构函数为^[9]

$$C_n^2 = \left[\frac{79.281P(1 + 4.00308 \times 10^{-6}P) \times 10^{-6}}{T^2} \right]^2 C_T^2, \quad (2)$$

进一步将(2)式简化得到

$$C_n^2 = \left(79 \times \frac{10^{-6}P}{T^2} \right)^2 C_T^2. \quad (3)$$

因此,可以利用金属丝测量温度起伏 C_T^2 ,从而间接得到 C_n^2 。

2.2 逐步回归理论基础

逐步回归是一种基于多元回归方程而发展起来的方法,该方法常被用来分析预报量与其他变量之间的

相关关系,且常被应用于常规气象要素的预报中。多元线性回归是在已经选好预报因子的情况下求解回归系数,并建立回归方程,这些因子的选择仅是因为它们与预报量之间具有较好的相关性,而没有考虑这些预报因子彼此之间是否还存线性相关关系。由于预报因子之间的相互影响,其中一些因子会减小对预报量的作用。为了克服上述缺点,便提出了逐步回归的方法^[15]。

逐步回归的基本思想:假设有 p 个待选因子,需要从中选出 m 个因子引入回归方程,以各因子对预报方程的方差贡献大小作为判别基础,每步从这 p 个待选因子中筛选出预报贡献最大的因子;引入前 3 个因子的方法都相同,在引入第 4 个因子之前,要对已引入方程中的预报因子进行剔除检验,确保已经引入的因子没有因新引入的因子而导致其对预报量的贡献显著减小,否则将其剔除,然后继续引入新因子,直到既没有旧因子剔除也没有新因子引入为止。这时,回归方程中仅保留对预报量贡献最显著的因子,且保证了引入的因子之间彼此独立^[15-16]。建立的回归方程为

$$y = b_0 + \sum_{j=1}^m b_j x_j + e, \quad (4)$$

式中 b_0, b_1, \dots, b_m 是 $m+1$ 个待估计的参数, x_j 为第 j 个因子, e 为 m 个相互独立且服从同一正态分布 $N(0, \sigma)$ 的随机变量。图 1 为逐步回归的算法流程图, n 为已经引入方程的因子个数。

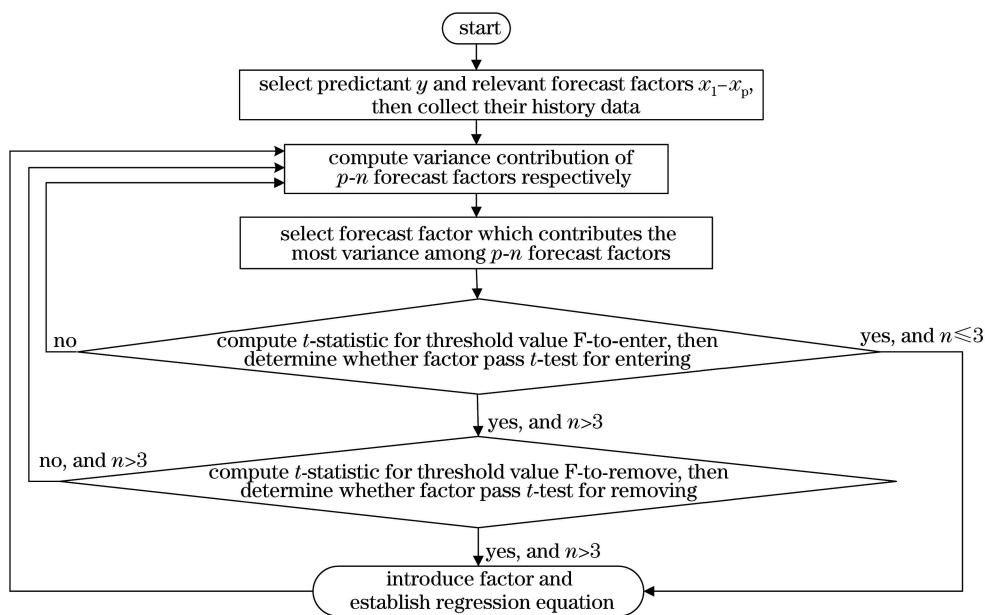


图 1 逐步回归法的算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart of stepwise regression method

2.3 后向传播 BP 神经网络

人工神经网络是一种模拟人脑感知和学习能力的信号处理系统,主要用于模式识别和函数估计等领域。BP 神经网络作为其中的一个重要分支,采用非线性传输函数以及多层前向传递网络结构,能够对本质上是非线性函数的问题进行很好的估算。BP 神经网络采取误差反转训练算法,其过程可分为两个阶段^[17]:1)正向传播过程,通过输入层输入若干与被估算值关系密切的物理量,这些物理量经过加权函数分配权重后输入中间层,该层的神经元汇总所有输入后,通过转移函数产生某种响应输出^[18];2)反向传播过程,计算响应输出值与期望输出值之间的误差,如果误差超过预先设定的值,则将误差逐层递归返回输入层,并据此重新调整各连接权重,重复地进行训练学习,直至能产生符合预先设定的误差时停止训练。

给定 N 个样本 $(x_k, y_k) (k=1, 2, \dots, N)$, 为简化模型,设激活阈值为 0,第 k 个样本在第 $l-1$ 层第 i 个结点的输出为 O_{ik}^{l-1} , 则第 k 个样本在第 l 层第 j 个结点的输入为^[17]

$$I_{jk}^l = \sum_i \omega_{ij}^{l-1} O_{ik}^{l-1}, \quad (5)$$

式中 ω_{ij}^{l-1} 为从第 $l-1$ 层第 i 个结点到第 l 层第 j 个结点的权重系数。计算出 I_{jk}^l 后,则可得到输入第 k 个样

本后第 l 层结点 j 的输出为

$$O_{jk}^l = f(I_{jk}^l), \quad (6)$$

式中 $f(\cdot)$ 为转移函数, 该函数有多种表现形式, 这里选取 BP 神经网络中常用的 sigmoid 函数作为转移函数, 即

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (7)$$

根据指定的期望输出计算误差, 得到常用的误差性能函数为

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_j (y_{jk} - \bar{y}_{jk})^2, \quad (8)$$

式中 \bar{y}_{jk} 为输出层结点 j 的实际输出, y_{jk} 为期望输出。总误差可表示为

$$E = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N E_k. \quad (9)$$

定义 $\delta_{jk}^l = \partial E_k / \partial I_{jk}^l$ 为第 k 个样本的误差对第 l 层第 j 个结点的偏导, 则其对连接权重的偏导可表示为

$$\frac{\partial E_k}{\partial \omega_{ij}^{l-1}} = \frac{\partial E_k}{\partial I_{jk}^l} \frac{\partial I_{jk}^l}{\partial \omega_{ij}^{l-1}} = \frac{\partial E_k}{\partial I_{jk}^l} O_{ik}^{l-1} = \delta_{jk}^l O_{ik}^{l-1}. \quad (10)$$

接着, 逆向计算权值的修订量。计算得到从隐层(第 l 层)第 i 个结点到输出层(第 $l+1$ 层)第 j 个结点的权重修正量为

$$\frac{\partial E_k}{\partial \omega_{ij}^l} = -O_{ik}^{l-1} (y_k - \bar{y}_k) f'(I_{jk}^l), \quad (11)$$

式中 $f'(I_{jk}^l)$ 为 $f(I_{jk}^l)$ 的导数。输入层(第 $l-1$ 层)第 h 个结点到隐层第 i 个结点权值的修正量为

$$\frac{\partial E_k}{\partial \omega_{hi}^{l-1}} = O_{hk}^{l-2} \sum_j \delta_{jk}^l \omega_{ji}^l f'(I_{ik}^{l-1}). \quad (12)$$

设 μ 为步长, 则有

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} - \mu \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}}, \quad \mu > 0, \quad (13)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \sum_{k=1}^N \frac{\partial E_k}{\partial \omega_{ij}}, \quad (14)$$

式中 ω_{ij} 为在任意指定层从第 i 个结点到下一层第 j 个结点的权重值。在下次网络的正向传播中, 新的权重值 ω_{ij} 将按照(13)式进行修订。 $\partial E_k / \partial \omega_{ij}$ 的计算方法如(14)式所示。以三层前向网络为例, 输入层有 3 个输入节点, 分别为温度、相对湿度和风速。初步划定范围后, 再经过数值循环实验确定中间层神经元的个数为 12^[18], 且输出层为单一输出。图 2 为搭建的 BP 神经网络示意图。

3 三亚预报结果分析

实验在三亚以南海域进行, 坐标为(18°39'N, 109°27'E), 船上配备了超声风速计和温度脉动仪, 观测时间为从 2015-12-18 至 2016-01-18 共 30 天, 采样仪器每 20 s 采样一次, 观测项目有三维纬向风速、温度、相对湿度、水汽和 C_n^2 , 以上所有观测数据均有两层, 分别距离甲板 3.7 m 和 6.8 m, 这里所采用的数据除 C_n^2 以外均来自第一层(距甲板 3.7 m)。由于温度脉动仪在下雨天、阴天所测得的 C_n^2 有较大误差, 故结合天气记录, 选取 2016-01-06 至 2016-01-09 连续 4 天在晴天下的记录值, 将每隔 5 min 的数据取平均, 同时为了消除不同单位之间对预测结果的干扰, 对模型中的所有因子进行归一化处理, 具体归一化公式为

$$x_{ki}^* = \frac{2(x_{ki} - x_{k,\min})}{x_{k,\max} - x_{k,\min}} - 1, \quad (15)$$

式中 x_{ki}^* 为修正后第 k 个预报因子在第 i 个时刻的值, $x_{ki}^* \in [-1, 1]$; x_{ki} 为修正前第 k 个预报因子在第 i 个时刻的值; $x_{k,\max}$ 和 $x_{k,\min}$ 分别对应第 k 个因子的最大值和最小值。

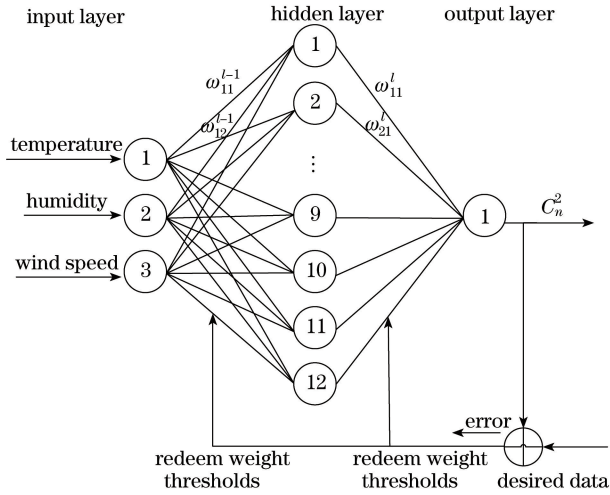


图 2 BP 神经网络示意图

Fig. 2 Diagram of BP neural network

为了衡量预报结果的可靠性,选取平均绝对误差 E_{MAE} 、平均相对误差 E_{MRE} 、均方根方差 E_{RMSE} 以及相关系数 R_{xy} 4 个统计量来衡量预报结果,4 个统计量可分别表示为

$$E_{MAE} = \sum_{i=0}^N \frac{|\Delta_i|}{N}, \quad (16)$$

$$E_{MRE} = \frac{E_{MAE}}{\left| \sum_{i=0}^N (X_i/N) \right|} \times 100\%, \quad (17)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\sum_{i=0}^N \frac{(\Delta_i)^2}{N}}, \quad (18)$$

$$R_{xy} = \frac{\sum_{i=0}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=0}^N (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=0}^N (Y_i - \bar{Y})^2}}, \quad (19)$$

式中 $\Delta_i = Y_i - X_i$, X_i 为第 i 时刻 C_n^2 的观测值, Y_i 为第 i 时刻 C_n^2 的估计值, N 为时间序列的个数, \bar{X} 为观测值从第 1 个观测时刻到第 861 个观测时刻的平均值, \bar{Y} 为对应估计值的平均值。

3.1 BP 神经网络估算结果

以 2016-01-06 这一天的观测数据作为训练样本,利用 2016-01-07 至 2016-01-09 这 3 天实测 C_n^2 数据对模型进行检验。为增加 BP 神经网络的泛化能力,误差性能函数采用归一化均方误差函数^[19],输入层至中间层采用 sigmoid 型函数作为传递函数,中间层至输出层采用纯线性函数。

图 3(a)~(c)为基于 BP 神经网络的估算结果与实际结果的对比。结果显示,BP 神经网络能清晰地表现出近海面大气湍流日变化的一般规律,其在中午达到一天中最大值,在 06:00 左右和 18:00 左右减弱至 $-13.5 \text{ m}^{-2/3}$ 以下,从 2016-01-07 至 2016-01-09 的相关系数分别为 0.8558, 0.9018, 0.8712, 整体相关系数为 0.8661, $\lg C_n^2$ 的估计值的取值范围为 $-13.6278 \sim -12.4002 \text{ m}^{-2/3}$, 小于观测值的取值范围 $-15.1112 \sim -12.1267 \text{ m}^{-2/3}$ 。实验中,BP 神经网络没有完全表现出夜间的弱湍流(2016-01-07 18:00 以后和 2016-01-09 21:00 以后),同时 2016-01-08 凌晨 BP 神经网络出现明显的转换时刻,而估计值在 03:00 以后并未看到明显的下降。总体上,BP 神经网络能够表现出近海面大气湍流日变化的一般规律,不过在本次实验中存在夜间估算值略偏大、转换时刻表现不明显等问题。

图 4(a)为使用 BP 神经网络得到 $\lg C_n^2$ 的观测值和估算值的散点图,可以看出,这些点基本均匀分布在红线周围,尤其当 $\lg C_n^2$ 估算值大于 $-13.75 \text{ m}^{-2/3}$ 时更明显,但在较弱的湍流下(如 $\lg C_n^2$ 估算值小于

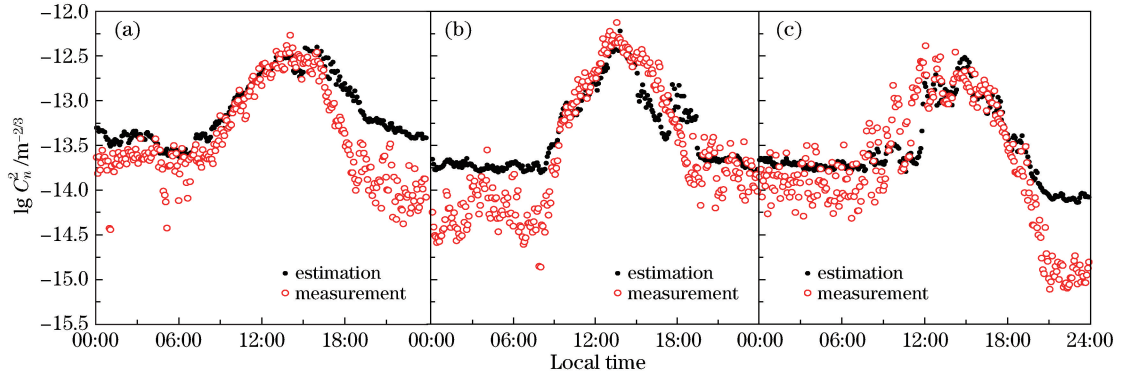


图 3 在三亚地区使用 BP 神经网络得到 C_n^2 的测量结果和估算结果。(a) 2016-01-07;(b) 2016-01-08;(c) 2016-01-09

Fig. 3 Measurement results and estimation results of C_n^2 in Sanya with BP neural network.

(a) 2016-01-07; (b) 2016-01-08; (c) 2016-01-09

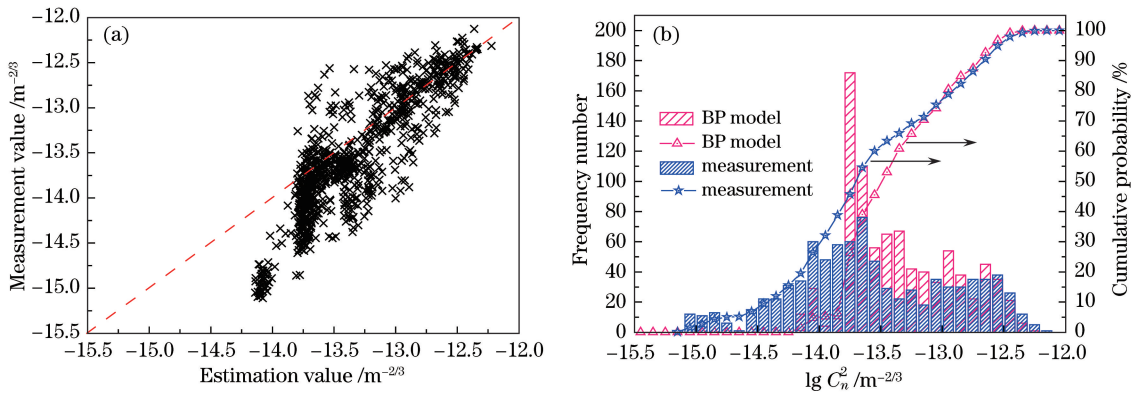


图 4 使用 BP 神经网络模型在 2016-01-07 至 2016-01-09 期间得到的结果。(a) $\lg C_n^2$ 的测量值与估算值的散点图;

(b) $\lg C_n^2$ 的频率分布直方图和累积概率分布图

Fig. 4 Results of $\lg C_n^2$ from 2016-01-07 to 2016-01-09 when BP neural network model is used.

(a) Scatter diagram of measurement value and estimation value of $\lg C_n^2$;

(b) frequency distribution histogram and cumulative probability distribution of $\lg C_n^2$

$-13.75 \text{ m}^{-2/3}$ 时),散点出现了轻微偏差,这与图 3 中所看到的估算值在夜间偏大的结果相吻合。图 4(b)为使用 BP 神经网络得到 $\lg C_n^2$ 的频率分布直方图和累积概率分布图,结果显示 C_n^2 的估算值和测量值的分布基本一致,但 BP 模式估算值在小于 $-13.75 \text{ m}^{-2/3}$ 区域的频数低于测量值的频数;累积概率显示,在湍流强度大于 $-13.25 \text{ m}^{-2/3}$ 时两条曲线基本重合,在小于 $-13.25 \text{ m}^{-2/3}$ 的区域出现的两条曲线的差距表明了实验中 BP 模式在估算弱湍流与实际测量值的累积差距。

3.2 逐步回归估算模型

首先构造因子,选取风速 W_s 、温度 T 以及相对湿度 R_H 作为基本预报因子,然后两两组合,构造了 21 个不大于 4 阶的因子。利用逐步回归方法,对所有不大于 4 阶的 21 个因子进行检验,在通过检验的因子中挑选 5 个因子作为预报因子,构造出的新的 C_n^2 估算方程为

$$C_n^2 = \beta_0 + \beta_1 T + \beta_2 T^3 + \beta_3 R_H^3 + \beta_4 W_s T^2 + \beta_5 W_s^2 T^2, \quad (20)$$

式中 $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$ 为回归系数。根据 2016-01-06 这一天的结果计算,得到 $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$ 的值分别为 $-12.9342, 0.9501, 0.0777, 0.2438, 0.1754, -0.2745$ 。

图 5(a)~(c)为使用逐步回归方法得到的估算结果与实测数据的对比,可以看出,该方程在趋势上与观测数据较好地吻合,2016-01-07 至 2016-01-09 这三天的相关系数分别为 0.7777, 0.9223, 0.8471, 整体相关系数为 0.8496,显然逐步回归模型也能很好地表现出近海面大气湍流的日变化特性, $\lg C_n^2$ 的估计值的取值范围为 $-14.1891 \sim -12.2017 \text{ m}^{-2/3}$,略小于观测值的取值范围 $-15.1112 \sim -12.1267 \text{ m}^{-2/3}$ 。值得注意

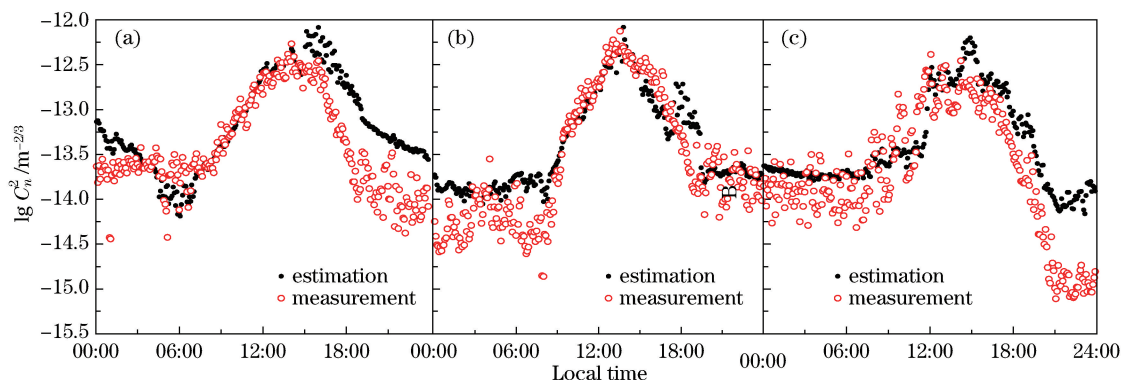


图 5 三亚地区使用逐步回归模型得到 C_n^2 的估算结果与观测结果。(a) 2016-01-07; (b) 2016-01-08; (c) 2016-01-09

Fig. 5 Results of measurement results and estimation results of C_n^2 in Sanya when stepwise regression model is used.

(a) 2016-01-07; (b) 2016-01-08; (c) 2016-01-09

的是, C_n^2 在 2016-01-08 凌晨 03:00—07:00 突然减小, 与 BP 神经网络类似, 估算值并未明显表现出这一变化趋势。因此, 如何能够让估算模型准确地表现出 C_n^2 的转化时刻, 是下一阶段需要解决的问题。

图 6(a) 为使用逐步回归模型得到的 $\lg C_n^2$ 的观测值和估算值的散点图, 结果表明, 散点基本沿着斜率为 1 的红线均匀分布, 尤其在大于 $-13.5 \text{ m}^{-2/3}$ 的区域, 但散点在 $-13.6 \text{ m}^{-2/3}$ 处出现了明显偏移, 说明在较弱的湍流下, $\lg C_n^2$ 的估算值略大于测量值。图 6(b) 为使用逐步回归模型得到 $\lg C_n^2$ 的频率分布直方图和累积概率分布图, 在湍流强度小于 $-14 \text{ m}^{-2/3}$ 时由逐步回归得到的估算频数分布低于测量值, 在大于 $-14 \text{ m}^{-2/3}$ 的时候两者吻合较好; 两者的累积概率分布趋势基本一致, 在小于 $-13.25 \text{ m}^{-2/3}$ 的区域产生较小的偏移。

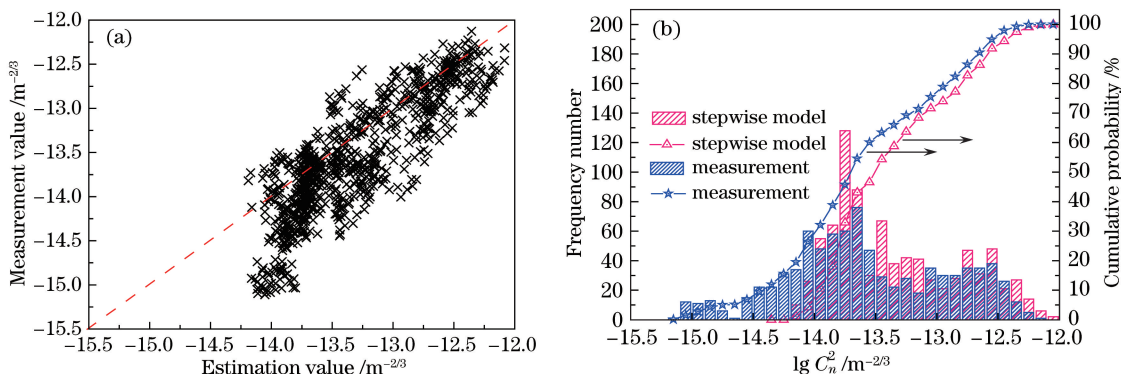


图 6 使用逐步回归模型在 2016-01-07 至 2016-01-09 得到的结果。(a) $\lg C_n^2$ 的观测值与估算值的散点图;

(b) $\lg C_n^2$ 的频率分布直方图和累积概率分布图

Fig. 6 Results of $\lg C_n^2$ from 2016-01-07 to 2016-01-09 when stepwise regression model is used.

(a) Scatter diagram of measurement value and estimation value of $\lg C_n^2$;

(b) frequency distribution histogram and cumulative probability distribution of $\lg C_n^2$

3.3 两种预报模型的初步比较

选取 4 个常用统计量对预报结果进行评估, 分别为平均绝对误差 E_{MAE} 、平均相对误差 E_{MRE} 、均方根方差 E_{RMSE} 以及相关系数 R_{xy} , 使用 BP 神经网络模型和逐步回归模型得到 4 个统计量的结果如表 1 所示。

从平均绝对误差 E_{MAE} 和平均相对误差 E_{MRE} 的数值可以看出, 利用两个估算模型均能较准确地估算出海面上的 C_n^2 , 尤其在中等和强湍流的条件下利用两个估算模型得到的估算结果更加准确, 且相对误差率均

表 1 使用两种模型得到三亚地区从 2016-01-07 至 2016-01-09 的 4 个统计量的结果

Table 1 Results of four statistical variables corresponding to two models in Sanya from 2016-01-07 to 2016-01-09

Model	E_{MAE}	E_{MRE}	E_{RMSE}	R_{xy}
BP neural network model	0.3205	0.0240	0.4183	0.8661
Stepwise regression model	0.3306	0.0244	0.4240	0.8496

在 5% 以下。利用 BP 神经网络模型得到的平均绝对误差 E_{MAE} 、平均相对误差 E_{MRE} 和均方根方差 E_{RMSE} 均略小于利用逐步回归模型得到的结果, 但根据图 3~6 的分析, 利用逐步回归模型在夜间估算的准确度略高于利用 BP 神经网络模型得到的估算结果。除此之外, 两种模型在 2016-01-07 至 2016-01-08 期间得到 C_n^2 的估算结果出现了跳变, 初步分析这是由于这两日近海面风速发生了较为剧烈的变化, 因此风速的剧烈变化一定程度上影响了模型的估算结果, 同时也由于模型在夜间的估算结果偏大造成了一定的偏差, 因此, 模型在大风速以及夜间的稳定度还需要进一步改进。

4 结 论

已有的实测结果表明, 利用 BP 神经网络模型和逐步回归模型均可以在三亚以南海域借助大尺度气象参数估算得到光学湍流强度。从估算结果来看, 相关系数都在 0.8 以上, 且 C_n^2 的变化趋势与观测值基本吻合, 尤其在一天中的 08:00—18:00 期间得到的结果更好, 初步证实了基于统计的逐步回归模型与基于机器学习理论的 BP 神经网络模型在估算近海面光学湍流强度方面是有效的。但是, 利用这两种模型得到的估算结果在轮廓的精细结构上还存在偏差, 一天内 18:00 以后的估算值与测量值之间还有差距。

逐步回归方程虽然也取得了相关系数大于 0.8 的估算结果, 但在挑选预报因子时需要更多的样本以便挑选到可靠的因子, 实施起来比较复杂且存在实验者无法确定挑选出的因子组合是否为最优因子的问题。三层的 BP 神经网络在训练数据有限的情况下也能得到相同的精度, 训练好的神经网络通常对本质上的非线性问题有更好的估算, 但是存在神经元数目需要依靠经验来确定、容易陷入局地最小值等问题, 目前尚未有更好的解决办法。实际应用中所能观测的气象要素个数有限, 且测量的样本有限, BP 神经网络由于具有更好的非线性函数拟合能力, 更适合在这样的条件下估算 C_n^2 。

虽然基于统计和机器学习的方法有其固有的缺点, 但实验证明它们在估算某些变化机制较复杂的物理量时仍不失有效性。为提高估算结果, 可增加随船的探测设备, 使估算能够在更大的变量范围内挑选到相关性更大的变量, 从而提高逐步回归方法的估算精度。通过调整训练函数, 并适当增加输入结点均可以提高 BP 神经网络模型的估算精度。

此外, 在三亚地区的实验结果表明这两种方法在一天中的 08:00—18:00 期间得到的结果普遍比较准确, 总体上 BP 神经网络的结果更靠近测量值, 但在夜间估算时逐步回归模型相对偏差较小, 且两者在夜间的估算结果均不如在白天的估算结果准确。因此, 未来可以考虑借鉴气象预报上的集合预报方法, 将几种不同的估算结果相结合, 加入在一天中 18:00—08:00 期间估算效果较好的模式, 形成一个综合的估算系统, 以期达到更好的效果, 这也将是未来潜在的一个发展方向。

参 考 文 献

- [1] Li Yunbo, Huang Xiaomao, Yu Junhao, *et al.* Comparison and improvement of the atmospheric optical turbulence model in near sea surface[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(11): 1101004.
李云波, 黄小毛, 余军浩, 等. 近海面大气光学湍流计算模型比较与改进[J]. *光学学报*, 2012, 32(11): 1101004.
- [2] Wyngaard J C, Izumi Y, Collins S A. Behavior of the refractive index structure parameter near the ground[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, 61(12): 1646-1650.
- [3] Wyngaard J C. On surface layer turbulence in workshop on micrometeorology[M]. Boston: American Meteorological Society, 1973: 101-149.
- [4] Friehe C A, La Rue J C, Chanmpagne F H, *et al.* Effects of temperature and humidity fluctuations on the optical refractive index in the marine boundary layer[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1975, 65(12): 1502-1511.
- [5] Davidson K L, Schacher G E, Fairall C W, *et al.* Verification of the bulk method for calculating overwater optical turbulence[J]. *Applied Optics*, 1981, 20(17): 2919-2923.
- [6] Andreas E L. Estimating C_n^2 over snow and sea ice from meteorological data[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1988, 5(4): 481-495.
- [7] Frederickson P A, Davidson K L, Zeisse C R, *et al.* Estimating the refractive index structure parameter (C_n^2) over the ocean using Bulk methods[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 2000, 39(10): 1770-1783.
- [8] Sadot D, Kopeika N S. Forecasting optical turbulence strength on the basis of macroscale meteorology and aerosols:

- Models and validation[J]. *Optical Engineering*, 1992, 31(2): 200-212.
- [9] Frehlich R, Sharman R, Vandenberghe F, *et al.* Estimates of C_n^2 from numerical weather prediction model output and comparison with thermosonde data[J]. *Journal of Applied Meteorology and climatology*, 2010, 49: 1742-1755.
- [10] Qing Chun, Wu Xiaoqing, Li Xuebin, *et al.* Estimation of atmospheric optical turbulence profile by WRF model at Gaomeigu[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(9): 0913001.
青 春, 吴晓庆, 李学彬, 等. WRF 模式估算丽江高美古大气光学湍流廓线[J]. *中国激光*, 2015, 42(9): 0913001.
- [11] Qing Chun, Wu Xiaoqing, Li Xuebin, *et al.* Research on simulating atmospheric optical turbulence in typical area[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(5): 0501001.
青 春, 吴晓庆, 李学彬, 等. 典型地区高空大气光学湍流模拟研究[J]. *光学学报*, 2016, 36(5): 0501001.
- [12] Qing C, Wu X Q, Li X B, *et al.* Use of weather research and forecasting model outputs to obtain near-surface refractive index structure constant over the ocean[J]. *Optics Express*, 2016, 24(12): 13303-13315.
- [13] Zhang Ren, Jiang Guorong, Yu Zhihao, *et al.* Establishment of prediction model for the pacific subtropical high using neural network calculation method[J]. *Quarterly Journal of Applied Meteorology*, 2000, 11(4): 474-483.
张 韧, 蒋国荣, 余志豪, 等. 利用神经网络计算方法建立太平洋副高活动的预报模型[J]. *应用气象学报*, 2000, 11(4): 474-483.
- [14] Wang Y, Basu S. Using an artificial neural network approach to estimate surface-layer optical turbulence at Mauna Loa, Hawaii[J]. *Optics Letters*, 2016, 41(10): 2334-2337.
- [15] Hu Jifu. *Statistic analysis and methods in meteorology*[M]. Qingdao: Ocean University of China Press, 1996: 46-47.
胡基福. *气象统计原理与方法*[M]. 青岛: 青岛海洋大学出版社, 1996: 46-47.
- [16] Huang Jiayou. *Statistic analysis and forecast methods in meteorology*[M]. Beijing: China Meteorological Press, 2000: 60-75.
黄嘉佑. *气象统计分析与预报方法*[M]. 北京: 气象出版, 2000: 60-75.
- [17] Yuan Zengren. *Artificial neuron network and its application*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999: 66-70.
袁曾任. *人工神经网络及其应用*[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999: 66-70.
- [18] Liu De, Li Jing, Li Yonghua, *et al.* Application experiment of BP neural network model in long-term weather forecasts[J]. *Meteorological Science and Technology*, 2006, 34(3): 250-253.
刘 德, 李 晶, 李永华, 等. BP 神经网络在长期天气过程预报中的应用试验[J]. *气象科技*, 2006, 34(3): 250-253.
- [19] Zhou Kaili, Kang Yaohong. *Neural network model and simulation design by MATLAB*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 81-90.
周开利, 康耀红. *神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计*[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 81-90.