

红外辐射亮度的 RBF 网络建模及其光谱发射率估计

席剑辉,徐振方,傅 莉,王 琦

(沈阳航空航天大学 自动化学院,辽宁 沈阳 110136)

摘 要: 建立一种基于 RBF 神经网络的目标红外辐射亮度建模方法,进而实现对目标光谱发射率的估计。通过 FTIR 光谱仪测量目标表面 3~14 μm 波段的红外辐射特性,亮度光谱会受到二氧化碳、水蒸气等的吸收及大气辐射的干扰。文中首先结合红外传输理论选择有效学习样本;然后基于 RBF 网络对样本进行充分学习,建立目标红外辐射亮度模型;利用所建模型估计大气吸收和杂散干扰波段的亮度,最终计算出较完整的目标光谱发射率。黑体测试结果与理论发射率比较,最大相对误差为 1.5%。测温验证的结果也表明文中所建的 RBF 神经网络可以有效地对目标光谱发射率进行估计。

关键词: 光谱发射率; 辐射亮度; RBF 网络

中图分类号: TN219 文献标志码: A DOI: 10.3788/IRLA201645.S104004

Modeling infrared radiance and calculating spectral emissivity based on RBF network

Xi Jianhui, Xu Zhenfang, Fu Li, Wang Qi

(School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: A method of modeling infrared radiance based on RBF neural network was built, then the target spectral emissivity was estimated. When measuring the infrared radiation characteristics of the target surface in the 3–14 μm band by FTIR spectrometer, the infrared radiance will be absorbed by carbon dioxide, water vapor, etc, and affected by some stray radiation. In this paper, the effective learning samples were firstly selected combined with the theory of infrared transmission. Then the samples based on the RBF network were fully learned, and a target infrared radiance model was built. And this model was used to estimate the radiance in the band of atmospheric absorption and stray radiation. A more complete target spectral emissivity curve was finally calculated. Compared the calculating results of blackbody with theoretical emissivity, the maximum relative error is 1.5%. The verification of temperature measurement also shows that the RBF neural networks can be built efficiently to estimate target spectral emissivity.

Key words: spectral emissivity; radiance; RBF network

收稿日期:2016-02-05; 修订日期:2016-03-03

基金项目:辽宁省自然科学基金联合封闭基金项目(2015020069);中航创新基金项目(cxy2012SH18);
沈阳市科技创新团队项目(src201204)

作者简介:席剑辉(1975-),女,副教授,硕士生导师,博士,主要从事复杂系统模型辨识、故障检测与诊断、红外辐射测试与分析等方面的研究。Email:xihui_01@163.com

0 引言

发射率是物体红外辐射特性的基本参数之一,是相同温度下物体辐射出度与标准黑体辐射出度的比值。光谱发射率能够更具体地表征物体表面热辐射随波长变化的光谱特性,是红外侦察和隐身、红外制导、红外测温等的关键参数,在航天航空、军事国防和工农业生产中都具有重要作用^[1-2]。

20 世纪 90 年代以来,傅里叶红外(FTIR)光谱仪迅速发展,其工作原理是光源发出的光经迈克尔逊干涉仪调制后变成干涉光,再把照射样品后的各种频率光信号经干涉作用调制为干涉图函数,由计算机进行傅里叶变换,一次性得到宽波长范围内的光谱信息^[3]。目标光谱信息的获取为发射率测量和计算提供了新的思路,推动了多光谱法的发展。戴景民等人^[4-5]利用多个光谱下的物体辐射亮度测量信息,经过数据处理得到物体的真实温度或光谱发射率。但是红外测试过程中如果受到大气杂散辐射影响引起干涉图变化,会体现在辐射亮度曲线的对应波段中,引起振荡;另一方面,大气中 H₂O、CO₂ 等气体分子对某些特定波长的红外辐射具有选择性吸收作用,导致亮度曲线中出现不连续断点。这些因素都限制了常规线性拟合和数据处理方法的应用。

神经网络具有能够逼近任意非线性函数的特点而被许多领域广泛应用,不需要预知系统模型和动态特性,就可以从已有的有效数据样本中获得内在规律。RBF 神经网络^[6-7]具有结构简单、学习收敛速度快、能够以任意精度逼近非线性连续函数的特点。文中首先结合红外传输中大气吸收和杂散辐射引起的部分波段亮度振荡特点,引入微分阈值判断异常样本;然后采用 RBF 网络对有效训练样本集进行学习,建立红外辐射亮度在测量波段内的完整模型,进而估计目标的光谱发射率。

1 光谱发射率测量原理

一般目标接近朗伯体,光谱发射率 $\varepsilon(\lambda, T)$ 与方向无关,可表示为:

$$\varepsilon(\lambda, T) = \frac{M(\lambda, T)}{M_{bb}(\lambda, T)} = \frac{L(\lambda, T)}{L_{bb}(\lambda, T)} \quad (1)$$

式中: λ 为波长; T 为目标温度; $M(\lambda, T)$, $L(\lambda, T)$ 分别

为目标在温度 T 时的光谱辐出度和光谱辐射亮度; $M_{bb}(\lambda, T)$, $L_{bb}(\lambda, T)$ 为同条件下标准黑体的光谱辐出度和光谱辐射亮度。

光谱辐射计测量的能量除了目标自身的辐射外,还会受到周围环境辐射和大气辐射的影响,但室温引起的非线性误差在 0.5% 以内^[8],一般设光谱辐射计对入射辐射能量为线性响应,表达式为:

$$L_m(\lambda, T) = R_\lambda \cdot [L(\lambda, T) + L_{0\lambda}] \quad (2)$$

式中: $L_m(\lambda, T)$ 为光谱辐射计的测量输出值; R_λ 为光谱响应函数; $L_{0\lambda}$ 为环境背景辐射亮度。

结合公式(1),目标的红外光谱发射率为:

$$\varepsilon(\lambda, T) = \frac{L_m(\lambda, T) - R_\lambda L_{0\lambda}}{R_\lambda L_{bb}(\lambda, T)} \quad (3)$$

式中: R_λ 和 $L_{0\lambda}$ 可通过双温校准^[9]等方法获得。因此,计算某温度 T 下的目标光谱发射率 $\varepsilon(\lambda, T)$, 需要通过测试和数据处理获得测量波段范围内的光谱辐射亮度 $L_m(\lambda, T)$ 。

2 RBF 神经网络建模

RBF 网络典型结构如图 1 所示,由输入层,隐层,输出层组成。从输入层到隐层的变换是非线性

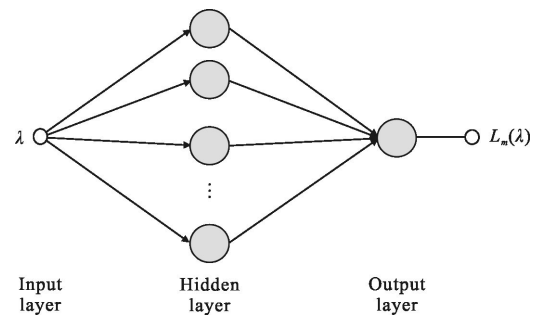


图 1 RBF 网络结构图

Fig.1 RBF network structure

的,其映射关系取决于所选择的 RBF 函数 $\varphi(\cdot)$; 从隐层到输出层的变换是线性的,其映射关系取决于权值选取。根据以上讨论,某一温度 T 下,令网络输入为波长 λ , 输出为该波长对应的辐射亮度 $L_m(\lambda)$ 。选用 Gauss 函数做为隐层径向基函数,设隐层单元数为 m_1 个,则隐层第 i 个单元的输出为:

$$\varphi(\lambda, c_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i} \|\lambda - c_i\|^2\right) \quad (4)$$

式中: $i=1, 2, \dots, m_1$, c_i 为第 i 单元的聚类中心; σ_i 为宽

度系数, 可以控制径向基函数的径向作用范围。当 λ 离聚类中心 c_i 越近时, 隐层单元输出越大; 反之越小。

网络输出为:

$$L_m(\lambda) = \sum_{i=1}^{m_1} w_i \varphi(\lambda, c_i) \quad (5)$$

式中: w_i 为第 i 个隐层单元输出到网络输出的权值。则残差序列可定义为:

$$e(\lambda) = L(\lambda) - L_m(\lambda) \quad (6)$$

通过对网络输入输出样本对的学习, 网络训练过程主要解决两个问题: (1) 结构设计问题, 包括如何确定网络隐层节点数, 如何确定 RBF 的聚类中心 c_i ; (2) 权值修正问题, 即调整隐层空间到输出空间的权值 w_i 。为保证模型残差足够小, 需要获取有效的训练样本。

2.1 获取有效样本

测试过程亮度曲线主要受到大气吸收和杂散辐射的影响。大气吸收主要是指大气内的二氧化碳、水蒸气等成分对某些固定波段的红外辐射能量吸收作用明显, 使得亮度曲线在相应波段上剧烈衰减。杂散辐射对光谱计接收的红外能量起增强的作用。二者综合作用通过干涉仪后在亮度曲线中表现为某些波段内的辐射振荡^[10]。这些亮度数据不能体现目标真实的红外辐射特性, 使基于样本的神经网络训练出现误学习, 影响建模精度。

文中建立一阶微分幅均值概念, 即令 $k = -m_2, \dots, -1, 0, 1, \dots, m_2, m_2$ 为邻域半径, 则对第 j 个波长 λ_j 的亮度微分变化在小邻域内的幅均值为:

$$D\lambda_j = \frac{1}{2m_2} \sqrt{\sum_{k=-m_2}^{m_2} \left(\frac{L_m(\lambda_{j+k}) - L_m(\lambda_{j+k-1})}{\lambda_{j+k} - \lambda_{j+k-1}} \right)^2} \quad (7)$$

若 $D\lambda_j > \theta$, θ 为阈值, 可根据目标实验数据确定, 则波长 λ_j 对应亮度为异常样本, 不纳入网络学习样本中。若一定波段内连续出现异常样本, 异常样本覆盖率大, 则该波段可定为主要大气干扰波段, 不纳入网络学习样本中。这种设置可避免振荡区域的局部极值可能引起的误判断。

2.2 基于 RBF 网络的辐射亮度建模

建立 RBF 网络如图 1 所示, 设获取的有效样本个数为 N 。Chen 等人^[11]提出的正交最小二乘法(OLS)在实际中得到广泛的应用。基本思想是正交化回归算子矢量, 选择对残差贡献显著的回归算子, 逐一确定 RBF 中心。权值调整过程仍采用传统的最小二乘

(LS)或递推最小二乘(RLS)方法, 简单可靠。文中采用 OLS 方法训练 RBF 网络, 宽度系数确定采用一个简单的经验公式, 主要步骤如下:

(1) 网络初始化。在有效样本集中随机选取 m_1 个训练样本作为聚类中心 $c_i, i=1, 2, \dots, m_1$ 。

(2) 根据上一步选定的 RBF 中心, 计算宽度系数

$$\sigma_i = \frac{c_{\max}}{\sqrt{2m_1}} \quad (8)$$

式中: c_{\max} 为当前聚类中心之间的最大距离。

(3) 对输入波长 $\lambda_j(j=1, 2, \dots, N)$ 按照公式(4)计算隐层输出 $\varphi(\lambda_j, c_i)$, 得到回归矩阵 $\Phi_{m_1 \times N}$ 并正交化。

(4) 按照公式(5)计算网络输出, 采用 LS 确定权值 $w_i, i=1, 2, \dots, m_1$ 。

(5) 计算残差, 找出对残差贡献最大的回归算子在 $\Phi_{m_1 \times N}$ 中对应的列。

将该列样本纳入聚类中心, 重复步骤(2)~(6)直到残差符合要求。

3 光谱发射率的估计及验证

实验采用加拿大 ABB BOMEN 的 MR170 型光谱辐射计, 液氮制冷, 光谱分辨率为 $1 \sim 32 \text{ cm}^{-1}$, InSb 探测器光谱范围为 $2.0 \sim 5.5 \mu\text{m}$, MCT 探测器为 $4.0 \sim 15 \mu\text{m}$ 。

3.1 黑体光谱发射率估计及验证

对 373 K 的黑体目标进行红外辐射特性测量, 得到目标的红外辐射亮度光谱曲线, 见图 2 中实线。根据红外传输理论, 图中 $4.3 \mu\text{m}$ 左右波段的剧烈衰减对应二氧化碳的主要吸收带, 而水蒸气在 $5.6 \sim 7.6 \mu\text{m}$ 吸收带在图中也体现明显, 在 $5 \sim 8 \mu\text{m}$ 波段存在大气辐射干扰, 这些作用导致亮度曲线有增强有衰减, 表现出不规则的振荡特性^[10]。

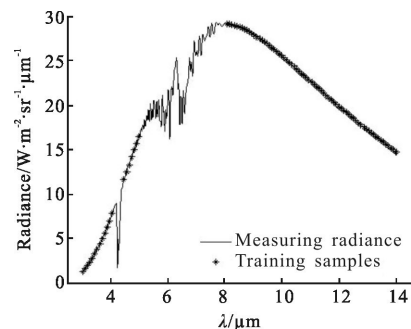


图 2 红外辐射亮度曲线

Fig.2 Curves of the infrared radiance

结合公式 (7) 和红外大气吸收理论确定大气吸收和干扰主要波段和异常样本, 确定有效样本集。在有效样本集中随机选取 110 组亮度数据如图 2 中“*”所示, 部分样本如表 1 所示。任意选取其中 90 组作为 RBF 网络的训练样本数据, 20 组作为验证样本数据。表 2 给出训练结束后, 训练样本的网络输出亮度与实测亮度的最大相对误差为 0.77%, 可以看出网络输出精度较高。为验证网络泛化能力, 将 20 组未经训练的验证样本输入网络, 计算网络输出与实测亮度的相对误差, 最大值为 0.71%。20 组验证样本的网络输出亮度与实测亮度比较如图 3“*”所示。可以看出, 所建 RBF 网络亮度模型具有较高精度。

表 1 部分训练样本数据

Tab.1 Part of the training samples

Wavelength / μm	Radiance / $\text{W} \cdot (\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})^{-1}$	Wavelength / μm	Radiance / $\text{W} \cdot (\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})^{-1}$
3	1.276 2	10	25.522
4	7.423 1	11	22.657
5	16.609	12	19.830
8	29.185	13	17.209
9	27.975

表 2 训练误差及验证误差

Tab.2 Training error and testing error

	Maximum relative error	Average relative error
Training samples	0.77%	0.001 5%
Test samples	0.66%	0.029 7%

利用验证通过的 RBF 网络对大气吸收及辐射干扰影响波段的辐射亮度进行估计, 得到 3~14 μm 波段完整的辐射亮度曲线。图 3 中点划线对应网络输出, 实线为实测亮度曲线。可以看出在干扰弱的波段, 网络输出较好的逼近实测值, 而在干扰强的波段, 网络输出对辐射亮度值进行了有效的估计。

理想黑体光谱发射率不随波长变化, 表现为常数, 文中所测黑体的发射率出厂值为 0.99。根据图 3 得到的辐射亮度曲线, 采用公式(3)计算光谱发射率如图 4 点划线所示。可看出在 373 K 时, 最大误差在 $\lambda=5.95 \mu\text{m}$ 处, 其发射率估计值为 0.975, 最大相对

误差为 1.5%。

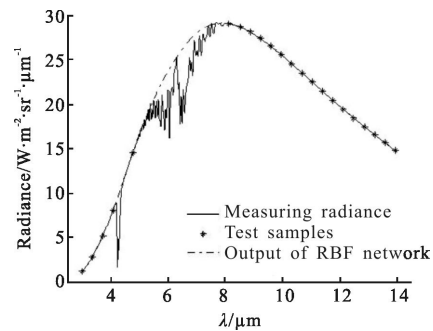


图 3 黑体红外辐射亮度建模及比较

Fig.3 Modeling and comparison of the blackbody infrared radiance

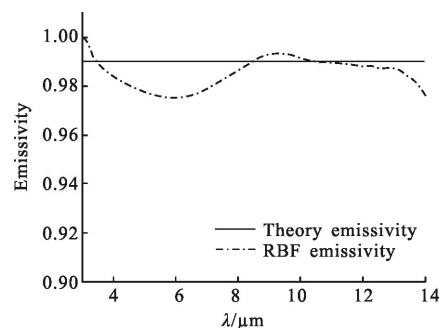


图 4 RBF 网络输出发射率

Fig.4 RBF network output radiance emissivity

为进一步验证所建模型的有效性, 基于维恩位移定律和普朗克公式,

$$M_{\lambda_{m,bb}} = b_1 T^5 \quad (9)$$

式中: $M_{\lambda_{m,bb}}$ 为理想黑体光谱辐射出射度的峰值; 常数 $b_1 = 1.286 2 \times 10^{-11} (\text{W}/(\text{m}^2 \cdot \mu\text{m} \cdot \text{K}^5))$, 与目标光谱辐射出射度峰值 M_{λ_m} 的关系为:

$$M_{\lambda_{m,bb}} = \frac{M_{\lambda_m}}{\varepsilon_{\lambda_m}} = \frac{L_{\lambda_m} \cdot \pi}{\varepsilon_{\lambda_m}} = b_1 T^5 \quad (10)$$

式中: ε_{λ_m} 为峰值处的光谱发射率; L_{λ_m} 为目标辐射亮度峰值, 则目标温度可以计算^[10]

$$T = \sqrt[5]{\frac{L_{\lambda_m} \cdot \pi}{\varepsilon_{\lambda_m} \cdot b_1}} \quad (11)$$

图 3 测试目标的温度为 373 K, 根据图 4 得到的光谱发射率, 按照公式(11)计算的目标温度为 373.2 K, 误差仅为 0.2 K, 证明所估计的光谱发射率有效。

为避免实验的偶然性, 按照上述过程, 在不同温度测量目标的红外辐射特性, 估计光谱发射率。根据公式(11)估计目标温度, 与实测目标温度的比较结果见表 3。

表 3 基于光谱发射率的温度估计结果

Tab.3 Temperature estimation based on the spectral emissivity

Actual temperature/K	$\lambda_m/\mu\text{m}$	ε_{λ_m}	Estimated temperature/K	Estimated error/K
333	8.72	0.991	334.2	1.2
353	8.33	0.988	354.1	1.1
373	7.87	0.985	373.2	0.2
393	7.40	0.989	393.3	0.3
413	7.02	0.991	413.3	0.3

由多组实验数据可以看出,基于有效样本训练,RBF 网络可以建立完整的测试波段范围辐射亮度模型,进而精确估算目标光谱发射率,并可进一步用于物体表面温度估计等方面。

3.2 航空铝合金光谱发射率估计及验证

采用以上方法对铝合金样件的光谱发射率进行测量如图 5 所示,近距离满视场测量的辐射亮度光谱曲线,如图 6 中实线所示,主要振荡波段出现在 4~8 μm 波段。采用文中方法,选择大气窗口中 106 组有效样本作为训练样本,22 组样本作为验证样本,图 6 中虚线为 RBF 网络训练后的输出光谱辐射亮度曲线,“*”为验证样本,可以看出网络建模精度较高。

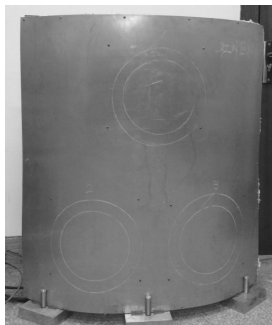


图 5 航空铝合金

Fig.5 Material of aerometal

采用前文方法,计算航空铝合金的光谱发射率如图 7 所示。为验证结果的合理性,采用热敏电阻测量铝合金表面的温度为 64.5 $^{\circ}\text{C}$,利用公式(11),根据图 7 估算出的光谱发射率,可以反推出铝合金的表面温度为 63 $^{\circ}\text{C}$,误差仅为 1.5 $^{\circ}\text{C}$,文中得到的光谱发射率有效。

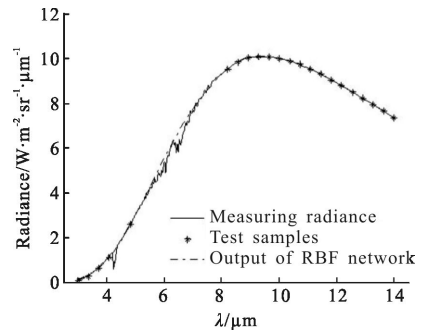


图 6 航空铝合金红外辐射亮度建模及比较

Fig.6 Modeling and comparison of the aerometal infrared radiance

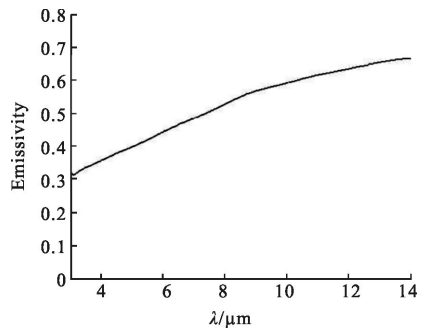


图 7 RBF 网络输出发射率

Fig.7 RBF network output radiance emissivity

4 结论

目标辐射能量在传输路径中,受大气吸收和辐射干扰的影响,辐射能量会发生振荡。文中采用 RBF 网络建立良好的红外辐射亮度模型,对干扰强烈的波段进行辐射亮度估算,有效地减低了大气吸收等因素对目标红外辐射亮度测量的影响,进一步估算的光谱发射率达到了较高的精度。通过对黑体的测试结果验证了文中方法的有效性。将该方法用于航空铝合金的光谱发射率估计,通过温度验证进一步说明了文中方法的有效性。

参考文献:

[1] Yang Yongjun, Wang Zhongyu, Zhang Shukun, et al. Material spectral emissivity measurement optimized by multi-spectral temperature measured [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2014, 40 (8): 1022-1026. (in Chinese)
 杨永军,王中宇,张术坤,等.基于多光谱测温优化的材料光谱发射率测量[J].北京航空航天大学学报,2014,40(8):

- 1022–1026.
- [2] Lv Jianwei, Wang Qiang. Effect of temperature and emissivity of aircraft skin on infrared radiation characteristics [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2009, 36(2): 50–54. (in Chinese)
吕建伟, 王强. 飞行器表面温度和发射率分布对红辐射特征的影响[J]. 光电工程, 2009, 36(2): 50–54.
- [3] Luo Mingdong, Ji Honghu, Huang Wei, et al. Research on measurement method of mid-IR spectral radiant intensity of exhaust system with FTIR spectrometer [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2007, 22(9): 1423–1429. (in Chinese)
罗明东, 吉洪湖, 黄伟, 等. 用 FTIR 光谱仪测量排气系统中红外光谱辐射强度的方法 [J]. 航空动力学报, 2007, 22(9): 1423–1429.
- [4] Dai Jingmin, Song Yang, Wang Zongwei. Review of spectral emissivity measurement [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2009, 38(4): 710–715. (in Chinese)
戴景民, 宋杨, 王宗伟. 光谱发射率测量技术[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(4): 710–715.
- [5] Wang Zongwei, Dai Jingmin, He Xiaowa, et al. The linearity analysis of ultrahigh temperature FTIR spectral emissivity measurement system[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(2): 313–316. (in Chinese)
王宗伟, 戴景民, 何小瓦, 等. 超高温 FTIR 光谱发射率测量系统的线性度分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(2): 313–316.
- [6] Yu Hai, Liang Lihui, Wang Shujie, et al. Error compensation for high precision reference encoder based on RBF neural networks[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(12): 4123–4127. (in Chinese)
于海, 梁立辉, 王树洁, 等. 基于径向基函数神经网络的高精度基准编码器误差补偿 [J]. 红外与激光工程, 2014, 43(12): 4123–4127.
- [7] Liu Yanju, Kou Guohao, Song Jianhui. Target recognition based on RBF neural network[J]. *Fire Control & Command Control*, 2015, 40(8): 9–13. (in Chinese)
刘砚菊, 寇国豪, 宋建辉. 基于 RBF 神经网络的空中目标识别技术[J]. 火力与指挥控制, 2015, 40(8): 9–13.
- [8] Ishii J, Ono A. Uncertainty estimation for emissivity measurements near room temperature with a Fourier transform spectrometer [J]. *Measurement Science and Technology*, 2001, 12: 2103–2112.
- [9] Luo Mingdong, Sang Jianhua, Huang Wei, et al. Investigation of calibration method and test application of FTIR spectrometer at 8–14 μm band [J]. *Measurement & Control Technology*, 2013, 32: 171–175. (in Chinese)
罗明东, 桑建华, 黄伟, 等. FTIR 光谱仪 8–14 μm 红外波段定标方法及测试应用[J]. 测控技术, 2013, 32: 171–175.
- [10] Zhang Jianqi. *Infrared Physics* [M]. 2nd ed. Xi'an: Xidian University Press, 2013: 128. (in Chinese)
张建奇. 红外物理 [M]. 第 2 版. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2013: 128.
- [11] Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks [J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1991, 2(2): 302–309.