

基于 EEMD 的光学湍流廓线确定项与随机项分析

陈小威^{1,2}, 李学彬¹, 孙 刚¹, 刘 庆¹, 朱文越¹, 翁宁泉^{1,3}

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 230031;

³中国科学技术大学环境科学与光电技术学院, 安徽 合肥 230026

摘要 为了可靠地评估大气的光束传播效应, 必须确定大气光学湍流的路径分布。采用高分辨率无线电探空仪探测光学湍流强度的垂直分布, 利用集合经验模态分解将其分解为不同尺度的本征模态分量, 并分析了不同分量变化的周期性及对整体变化的贡献。结果表明, 部分本征模态函数分量具有周期性, 并通过了周期显著性检验; 方差贡献率表明整体趋势变化和随机强噪声是大气光学湍流廓线随高度变化的主要原因。利用基于连续均方误差准则的滤波方法实现了大气光学湍流确定项和随机项的分离, 相关分析得到背景水平和统计平均值相关系数大于 0.99, 并分析随机项得出光学湍流随机项是非平稳序列且具有多重分形结构。

关键词 大气光学; 湍流; 集合经验模态分解; 周期尺度; 背景水平

中图分类号 P427.1 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201737.0101001

Background and Stochastic Terms of Optical Turbulence Profile Based on Ensemble Empirical Mode Decomposition

Chen Xiaowei^{1,2}, Li Xuebin¹, Sun Gang¹, Liu Qing¹, Zhu Wenyue¹, Weng Ningquan^{1,3}

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 230031, China;

³School of Environmental Science and Optoelectronic Technology, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230026, China

Abstract Knowledge of distribution of atmospheric optical turbulence in propagation path is indispensable to evaluate the optical propagation effects accurately. Vertical profiles of optical turbulence strength are obtained from balloon flights. The data are decomposed into intrinsic mode functions on different scales by ensemble empirical mode decomposition. The quasi-cyclical variations on different components as well as their contribution to entire profile are analyzed. The results show that the cyclical scale within some intrinsic mode components is confirmed passing the statistical significance. Variance contribution rates show that the overall trend and stochastic intense noise are the main cause for the optical turbulence variation. A signal-filtering method based on consecutive mean square error is used to separate the profile into background and stochastic term. Correlation analysis of background and statistical mean show that the correlation coefficient is larger than 0.99. Analysis of stochastic term indicates that the optical turbulence profile is nonstationary series with multifractal structure.

Key words atmospheric optics; turbulence; ensemble empirical mode decomposition; cyclical scale; background level

OCIS codes 010.1290; 010.1330; 120.3930

收稿日期: 2016-07-18; 收到修改稿日期: 2016-08-10

基金项目: 国家自然科学基金(41205023, 41375017)

作者简介: 陈小威(1990—), 男, 博士研究生, 主要从事大气参数测量与分析等方面的研究。

E-mail: kachenxiaowei@126.com

导师简介: 翁宁泉(1966—), 男, 博士, 研究员, 主要从事大气物理方面的研究。E-mail: wnq@aiofm.ac.cn(通信联系人)

1 引 言

地球大气的湍流运动使大气结构及其物理参数经历着各种宏观时空尺度上的不规则变化。由大气温度或大气密度的变化引起的折射率随机起伏称为大气光学湍流,简称光学湍流^[1]。光学湍流破坏了光波或电磁波的相干性,引起光束扩展、漂移和闪烁等光学湍流效应^[2]。为了可靠地评估大气的光束传播效应,首先必须确定光学湍流的路径分布。大量观测表明,光学湍流廓线可由确定项和叠加在确定项之上的随机项来描述^[1,3]。前者代表光学湍流的总体变化趋势;后者代表分层结构和间歇性引起的光学湍流的随机起伏。

光学湍流廓线的精确描述应该包含确定的背景水平和分层及间歇性引起的随机变化^[4-6]。目前应用中均采用统计平均方法求取大气光学湍流强度的平均值,用统计平均值代表真实湍流^[3,7]。然而,大气运动是不可控制的,实验无法重复实现,统计样本的时空变化会对统计平均方法的可信度产生影响^[8];统计平均造成的数据离散化会给后续的应用带来误差。大气光学湍流强度的随机变化是其主要分布特征,平均廓线忽略了大气光学湍流的随机变化特性,严重影响了相关参数的计算精度^[6]和光学传输效果的评估^[4]。因此,如何克服统计平均方法的缺点,并分析光学湍流的随机变化特征,是非常有意义的实际问题。

本文利用集合经验模态分解(EEMD)对大气光学湍流廓线进行多尺度分解,分析不同尺度振荡分量的周期性及其对整体变化的贡献;采用基于连续均方误差(CMSE)准则的滤波方法将光学湍流廓线分离为背景水平和随机项,并分析了它们的特征。该方法对于天文成像和激光大气传输工程具有实际参考价值。

2 测量原理与仪器

在局地均匀各向同性假定下,温度结构常数 $D_T(r)$ 满足关系

$$D_T(r) = C_T^2 r^{2/3}, l_0 \ll r \ll L_0, \quad (1)$$

式中 $D_T(r)$ 可由空间两点的温度差平方的系综平均求得,即

$$D_T(r) = \langle [T(x) - T(x+r)]^2 \rangle, \quad (2)$$

式中 C_T^2 为温度结构常数,其与折射率结构常数 C_n^2 表征光学湍流强度, l_0 和 L_0 分别为内尺度和外尺度, r 为空间两点距离, $T(x)$ 和 $T(x+r)$ 分别为空间位置 x 和 $x+r$ 的温度, $\langle \cdot \rangle$ 表示系综平均。

工程应用中,一般采用折射率结构常数 C_n^2 进行建模和计算, C_n^2 可直接由 C_T^2 计算得到^[3]。由于 C_T^2 为直接观测量,且能反映大气光学湍流的物理特征,因此,首先对 C_T^2 进行分析。

3 集合经验模态分解

利用傅里叶变换、小波分析和自适应分解等时频分析方法处理非平稳信号时,需要预先选择基函数,时频变换采用全局积分运算,因而自适应性较差且容易产生泄漏、混叠等现象。1998年美国国家宇航局的Huang等^[9]在对瞬时频率的概念深入研究的基础上,提出了经验模态分解(EMD),该方法将信号中不同尺度的波动和趋势逐级分离,得到一系列具有不同特征尺度的本征模态函数(IMF)和一个余项。

每个 IMF 应满足两个要求:1) 在整个极值资料中,极值的数目必须与跨零点的数目相等,或最多只能差一个;2) 在任何点上,由极大值包络线和极小值包络线所定义的局部均值包络线的值为 0。EMD 分解过程为^[9]:

1) 找出局部极大值和极小值,用三次样条插值方法形成上下包络线;

2) 从原始数据中减去 1) 中确定的局部均值包络线的差,得到第一个量,记为 h_1 。若定义原始数据为 X ,记均值包络线为 m_1 ,则 $h_1 = X - m_1$ 。若 h_1 不满足 IMF 的要求,需要对 h_1 进行进一步分解;

3) 将 h_1 作为初始数据重复步骤 1) 和 2),得到 $h_{11} = h_1 - m_{11}$,重复操作 k 次得到 $h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k}$,直至 h_{1k} 满足 IMF 的要求为止,得到第一个 IMF,记为 c_1 。此时定义残差为 r_1 。然后,以 r_1 为初始数据再重复上述步骤的筛选过程,直至残差不能再提取出任何的 IMF 为止。

为了解决 EMD 的尺度效应,Wu 等^[10]在 EMD 的基础上提出了 EEMD。EEMD 在目标数据上反复加入频率均匀分布的白噪声,加入白噪声后的信号在不同尺度上具有连续性,改变了信号极值点的特性,促进抗混分解,有效地避免了模式混叠的现象。

原始数据经过 EEMD 后被分解成若干个 IMF 分量和一个余项,分解过程可表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^N c_i(t) + r_N(t), \quad (3)$$

式中 N 为分解得到的 IMF 个数, $c_i(t)$ 为第 i 个 IMF, $r_N(t)$ 为余项, t 为时间或空间变量。 $c_i(t)$ 反映了 $x(t)$ 中不同特征尺度的振荡变化, $r_N(t)$ 反映了 $x(t)$ 随 t 的总体变化趋势, 也称为趋势项。

更详尽的 EEMD 说明可参考文献[9-13]。实际应用表明, EEMD 是基于数据本身的自适应分析技术, 适合处理非线性、非平稳信号, 自提出以来, 在非平稳数据分析、信号滤波降噪等领域^[14-17]得到了广泛应用。文献[11]证明了添加噪声的幅值大小对分解结果影响不大。边界效应使 EMD 在拟合包络线时将会引起误差, 进而导致数据失真, 因此, 本文采用 Flandrin 等^[12]提出的镜像延拓方法抑制边界效应。

4 实验结果

为了了解西北高原高空湍流的情况, 需要进行长期探空实验。国内外已经发展了多种大气光学湍流的探测方法, 其中无线电探空仪以其高精度、高分辨率等特点被广泛应用, 与 SCIDAR、DIMM 等测量方式的对比验证了其测量结果的可靠性^[6]。实验系统采用探空气球搭载温湿压传感器和 QHTP-2 型温度脉动仪(中国科学院安徽光学精密机械研究所大气光学中心研制), 可以测量气温、相对湿度、风速、风向、气压和空间两点温差。QHTP-2 型温度脉动仪上的铂丝传感器测量两点温差, 温差按(2)式进行平均即可得到 $D_T(r)$, 再由(1)式可得 C_T^2 。探空气球上升速度在 5 m/s 左右, 每 1 s 传回数据, 最终将不等间隔的数据进行插值, 得到空间分辨率为 10 m 的数据。

以一次探空数据为例, 采用 EEMD 方法进行分析。时间为 2015 年 11 月 17 日早晨, 实验地点位于中国西北高原, 海拔 930 m, 下垫面为开阔沙土地, 周围无建筑影响, 天气晴朗、天空无云。图 1 为实测的 C_T^2 及其 1 km 滑动平均廓线图。为了便于数据分析和说明, 对 C_T^2 取对数后再进行分析。如无特殊说明, 文中光学湍流廓线特指对数 C_T^2 廓线。

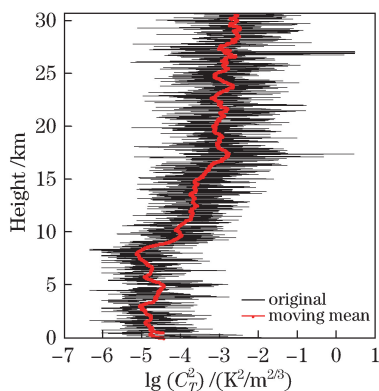


图 1 $\lg(C_T^2)$ 廓线

Fig. 1 Profile of $\lg(C_T^2)$

可以看出, C_T^2 平均值随高度增加而变化, 低层指数级大小为 $-5 \sim -4$, 高空增大到 -3 量级附近。 C_T^2 在边界层随高度缓慢增加, 5 km 附近出现一个局部强湍流层; 9 km 附近 C_T^2 指数由 -5 跃变到 -4 , 对比温度廓线会发现这是由逆温层引起的; 9~30 km 平均廓线随高度增加而总体变大, 周期地出现不同厚度的薄层。 C_T^2 原始廓线并不光滑, 在平均值上下剧烈变化, 某些位置有着异常大的突发值, 大于平均值至少一个量级。上述结果反映了 C_T^2 随高度变化的分层特性和间歇性, 已被大量实验所证实^[18-19]。分层特性和间歇性是 C_T^2 出现随机变化的原因, 相关研究^[4, 18-20]对分层特性和间歇性的形成机理进行了讨论, 认为它们和重力波、风切变、热羽流及逆温层相关。

4.1 C_T^2 多尺度变化特征

利用 EEMD 对所获得的 C_T^2 廓线进行分解, 图 2 为 EEMD 方法分解得到的 10 个 IMF 和一个余项, 用于集合分解的扰动白噪声与原始信号的信噪比为 0.2, 集合样本数为 500。IMF1 和 IMF2 均为高频振荡, 最

大振幅分别为 5 和 2; IMF3~IMF10 为不同尺度的准周期变化序列, 周期尺度随阶数增加而变大, 振幅随着阶数的增加呈减小的趋势。趋势项上随高度增加而变大, 说明 C_T^2 总体上随高度增加而变大。趋势项的递增趋势同时说明了 C_T^2 序列具有非平稳性。

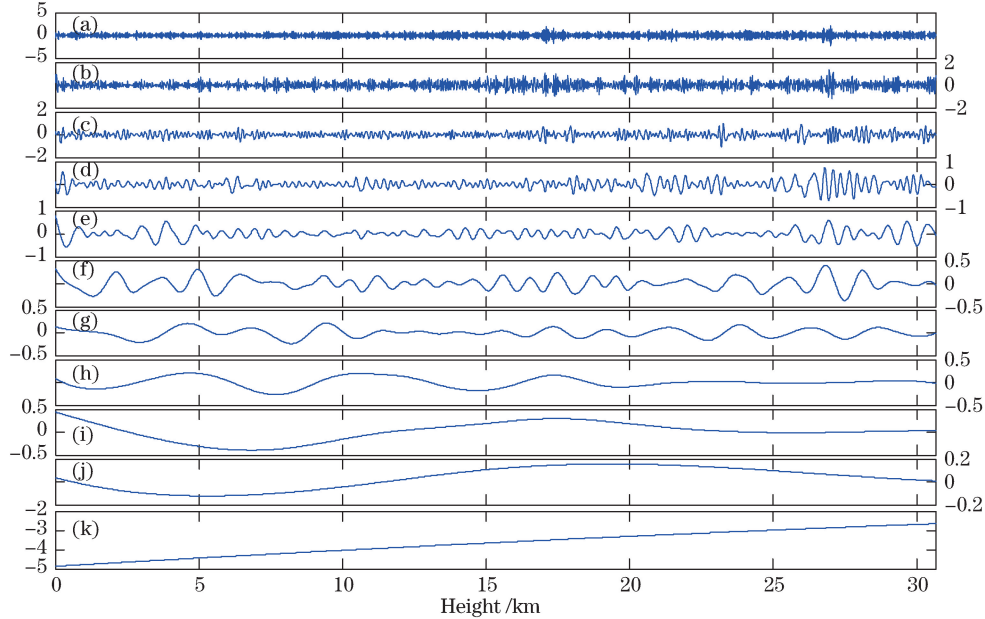


图 2 光学湍流廓线各阶 IMF 分量和余项。(a)~(j) IMF1~IMF10; (k) 余项

Fig. 2 IMF components and residue of optical turbulence profile. (a)-(j) IMF1-IMF10; (k) residue

从图 2 中可见, 不同空间尺度的准周期振荡随高度呈现振幅或强或弱的非均匀变化, 这种振荡强度和周期的非均匀变化反映了不同大气动力过程对热湍流的影响。为了检验每个 IMF 是否具有物理含义, 并确定其变化周期的显著性, 分别分析每个 IMF 能量谱密度-周期的分布, 然后进行周期的显著性检验。

基于蒙特卡罗的模拟实验表明, 白噪声的第 k 个 IMF 的能量谱密度均值 \bar{E}_k 与平均周期 \bar{T}_k 近似满足关系

$$\ln \bar{E}_k + \ln \{ \bar{T}_k \}_\alpha = 0, \quad (4)$$

式中 α 为显著性水平。在以 $\ln \{ \bar{T}_k \}_\alpha$ 为横轴, $\ln \bar{E}_k$ 为纵轴的图中, 分别给出不同 α 下相应的白噪声置信水平线。位于置信度曲线以上的 IMF 可认为其在当前置信水平范围内包含具有实际物理意义的信息; 若分解所得的 IMF 的能量相对于周期分布位于置信度曲线以下, 则认为未通过显著性检验, 即其所含信息多为白噪声成分。检验方法的详细说明可参考文献[21]。

图 3 给出了 IMF 分量的显著性检验结果, 从左至右 IMF 阶数依次增大。可见, IMF1 虽然在 99% 置信度曲线上方, 但由于其峰值无可感知的物理意义, 可将其视为白噪声^[11]; IMF2 落在白噪声 80% 置信水平线下方, 表明该周期检验置信度较差, 即该分量周期性变化不明显; IMF3~IMF10 落在 99% 置信度曲线上方, 表明各分量均包含的实际物理信息较多, 随高度变化具有明显的周期性。表 1 给出了各 IMF 分量的周期, 作为比较, 同时给出了各 IMF 分量通过 Morlet 小波显著性 0.05 检验的极大能量对应的周期^[22], 如表 1 中第三行所示。2 种方法都表明 IMF3~IMF10 的变化具有周期性, 且随着阶数的增加, 周期也变大; IMF3~IMF5 的周期在 100~1000 m 之间; IMF6~IMF8 变化周期大小分别约为 1400、2400、6000 m。2 种方法的 IMF5 和 IMF9 的周期差别最大, 但量级相同。综上可得, IMF3~IMF10 的变化有显著的周期性。

为了定量评估不同尺度的周期振荡对 C_T^2 廓线的影响, 用方差贡献率表示不同尺度分量波动频率和振幅对总体特征影响程度。需要说明的是个别 IMF 尽管未通过显著性检验, 但为了保持完整性也参与了计算。结合图 3 和表 1 可知, 余项对整体变化贡献最大, 达到 43%; 其次是低频震荡 IMF1 和 IMF2, 共贡献 34%; 其他几个 IMF 分量周期显著, 但是对总体变化的贡献均小于 10%。因而, C_T^2 随高度变化视为总体随高度线性增加, 并叠加周期性弱震荡和随机强噪声的空间序列, 其中, 趋势项和随机强噪声是变化的主要原因。

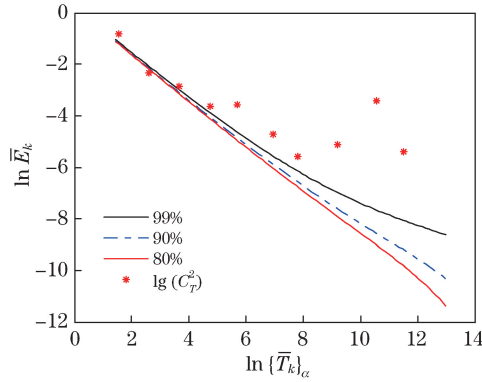


图 3 各阶 IMF 分量周期显著性检验

Fig. 3 Periodic significance test for all order IMF

表 1 各阶 IMF 分量的周期和方差贡献率

Table 1 Period and variance contribution rate for all order IMF

IMF component	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	IMF10	residue
EEMD period /m	—	60	120	270	580	1230	2200	5800	15130	29180	—
Wavelet period /m	—	70	165	278	786	1573	2645	6290	21157	—	—
Contribution rate /%	25	9	6	4	4	2	1	1	4	1	43

4.2 C_T^2 背景项和随机项分离

湍流的随机性给湍流的定量描述带来了困难,一般方法是把湍流量分解为确定项和随机项。确定项较稳定,通常用平均值表示;随机项随时间或空间变化,一般用统计矩表征其随机特性。统计平均有空间平均、时间平均和总体平均^[8]三种形式。其中,统计平均方法受到样本数的限制,统计后数据的离散化降低了原始数据的分辨率,给后续计算带来了较大误差。采用基于连续均方误差准则的 EEMD 滤波去噪方法^[23]分离 C_T^2 序列中的背景项和随机项,完全基于原始数据,能够充分考虑数据的物理特性。

令对数 C_T^2 空间序列为 $x(h)$,采用 EEMD 将其分解为各阶 $IMF_{c_j}(h)$,分别定义

$$Y_k(h) = \sum_{i=k}^N c_j(h) + r_N(h), \quad (5)$$

$$Q_k(h) = x(h) - Y_k(h), \quad k = 2, 3, \dots, N, \quad (6)$$

$$E_{CMSE}(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [c_k(h_i)]^2, \quad (7)$$

式中 h 为海拔高度, h_i 为其离散值, N 为总的 IMF 阶数, n 为序列长度, $Y_k(h)$ 为过滤掉前 $k-1$ 阶 IMF 分量的空间序列, $Q_k(h)$ 为噪声。 $E_{CMSE}(k)$ 为 k 阶 IMF 分量的方均值。连续均方误差准则为:当 k 取 $2 \sim N$ 时,依次计算 $E_{CMSE}(k)$,将 $E_{CMSE}(k)$ 第一次发生显著变化时的 k 值作为干净信号的起点,临界点之前的 IMF 视为噪声,重构的信号 $Y_k(h)$ 即为去噪信号。对 C_T^2 序列 EEMD 进行分解后得到的各阶 IMF 求均方值,结果如图 4 所示。 $k=7$ 为满足判据的临界点, $Y_7(h)$ 为满足条件的去噪信号。图 4 中亦给出了相同高度去噪廓线 $Y_k(h)$ 与平均廓线的相关系数,两者相关系数在 $k=7$ 时最大,这也说明了连续均方误差准则的合理性。

图 5 给出了 $Y_7(h)$ 的廓线。可以看出, $Y_7(h)$ 曲线光滑,较好地分离了原始廓线中的间歇性极大值点,同时保留了低频震荡的峰值。同时,图 5 中还给出了平均尺度 1 km 的光学湍流算术平均和滑动平均廓线。之所以选择 1 km 的平均尺度,是因为 $Y_7(h)$ 已过滤掉了震荡周期小于 1 km 的变化,如表 1 所示。将去噪廓线和算术平均廓线比较,可以发现,两者变化趋势高度吻合,峰值处的大小和出现的高度也基本一致,虽然在某些高度滑动平均廓线比去噪廓线变化更剧烈,但去噪廓线仍然保持了滑动平均廓线的变化趋势。计算结果表明,相同高度上两者相关系数大于 0.99。EEMD 去噪廓线和平均廓线的吻合充分说明了 EEMD 方法的可行性。然而,统计平均方法在计算前需要预设平均尺度,且固定的平均尺度不能适应于非平稳序列的所有局部变化;平均后的廓线只在离散的点上取值,丢失了原始数据的较多信息。将去噪廓

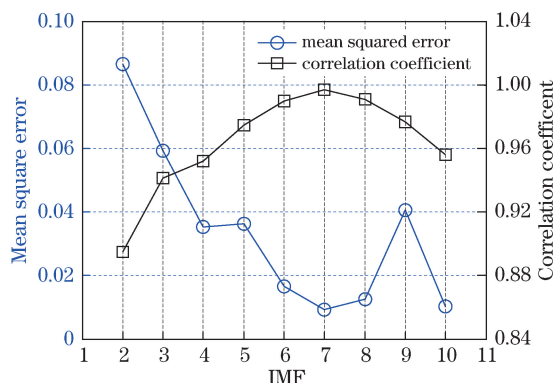


图 4 各阶 IMF 的均方值和去噪廓线与平均廓线相关系数

Fig. 4 Mean square of all order IMF and correlation coefficients of denoised and mean profile

线和滑动平均廓线比较可以看出,3 km 以下去噪廓线和两种统计平均廓线差别较大,这可能是由于边界层光学湍流平均值随高度急剧变化,平均尺度内的样本差别较大地影响了统计平均值的精度。综上,采用基于连续均方误差准则的 EEMD 滤波去噪方法得到的光学湍流廓线背景比统计平均廓线更能代表光学湍流的确定项。

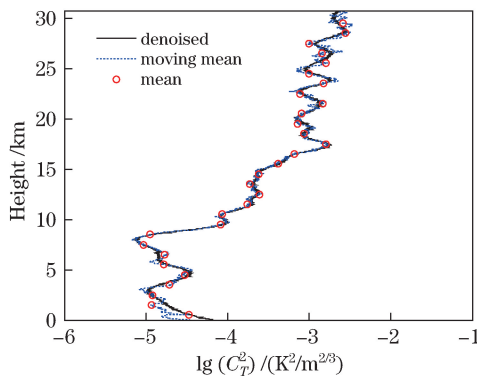


图 5 去噪廓线、平均廓线和滑动平均廓线

Fig. 5 Denoised profile, mean profile and moving-mean profile

4.3 C_7^2 随机项特征分析

C_7^2 随高度分布的随机变化是相关光学湍流参数计算的主要误差来源^[4,6],对其分布规律进行分析具有重要意义。真实的光学湍流包含确定的背景水平和随机变化,利用(6)式将确定的背景水平分离后即可得到随机光学湍流信号 $Q_7(h)$ 。湍流理论认为,湍流的脉动信号实际上并不是完全随机和杂乱无序的,而是由不同尺度拟序信号叠加而成的貌似随机和杂乱无章的信号。由上文分析可知, $Q_7(h)$ 是由 IMF1~IMF6 叠加而成的高频振荡,存在尺度为 100~2000 m 的周期性子震荡。因而可以看出,IMF1~IMF6 代表湍流信号中的不同尺度的相干结构,IMF1~IMF2 描述无序信号。本文认为光学湍流随机项包括相干结构信号和脉动信号。下面将采用传统的统计方法和分形几何语言对光学湍流随机项的特征进行分析。

图 6 给出了光学湍流随机项及其特征参数廓线。其中,黑色点线代表光学湍流随机项廓线 $Q_7(h)$,蓝色正方形和红色圆分别代表 $Q_7(h)$ 在尺度 1000 m 的平均值和标准差。 $Q_7(h)$ 的平均值随高度在 0 附近变化,标准差在 0~1 附近变化,可见其为非平稳序列。然而,两者变化幅度不大,在一定条件下可近似为平稳信号。

对湍流等复杂系统的描述,分形几何语言比传统的统计分析方法更合适^[2]。Kantelhardt 等^[23]在 2002 年提出了多分形去趋势波动(MFDFA)分析方法,能够有效地分析非平稳时间序列的多重分形特征。该方法目前已广泛应用于很多领域,并被证明是检测非平稳序列长程相关很重要、很可靠的工具之一^[24-28]。因此,利用 MFDFA 方法探讨光学湍流廓线随机项的分形特征。

图 7(a)给出了 $Q_7(h)$ 计算得到的阶数 q 与广义 Hurst 指数的函数关系,可见,两者之间并不存在较好

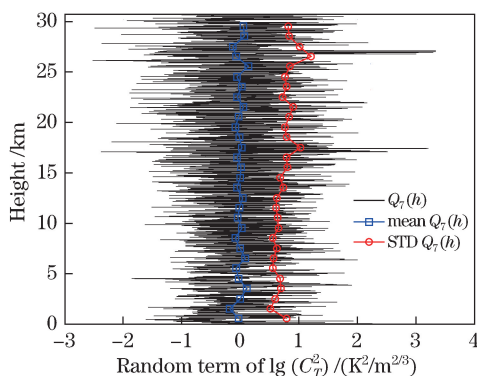


图 6 光学湍流随机项及其特征参数廓线

Fig. 6 Optical turbulence random item and its characteristic parameters profile

的线性关系,这说明 $Q_7(h)$ 具有多重分形结构。二重分形理论将 Hurst 指数作为信号的平稳性参量,其值越大表明信号越不平稳^[2]。白噪声的 Hurst 指数值 $H=0.5$,当 $H>0.5$ 时,表明信号具有长程相关性。图 7(a)中 $q=2$ 时得到的广义 Hurst 指数为 $H=0.59$,说明 $Q_7(h)$ 随高度变化具有长程相关性,然而其值与 0.5 差别不大,在一定精度的条件下,可视其为随机白噪声,这与上文的分析结果一致。

图 7(b)为计算得到的各阶次信息维 $f(\alpha)$ 随奇异指数 α 的变化趋势,即多分形谱。 α 为阶数 q 的函数,其决定波动过程在局部上的光滑或不规则程度。由图 7(b)看知,多分形谱是非对称结构,并会出现左截断现象,这是多分形结构对局部大振幅振动不敏感造成的。多分形谱谱宽定义为 α 的极大值和极小值之差,反映了整个分形结构上概率测度分布不均匀性的程度和过程的复杂性,以及数据集的波动幅度,图中谱宽为 0.45。

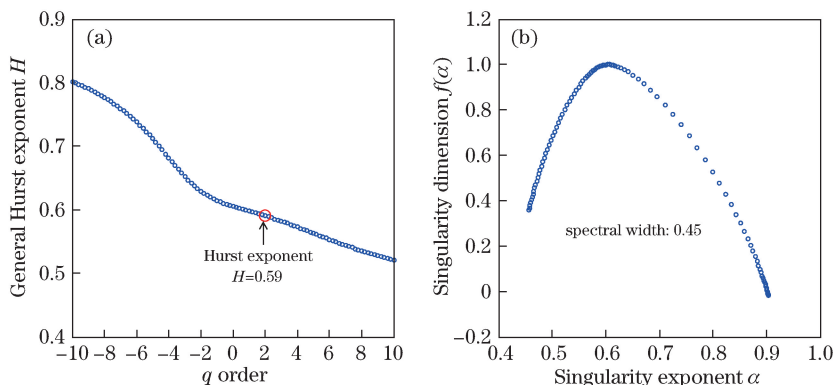


图 7 (a) q 阶 Hurst 指数和 (b) 多分形谱

Fig. 7 (a) q order Hurst exponent and (b) multifractal spectrum

二重分形理论通过一阶信息维定义信号的间歇性参量 C ,其表达式为 $C=1-\alpha(1)^{[2]}$ 。其取值在 $0\sim 1$ 之间,愈趋向 1 则间歇性愈强,经计算得到 $C=0.41$ 。将上述结果与激光大气闪烁的结果^[2]相比较,可以发现,光学湍流廓线随机项同激光大气闪烁的平稳性参量差别不大,但光学湍流廓线随机项的间歇性参量大于大气闪烁。因此,光学湍流廓线随机项同激光大气闪烁信号的平稳性相当,但间歇性前者强于后者。

5 结 论

利用集合经验模态分解将光学湍流强度廓线分解为不同尺度的本征模态函数分量,可提取真实的高度变化特征。光学湍流强度 C_T^2 廓线是随高度变化的非线性、非平稳空间序列,具有分层特性和间歇性,平均值从低层 -5 量级随高度增加到 -3 量级;其可分解为 2 个高频噪声振荡,8 个低频周期性震荡和 1 个趋势项。EEMD 和小波分析方法的周期性检验结果均证实了第 3 个到第 8 个 IMF 分量的周期显著性。同时,趋势项和随机强噪声是光学湍流变化的主要原因,对总体变化贡献分别为 43% 和 34%。

利用基于 CMSE 准则的滤波方法实现了光学湍流廓线背景项和随机项的分离。对比分析表明,背景水平和统计平均廓线相关系数大于 0.99,但背景水平更能代表光学湍流廓线的确定项;光学湍流随机项为非平稳序列,包括湍流的相干结构信号和脉动信号。其平均值和方差随高度分别在 0 和 1 附近变化。且多分形去趋势波动分析表明,光学湍流随机项具有多重分形结构,平稳性参量的值为 0.59,间歇性参量的值为 0.41。

所用方法和所得结果对于天文成像和激光传输工程中大气相干长度、等晕角等关键参数的精确计算测量及光传输效果的评估具有参考价值。本文仅分析了一次实测大气光学湍流廓线,下一步可分析多次实测数据,总结不同时段大气光学湍流廓线的变化规律。同时,可结合温度、湿度和压强等气象参数研究高空大气光学湍流分层性和间歇性的形成机理。

6 致 谢

感谢中国科学院自动化研究所彭思龙研究员给本文提出的建议。

参 考 文 献

- [1] Andrews L C, Phillips R L. Laser beam propagation through random media [M]. Bellingham: SPIE Optical Engineering Press, 2005: 57-82.
- [2] Rao Ruizhong. Modern atmospheric optics[M]. Beijing: Science Press, 2012: 68-218.
饶瑞中. 现代大气光学[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 68-218.
- [3] Beland R R. Propagation through atmospheric optical turbulence[M]. Bellingham: SPIE Optical Engineering Press, 1993: 159-223.
- [4] Coulman C E, Vernin J, Fuchs A. Optical seeing-mechanism of formation of thin turbulent laminae in the atmosphere [J]. Applied Optics, 34(24): 5461-5474.
- [5] Racine R, Ellerbroek B L. Profiles of nighttime turbulence above Mauna Kea and isoplanatism extension in adaptive optics[C]. SPIE, 1995: 248-257.
- [6] Azouit M, Vernin J. Optical turbulence profiling with balloons relevant to astronomy and atmospheric physics [J]. Publications of the Astronomical Society of the Pacific, 2005, 117(831): 536-543.
- [7] Weng Ningquan, Xiao Liming, Gong Zhiben. Refractive index structure constant profile and the average model [J]. Journal of Atmospheric and Environmental Optics, 2007, 2(1): 16-22.
翁宁泉, 肖黎明, 龚知本. 折射率结构常数廓线模式讨论 [J]. 大气与环境光学报, 2007, 2(1): 16-22.
- [8] Stull R B. An introduction to boundary layer meteorology[M]. Dordrecht: KluwerAcademic Publishers, 1988: 29-74.
- [9] Huang N E, Shen Z, Long S R, *et al.* The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]. Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [10] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [11] Wu Z H, Huang N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition using the empirical mode decomposition method [C]. Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2004, 460(2046): 1597-1611.
- [12] Flandrin P, Rilling G, Goncalves P. Empirical mode decomposition as a filter bank [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(2): 112-114.
- [13] Huang N E, Wu M L C, Long S R, *et al.* A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis [C]. Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2003, 459(2037): 2317-2345.
- [14] Huang N E, Wu Z. A review on Hilbert-Huang transform: Method and its applications to geophysical studies [J]. Reviews of Geophysics, 2008, 46(2): RG2006.
- [15] Jiang Lihui, Gai Jingyan, Wang Weibo, *et al.* Ensemble empirical mode decomposition based event classification method for the fiber-Optic intrusion monitoring system [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(10): 1006002.
蒋立辉, 盖井艳, 王维波, 等. 基于总体平均经验模态分解的光纤周界预警系统模式识别方法 [J]. 光学学报, 2015, 35(10): 1006002.

- [16] Lagubeau G, Cobelli P, Bobinski T, *et al.* Empirical mode decomposition profilometry: small-scale capabilities and comparison to Fourier transform profilometry[J]. *Applied Optics*, 2015, 54(32): 9409-9414.
- [17] Breaker L C, Ruzmaikin A. The 154-year record of sea level at San Francisco: extracting the long-term trend, recent changes, and other tidbits[J]. *Climate Dynamics*, 2011, 36(3): 545-559.
- [18] Coulman C E, Vernin J, Fuchs A. Optical seeing-mechanism of formation of thin turbulent laminae in the atmosphere [J]. *Applied Optics*, 1995, 34(24): 5461-5474.
- [19] Bufton J L. Comparison of vertical profile turbulence structure with stellar observations [J]. *Applied Optics*, 1973, 12(8): 1785-1793.
- [20] Bufton J L. Correlation of microthermal turbulence data with meteorological soundings in the troposphere [J]. *Journal of Atmospheric Sciences*, 1972, 30(1): 83-87.
- [21] Huang N E, Shen S S P. Hilbert-Huang transform and its applications[M]. Singapore: World Scientific, 2014: 1-222.
- [22] Torrence C, Compo G P. A practical guide to wavelet analysis[J]. *Bulletin of American Meteorological Society*, 1998, 79(1): 61-78.
- [23] Kantelhardt J W, Zschiegner S A, Koscielny-Bunde E, *et al.* Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series[J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications*, 2002, 316(1): 87-114.
- [24] Telesca L, Colangelo G, Lapenna V, *et al.* Fluctuation dynamics in geoelectrical data: An investigation by using multifractal detrended fluctuation analysis[J]. *Physics Letters A*, 2004, 332(5): 398-404.
- [25] Barille R, Lapenna P. Multifractality of laser beam spatial intensity in a turbulent medium[J]. *Applied Optics*, 2006, 45(14): 3331-3339.
- [26] Lopez J L, Contreras J G. Performance of multifractal detrended fluctuation analysis on short time series[J]. *Physical Review E*, 2013, 87(2): 022918.
- [27] Thompson J R, Wilson J R, Beauwens R. Multifractal detrended fluctuation analysis: Practical applications to financial time series[J]. *Mathematics & Computers in Simulation*, 2016, 126: 63-88.
- [28] Mali P. Multifractal characterization of global temperature anomalies[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2015, 121(3-4): 641-648.