

文章编号:1001-9014(2010)06-0461-04

# 不同波长近红外激光大气消光特性的 泛化回归神经网络反演算法

吴荣华, 王江安, 任席闯, 李 恪  
(海军工程大学 电子工程学院, 湖北 武汉 430033)

**摘要:** 由于大气的不均匀性和不稳定性, 采用 MODTRAN 等大气传输软件计算, 很难保证实时精确地获取某波段的近红外激光大气消光系数、大气透过率等消光特性, 且传统的手段存在很多不确定性因素。利用近红外波段激光不同波长大气消光特性之间的相关性和泛化回归神经网络, 可以实现输入到输出之间非线性的相关性函数关系, 通过已知波长的激光雷达实测数据来实时反演其他波长的大气消光特性。实践表明, 该方法为实时获取实战条件下某一波段近红外大气消光特性提供一种新方法。

**关键词:** 大气光学; Mie 散射; 消光系数比; 红外辐射; 神经网络  
**中图分类号:** TN958.98 **文献标识码:** A

## REAL TIME MEASUREMENT OF ATMOSPHERIC OPTICAL PROPERTIES

WU Rong-Hua, WANG Jiang-An, REN Xi-Chuang, LI Ke  
(Electronic Engineering College, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

**Abstract:** Because of the nonuniformity and instability of atmosphere, it is very difficult to obtain real-time and precisely a band of infrared atmospheric extinction coefficient with MODTRAN atmospheric transmission software and any other traditional methods. The nonlinear function relationship between the input and output of neural network can be obtained via the relation among the atmospheric optical properties at different wavelengths in the near-infrared band by generalized regression neural network. Then the atmospheric optical properties at other wavelengths can be further derived through real-time inversion of the data at certain wavelength measured by laser radar. The method was proved to be effective in obtaining real-time the near-infrared atmospheric optical properties of a band in actual combat conditions.

**Key words:** atmospheric optics; Mie scatter; extinction coefficient ratio; infrared radiation; neural network

### 引言

在低空大气环境下, 大气气溶胶粒子作为地气系统的重要组成成分之一, 在紫外、可见到红外很宽的波段内对辐射传输产生影响, 一方面通过对电磁波的散射和吸收作用, 导致光波的能量衰减; 另一方面则把吸收的能量转化为其本身的热能, 这一过程在激光制导、激光大气通信、激光大气传输以及目标探测和识别等方面都起着至关重要的作用<sup>[1~3]</sup>。

实时精确获取某波段的红外大气消光系数、大气透过率等消光特性非常困难, 传统的手段存在很多不确定性因素。在实际应用方面, 采用 MODTRAN

等大气传输软件计算, 实时性和精确性很难保证。文中提出利用近红外波段不同波长大气消光特性之间的相关性关系, 通过已知波长的激光雷达实测数据来实时反演其他波长的大气消光特性。利用泛化回归神经网络可以实现输入到输出之间非线性的相关性函数关系, 实践表明, 该方法为实时获取实战条件下某一波段近红外大气消光特性提供一种研究方法。

### 1 理论基础与分析

激光在低空大气环境下传输时, 当波长处于可见光和近红外区域的大气窗口内, 近地层大气的散

收稿日期: 2009-12-03, 修回日期: 2010-06-25

Received date: 2009-12-03, revised date: 2010-06-25

基金项目: 国家 863 计划某专题资助项目; "十一五" 预研项目 (4010605020402)

作者简介: 吴荣华 (1980-), 男, 湖北武汉人, 博士生, 主要从事红外大气传输在目标探测与制导技术中的研究, E-mail: bigbird\_tx@126.com.

射效应通常占主导作用. 由于大气气溶胶粒子的随机分布性, 通常可以用 Mie 散射理论近似计算大气散射问题, 设大气气溶胶粒子谱分布模型为  $N(r)$ , 可以计算特定波长下大气的光学特性参数, 其中大气消光系数的计算为<sup>[4-9]</sup>

$$\delta(\lambda) = \int_{r_1}^{r_2} Q_{\text{ext}}(m, \chi) \pi r^2 N(r) dr, \quad (1)$$

其中  $Q_{\text{ext}}(m, \chi)$  由 Mie 散射理论进行计算

$$Q_e(m, \chi) = \frac{2}{\chi^2} \sum_{n=1}^{\infty} (2n+1) \text{Re}\{a_n + b_n\}, \quad (2)$$

式(2)中的  $m = n - ik$  为粒子光学常数 ( $m$  为复折率,  $n, k$  分别为折射指数和吸收指数);  $\chi = 2\pi r/\lambda$  为尺度参数;  $\Phi_p$  为单个粒子的散射相函数;  $\Theta$  为散射方向与入射方向的夹角, 即散射角;  $a_n, b_n$  为 Mie 散射系数;  $S_1, S_2$  为散射函数. 以上公式中各参数的计算式如下

$$a_n = \frac{\Psi'_n(m\chi) \Psi_n(\chi) - m \Psi_n(m\chi) \Psi'_n(\chi)}{\Psi'_n(m\chi) \xi_n(\chi) - m \Psi_n(m\chi) \xi'_n(\chi)}, \quad (3)$$

$$b_n = \frac{m \Psi'_n(m\chi) \Psi_n(\chi) - \Psi_n(m\chi) \Psi'_n(\chi)}{m \Psi'_n(m\chi) \xi_n(\chi) - \Psi_n(m\chi) \xi'_n(\chi)}, \quad (4)$$

$$\xi_n = \Psi_n - i\eta_n. \quad (5)$$

$\Psi_n$  及  $\eta_n$  为 Ricatti-Bessel 函数, 分别与第一类 Bessel 函数  $J_n$  及 Hankel 函数  $H_n$  相关.

散射函数计算公式为

$$S_1(\Theta) = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{2n+1}{n(n+1)} [a_n \pi_n \cos(\Theta) + b_n \tau_n \cos(\Theta)], \quad (6)$$

$$S_2(\Theta) = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{2n+1}{n(n+1)} [a_n \tau_n \cos(\Theta) + b_n \pi_n \cos(\Theta)], \quad (7)$$

式(6)、式(7)中  $\Theta$  为散射角,  $\pi_n, \tau_n$  为散射角函数.

对于  $\lambda_0, \lambda_i$  波长的消光系数, 在相同的大气环境同时进行的情况下, 由于  $N(r)$  相同, 因此有

$$F_i = \frac{\delta(\lambda_i)}{\delta(\lambda_0)} = \frac{\int_{x_1}^{x_2} Q_{\text{ext}}(m_i, \chi_i) \pi \left(\frac{\chi_i \lambda_i}{2\pi}\right)^2 N\left(\frac{\chi_i \lambda_i}{2\pi}\right) d\frac{\chi_i \lambda_i}{2\pi}}{\int_{x_1}^{x_2} Q_{\text{ext}}(m_0, \chi_0) \pi \left(\frac{\chi_0 \lambda_0}{2\pi}\right)^2 N\left(\frac{\chi_0 \lambda_0}{2\pi}\right) d\frac{\chi_0 \lambda_0}{2\pi}}. \quad (8)$$

由于上式在实际应用过程中计算相当复杂, 并且受很多条件限制, 如果  $N(r)$  分布的半径不是在  $0 \sim \infty$  的理想化区间, 而是在有限的范围  $r_1 \sim r_2$  之间, 积分就与波长等因素相关, 因此这些不确定因素将使反演结果的可靠性令人质疑. 考虑到函数的非线性关系, 利用神经网络可以用输入向量和相应的输出向量训练网络以逼近此相关性函数.

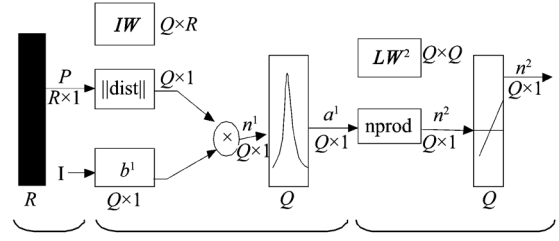


图1 泛化回归神经网络结构

Fig. 1 The structure of GRNN

## 2 泛化回归神经网络反演算法模型

### 2.1 泛化回归神经网络

泛化回归神经网络 GRNN (generalized regression neural network) 是由 Specht 提出的, 具体的公式推导和理论可以参考文献[10~14]. GRNN 是径向基网络的一个分支, 其结构与径向基网络接近, 仅在输出的线性层有些不同, 非常适合与函数逼近, 其网络结构如图1所示, 它具有一个径向基网络层和一个特殊的线性网络层.  $P$  表示输入向量,  $R$  表示网络输入的维数,  $Q$  表示训练样本的个数.

径向基隐含层单元个数等于训练样本数  $Q$ , 该层的权值函数为欧几里德距离函数, 用  $\|\text{dist}\|$  表示, 其作用是计算网络输入与隐含层的权值矩阵  $IW_{1,1}$  之间的距离,  $b'$  为隐含层阈值; 图1中符号“ $\otimes$ ”表示  $\|\text{dist}\|$  的输出与阈值  $b'$  的元素与元素之间的乘积关系, 并将结果形成净输入  $n'$ , 传送到传递函数, 隐含层的传递函数为径向基函数, 一般采用高斯函数

$$R_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c\|^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad (9)$$

式中,  $\delta_i$  决定了第  $i$  个隐含层位置中基函数的形状,  $\delta_i$  越大基函数越平滑 (称为光滑因子). 网络的输出层的权函数为规范化点积权函数, 用 nprod 表示, 标有 nprod 的方框实现  $LW^2$  与  $a^1$  的归一化点乘运算 (以权值函数 normprod 完成), 其结果  $n^2$  为  $LW^2$  与  $a^1$  的点乘, 并以  $a^1$  所有元素的和进行归一化, 最后  $n^2$  作为线性神经元的加权输入. GRNN 的第一层与 RBF 的一样, 其径向基神经元数目等于输入样本数, 其权值等于输入向量的转置; 阈值  $b = [-\log(.5)]^{1/2}/\text{spread}$ . GRNN 的第二层的神经元数目也等于输入样本数, 其目标向量为  $T$ , 无阈值向量.

### 2.2 泛化回归神经网络模型的创建

(1) 在训练网络之前对原始数据进行预处理,

预处理的方法有多种,本文采用的是归一化处理方法,即将所有的输入、输出训练数据变换到区间  $[-1, 1]$ ;

(2) 依据训练样本确定网络的输入、输出数据的维数;

(3) 确定光滑因子  $\delta_i$ . 因为光滑因子  $\delta_i$  对网络的性能影响很大,光滑因子越小,网络样本的逼近性能就越强;光滑因子越大,网络对样本数据的逼近就越平滑.

(4) 对网络进行验证,网络训练好以后,测试数据必须进行归一化处理才能输入网络,最后对网络进行反变换,将输出变量还原.

### 3 实验与网络仿真训练

利用图 1 给出的泛化回归神经网络结构和 Matlab 神经网络工具箱,对表 1 所给出的样本模式进行网络仿真训练,其中,参数  $A, B, C$  为气溶胶尺度谱分布参数,  $\lambda_1$  为指定波长,  $F_1$  为同步实测的大气消光系数比值,样本量选定为 12 组,表 2 为测试样本量和测试输出结果. 训练样本数据是实验时,两部激光雷达同时测量,其中激光雷达的波长分别为  $0.532\mu\text{m}$  和  $1.060\mu\text{m}$ , 并且雷达之间的距离在 15m 以内,可以认为在这个范围内所有雷达所处的气溶胶的分布是一样的.

表 1 训练样本数据

Table 1 Data of training patterns

| $A$ | $B$ | $C$ | $\lambda_1$ | $\lambda_0$ | $T/F_1$ |
|-----|-----|-----|-------------|-------------|---------|
| 5   | 0.5 | 1.0 | 0.532       | 1.060       | 0.925   |
| 10  | 0.5 | 1.0 | 0.532       | 1.060       | 1.050   |
| 15  | 0.5 | 1.0 | 0.532       | 1.060       | 1.700   |
| 20  | 0.5 | 1.0 | 0.532       | 1.060       | 2.770   |
| 25  | 0.5 | 1.0 | 0.532       | 1.060       | 4.020   |
| 30  | 0.5 | 1.0 | 0.532       | 1.060       | 5.110   |
| 5   | 1.0 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 0.849   |
| 10  | 1.0 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 1.180   |
| 15  | 1.0 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 1.950   |
| 20  | 1.0 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 2.830   |
| 25  | 1.0 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 2.872   |
| 30  | 1.0 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 2.940   |
| 25  | 1.5 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 2.872   |
| 30  | 1.5 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 2.940   |

通过对网络的训练仿真表明,GRNN 神经网络对不同波长近红外大气消光特性相关性函数的逼近效果良好,在网络的训练过程中,将光滑因子分别设置为 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 经过对输出结果的检查发现,光滑因子越小,网络对样本的逼近性能越强;光滑因子越大,网络对样本数据的逼近过程就越平滑.

表 2 测试样本数据与测试结果

Table 2 Testing pattern data and Testing results

| Testing pattern data                  |     |     |             |             |         |
|---------------------------------------|-----|-----|-------------|-------------|---------|
| $A$                                   | $B$ | $C$ | $\lambda_1$ | $\lambda_0$ | $T/F_1$ |
| 25                                    | 1.5 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 2.872   |
| 30                                    | 1.5 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 2.940   |
| Testing output results (spread = 0.1) |     |     |             |             |         |
| 25                                    | 1.5 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 2.829   |
| 30                                    | 1.5 | 2.0 | 0.532       | 1.060       | 2.850   |

网络对训练样本的逼近误差如图 2 所示,网络的预测误差如图 3 所示. 由图可见,光滑因子为 0.1 时,无论是逼近性能还是预测性能,误差都较小,随着光滑因子的增加,误差也在不断增大.

由结论分析可见,网络的预测误差还有待改进,主要是因为大气的不均匀性,以及实验测量的误差所致,在实验测试数据中有几组数据波动较大,而且训练样本容量少,所以预测精度稍微欠缺,考虑这些因素的影响,这里的预测结果还是可以接受的.

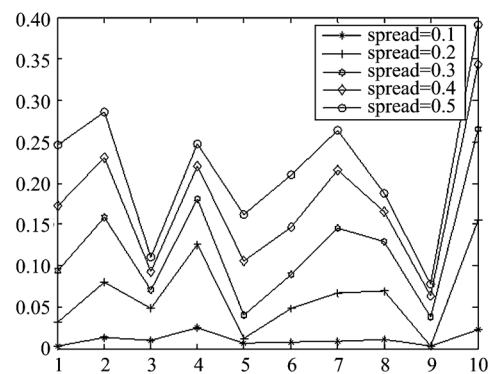


图 2 网络的逼近误差分析

Fig. 2 Analysis of the network approaching error

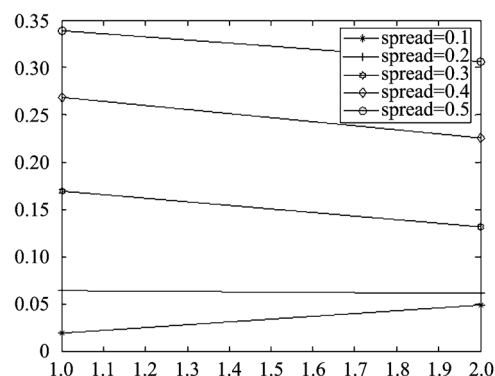


图 3 网络的预测误差分析

Fig. 3 Analysis of the network forecasting error

## 4 结论

通过研究神经网络以及 MATLAB 神经网络工具箱在近红外大气传输特性中的理论和应用方法,主要针对近红外大气光学特性受多个因素共同影响的特点,且各个因素之间有着比较复杂的关系,具有高度不确定的非线性系统.利用传统的方法有着诸多限制,而采用神经网络则能较好的克服这些限制,实现精确实时的非线性预测.预测的不同波长近红外消光系数比值,对于研究其大气光学特性意义重大,可以通过实测某一特定波长的大气消光系数数值,此一过程可以通过更高精度的激光雷达等探测设备完成,通过泛化回归神经网络模型对不同波长之间的消光系数比进行预测,能实时精确获取多波长近红外的大气光学特性.上述方法可以通过软硬件方便的加以实现,同时,只要改变训练样本,相同的软件做简单的修改可以适用于其他场合,因此,利用 GRNN 网络反演近红外大气光学特性具有一定的实用价值.

## REFERENCES

- [1] HAN Yong, WANG Ti-Jian, RAO Rui-Zhong, *et al.* Progress in the study of physic-optics characteristics of atmospheric aerosols[J]. *Acta Physica Sinica*(韩永,王体健,饶瑞中等.大气气溶胶物理光学特性研究进展,物理学报),2008,**57**(11):7396—7407.
- [2] HAN Dao-Wen, LIU Wen-Qing, LU Yi-Huai, *et al.* A retrieve method for aerosol extinction coefficient based on madaline networks[J]. *Acta Optica Sinica*(韩道文,刘文清,陆亦怀,等.基于 Madaline 网络的气溶胶消光系数反演算法.光学学报),2007,**27**(3):384—390.
- [3] SUN Jing-Qun. *Atmosphere Detection by Laser*[M]. Beijing, Science Press(孙景群.激光大气探测.北京:科学出版社),1986.
- [4] Mishchenko M, Travis L D, Lacis A A. *Scattering, absorption, and emission of light by small particles*[M]. Published by the press Syndicate of the university of Cambridge,2002.
- [5] LIU Jian-Bin, WU Jian. Study of scattering property of speical particle in atmosphere[J]. *J. Applied Optics*(刘建斌,吴健.大气中球形粒子的散射特性研究.应用光学),2005,**26**(2):31—33.
- [6] Vul' fson A N. Spectral modification beer's law and relation from humidity attenuation coefficient in the atmospheric maritime mist[J]. *Proceedings of SPIE*,2000,**4341**:649—655.
- [7] WANG Shao-Qing, REN Zhong-Jing, Zhang Xi-Ming. Study of calculating method of Mie scattering coefficient [J]. *Applied optics*(王少清,任中京,张希明. Mie 散射系数计算方法的研究.应用光学),1997,**18**(2):4—9.
- [8] ZHANG He-Yong, ZHAO Wei-Jiang, REN De-Ming, *et al.* Improved algorithm of Mie scattering parameter based on Matlab[J]. *The journal of Light Scattering*(张合勇,赵卫疆,任德明,等.球形粒子 Mie 散射参数的 Matlab 改进算法.光散射学报),2008,**20**(2):102—110.
- [9] HAN Yong, RAO Rui-Zhong, WANG Ying-Jian. Multi-wavelength aerosol optical characteristics obtained by atmospheric visibility[J]. *Infrared and Laser Engineering*(韩永,饶瑞中,王英俭.利用大气能见度获取多波长气溶胶光学特性.红外与激光工程),2007,**36**(2):265—269.
- [10] Specht D F. A general regression neural network [J]. *IEEE Transactions on Neural Network*,1991,**2**(6):568—576.
- [11] Zhang De-Feng. *MATLAB application and design of neural network theory*[M]. Beijing, China Mechine Press(张德丰. MATLAB 神经网络应用设计,机械工业出版社),2009.
- [12] GAO Jun. *The simulation instances and theory of artificial neural network*[M]. Beijing, China Mechine Press(高隽.人工神经网络原理及仿真实例,机械工业出版社),2007.
- [13] ZHAO Chuang, LIU Kai, Li Dian-Sheng. Freight volume forecast based on GRNN[J]. *Journal of The China Railway Society*(赵闯,刘凯,李电生.基于广义回归神经网络的货运量预测.铁道学报),2004,**26**(1):12—15.
- [14] ZHOU Kai-Li, KANG Yao-Hong. *The Matlab simlusion program design and model of Neural Network*[M]. Beijing, QingHua University Press(周开利,康耀红.神经网络模型及其 Matlab 仿真程序设计,清华大学出版社),2009.