

低温目标光谱发射率建模及弱信号 检测技术的研究*

杨春玲 齐超 戴景民 胡艳

(哈尔滨工业大学电气工程系, 黑龙江, 哈尔滨, 150001)

摘要 利用小波变换技术对辐射信号进行预处理和去噪, 实现了辐射信号的高精度检测; 进而, 设计了一种组合神经网络发射率模型, 依据测温仪测得的亮温可以高精度地辨识出被测目标的发射率模型, 这种建模方法不需给定发射率固定的样本数据, 给出具体理论推导过程. 仿真结果表明, 此方法是获知连续光谱发射率及真温的一种有效的方法.

关键词 发射率, 真温, 小波滤波器, 多光谱, 神经网络.

STUDY OF MODELING SPECTRAL EMISSIVITY OF LOW TEMPERATURE TARGET AND WEAK SIGNAL DETECTION*

YANG Chun-Ling QI Chao DAI Jing-Min HU Yan

(Department of Electrical engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract By using the technique of wavelet transform for pretreatment and fitting the weak radiation signal has been accurately detected. Moreover, a new method for modeling the emissivity and wavelength of a multiwavelength pyrometer has been proposed and developed for obtaining accurately spectral emissivity and wavelength. In this method, it was unnecessary to give sample data of fixed emissivity model. Then, the detailed algorithm was described and the simulation was done for checking the validity of algorithm.

Key words emissivity, true temperature, wavelet band filter, multispectral neural network.

引言

在低温目标发射率及真温测量系统中, 由于目标辐射能量绝对值小、信号弱, 所以噪声对测量精度的影响较大; 此外, 材料光谱发射率不确定仍然是影响辐射法测量真温及发射率的一个难题. 因此, 本设计从解决低温目标弱辐射信号检测、目标光谱发射率和温度分离算法这两个问题角度出发, 设计了一种新的低温目标信号处理系统.

低辐射信号噪声去除比较常用的方法有: 窄带滤波法、双路消噪法、同步累计法、锁定接收法、相关检测法、取样积分法(时域分析法)^[1,2].

本设计考虑利用小波变换这种新的多分辨分析

方法, 设计小波滤波器提取弱辐射信号, 并采用积分法进一步去除噪声信号, 实现辐射测温信号预处理.

多光谱辐射测温法是近年来发展起来的测量辐射温度和发射率的方法, 这种测量方法是利用目标多个光谱的辐射信息来分离出辐射温度和发射率的方法. 目前, 多光谱辐射测温的数据处理主要有2种方法, 一种是假设模型法^[3-7]; 另一种为神经网络法^[8,9]. 假设模型法是假设波长和发射率之间的一个固定的数学模型, 如 $\ln \varepsilon = a + b\lambda$, $\varepsilon = a + b\lambda$ 等, 再依据亮温求得目标真温及发射率. 神经网络法提出了取消发射率和波长假设模型的新方法. 但由于无法得到被测目标的真温与输出量对应关系的样本数据, 仍需要假设若干发射率的样本数据, 所以这种方

* 哈尔滨工业大学校基金(批准号 HIT. 2002. 22)资助项目
稿件收到日期 2002 - 08 - 08, 修改稿收到日期 2003 - 05 - 08

* The project supported by the Scientific Research Foundation of Harbin
Institute of Technology (No. HIT. 2002. 22)
Received 2002 - 08 - 08, revised 2003 - 05 - 08

法是假定了一些发射率模型,由于假设的模型多,所以样本点的数量大,导致网络的训练速度较慢.

上述假设模型一般是从处理问题方便或针对某一个或某些特定对象的角度出发设计出来的,由于材料性质、表面形状及状态不同,目标发射率各不相同,迄今为止还无法找到一种适合所有材料的发射率与波长或各通道发射率间关系的假设模型. 如 $\ln \epsilon(\lambda, T) = a + b\lambda$, 只适用于多氧化和未氧化的金属表面,而对其它材料的测量精度较低. 因而假设模型法会由于目标的光谱发射率模型与假设模型不符而造成误差. 因而必须建立一种通用的发射率与温度分离算法,完全取消假设模型.

本设计建立一种新的模型. 任何表面状态和温度下,只要采集到该状态下目标各个光谱的辐射量,就可以训练出该目标的连续光谱发射率. 首先,这个模型需根据神经网络结构建立波长和发射率间的映射关系,由于无法得到样本数据,再将这个映射关系依据红外技术理论进行组合,因而称为多光谱神经网络发射率模型. 这个模型不需对发射率模型进行任何形式的假设,以此解决假设模型法存在的问题.

1 基于小波变换及多光谱神经网络的辐射测温系统

在中红外辐射测温系统中,为了消除目标背景及杂散光辐射等附加信号的影响,在光路系统汇聚焦点处安装一个与光轴成 45° 角的调制盘,调制盘将目标信号调制成交流信号. 另外测量系统应具有足够多的波长数,以满足多光谱神经网络数据处理的需要. 本设计调制频率选择为 934Hz . 图 1 为红外多光谱辐射温度计的前置级与数据采集系统.

用小波变换去除噪声信号主要有 3 种方法,我们对 3 种方法进行了比较研究^[10],针对辐射测温信号的特点,选取在 934Hz 附近采用小波变换滤波器进行滤波的去噪方式,这种方法可以有效地提取某

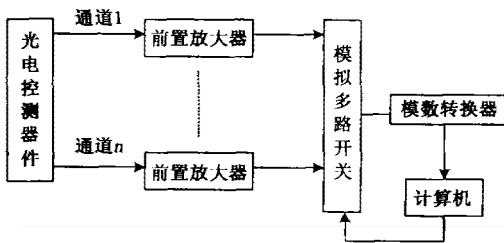


图 1 红外多光谱辐射温度计的前置级与数据采集系统
Fig. 1 Pre-amplifier and data acquisition system of infrared radiation thermometer

一小频带内的信号,去除干扰信号.

用计算机进行辐射测温信号处理的流程图如图 2 所示,原始信号为含噪声干扰的正弦波信号,经过小波带通滤波器滤波;整形变换将交变信号变为单相脉动信号;再通过积分法求平均值取其直流量;通过直流电压量求得对应每个光谱的亮温;最后将求得的各个光谱的亮温数据作样本,采用笔者设计的多光谱神经网络模型进行发射率辨识,得到目标的连续光谱发射率模型和真实温度.

2 多光谱神经网络数据处理

多光谱神经网络数学模型的建立,首先需用神经网络建立发射率与波长的映射关系,即 $\epsilon = \epsilon(\lambda)$. 为了求得该映射关系的权系数,我们再对该神经网络进行组合,建立多光谱神经网络. 下面介绍具体步骤:

2.1 波长与发射率非线性映射关系的确定

理论上已经证明,含一个隐层的前向神经网络能以任意精度逼近定义在 R^n 的一个紧集上的任意非线性函数^[11,12]. 由于目标的光谱发射率与波长之间存在着某种非线性映射关系,所以用图 3 中单隐层神经网络来设定两者的关系. 网络为单输出结构,中间隐层含有 k 个节点. 输入信号为 λ , 输出信号为 ϵ , 隐层偏差 $b_{11}, b_{12}, \dots, b_{1k}$, 输出层偏差 b_2 .

由于发射率的值在 $0 \sim 1$ 之间,所以输出层和隐层的激活函数都选取 sigmoid 函数: $f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$ 由图 3 可以得出发射率 ϵ 与波长 λ 的关系式:

$$\epsilon = f\left(\left(\sum_{m=1}^k V_m f(W_m \lambda + b_{1m})\right) + b_2\right). \quad (1)$$

在多光谱测温过程中,我们无法得到发射率和波长之间的样本数据,所以图 3 中权系数无法求出. 需对神经网络进行改进. 各个光谱的亮温可以测出,因此考虑根据物体的辐射亮温建立一个数学模型,

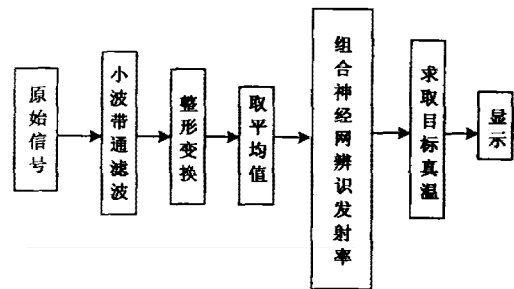


图 2 小波神经网络信号处理流程图
Fig. 2 Flow chart of wavelet neural networks

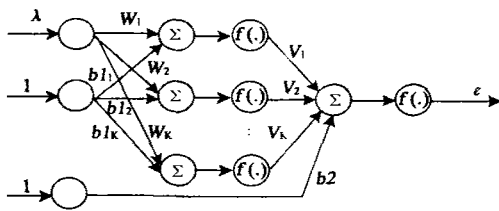


图3 发射率的神经网络结构
Fig.3 Structure of the neural networks emissivity model

以求得一致的最佳逼近的目标发射率权系数,进而得到发射率和波长之间的非线性映射关系.下面介绍的多光谱神经网络可实现这一目的.

2.2 多光谱神经网络方法模型的建立

根据辐射测温理论,设多光谱辐射温度计具有 n 个通道,则目标的真温 T 与某个通道下亮温 $T_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 、另一个通道的亮温 $T_j (j \neq i)$ 间的关系如式(2)、(3)所示:

$$\frac{1}{T} - \frac{1}{T_i} = \frac{\lambda_i}{C_2} \ln \varepsilon(\lambda_i), \tag{2}$$

$$\frac{1}{T} - \frac{1}{T_j} = \frac{\lambda_j}{C_2} \ln \varepsilon(\lambda_j). (i \neq j) \tag{3}$$

其中 C_2 为普朗克第二常数, $\varepsilon(\lambda_i)$ 、 $\varepsilon(\lambda_j)$ 分别为该波长下目标发射率.

式(3)减式(2)可以得到

$$\frac{1}{T_i} - \frac{1}{T_j} = - \left(\frac{\lambda_i}{C_2} \ln \varepsilon(\lambda_i) - \frac{\lambda_j}{C_2} \ln \varepsilon(\lambda_j) \right). \tag{4}$$

将式(1)代入式(5)中,并将等式右边用 $\hat{y}_{i,j}$ 表示可以得到

$$\hat{y}_{i,j} = - \frac{1}{C_2} \left(\lambda_i \ln \left(f \left(\sum_{m=1}^k V_m f(W_m \lambda_i + b1_m) \right) + b2 \right) - \lambda_j \ln \left(f \left(\sum_{m=1}^k V_m f(W_m \lambda_j + b1_m) \right) + b2 \right) \right). \tag{5}$$

式(5)为基于神经网络的 2 个通道亮温倒数差的近似表达式,输入信号为 2 个通道的波长,输出信号 $\hat{y}_{i,j}$ 为 $\frac{1}{T_i} - \frac{1}{T_j}$ 的近似值.由于对应 2 个波长的亮温是已知的,因此相应的 2 个通道的亮温的倒数差可



图4 原始信号
Fig.4 The original signal

以作为网络的期望输出,于是我们可以得到一组样本点.利用这些样本点可以求得式(5)中的未知数,即图3中网络的各个权系数及偏差.

2.3 算法与步骤

本设计采用最速下降法求取式(5)中的权系数 $W_1, W_2, \dots, W_k; V_1, V_2, \dots, V_k$; 偏差 $b1_1, b1_2, \dots, b1_k; b2$.

设 $d_{i,j} = \frac{1}{T_i} - \frac{1}{T_j}$ 为样本数据,若波长数为 n ,则输入样本总数为 $L = C_n^2$ 个,我们采用如下形式的 LMS 能量函数:

$$\dot{E} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (d_{i,j} - \hat{y}_{i,j})^2. \tag{6}$$

其中, E 也称目标函数, $d_{i,j}$ 是网络期望输出, $\hat{y}_{i,j}$ 是网络实际输出.

多光谱神经网的参数优化式如下(上标表示训练次数):

$$V_k^{l+1} = V_k^l - \eta \nabla E(V_k^l) + \alpha(V_k^l - V_k^{l-1}), \tag{7}$$

$$W_k^{l+1} = W_k^l - \eta \nabla E(W_k^l) + \alpha(W_k^l - W_k^{l-1}), \tag{8}$$

$$b1_k^{l+1} = b1_k^l - \eta \nabla E(b1_k^l) + \alpha(b1_k^l - b1_k^{l-1}), \tag{9}$$

$$b2^{l+1} = b2^l - \eta \nabla E(b2^l) + \alpha(b2^l - b2^{l-1}). \tag{10}$$

其中, η 为学习率, $0 < \eta \leq 1$, α 为动量因子, $0 < \alpha < 1$. l 为训练次数.

上述误差纠正学习的最终目的是使网络中每一输出单元的实际输出在某种统计意义上最逼近于应有输出.这就是通常所说的误差纠正学习规则(或称 delta 规则).在自适应滤波理论中对这种学习的收敛性及其统计特性有较深入的分析.^[13]

3 真温的获得方法

误差纠正学习结束后,将学习得到的权系数及

表1 多光谱神经网络模型发射率样本数据
Table 1 Samples data of the combinational neural networks model

ε	$\lambda (um)$														
	8.14	8.35	8.55	8.78	9.01	9.27	9.53	9.80	10.1	10.3	10.6	10.8	11.1	11.3	11.5
A	0.77	0.75	0.74	0.72	0.70	0.68	0.66	0.64	0.62	0.60	0.58	0.56	0.53	0.52	0.50
B	0.75	0.70	0.65	0.63	0.65	0.70	0.75	0.80	0.83	0.84	0.83	0.81	0.78	0.76	0.74
C	0.64	0.66	0.68	0.70	0.72	0.74	0.76	0.78	0.76	0.74	0.72	0.70	0.68	0.66	0.64

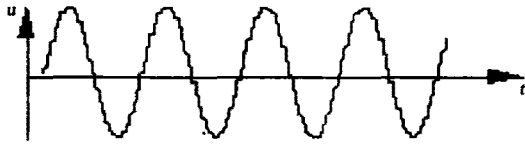


图5 小波变换后的结果
Fig. 5 The result after wavelet transform

偏差代入式(1),我们可以得到发射率与波长之间的函数关系式,因而可以画出 $\epsilon = \epsilon(\lambda)$ 的曲线. 任意给出一个波长都会得出对应该波长的发射率,利用式(2)可以计算出对应的真温,这些真温分散在一个小范围内,可以通过求这些点真温的平均值得到目标温度的最终结果. 下面通过仿真实验验证以上的推导,并观察误差的大小.

4 仿真结果分析

4.1 小波带通滤波器的仿真结果

图4为含噪声信号的原始信号. 用来模拟前置放大器的输出信号. 对这个信号经 A/D 变换后,送入计算机利用小波滤波器进行滤波,变换后的结果如图5所示,我们选取滤波器的中心频率 $f_1 = 934\text{Hz}$, $\Delta f = 5\text{Hz}$, $a = 1$.

将小波变换后的信号经计算机处理为图6所示的单向脉动信号,再通过积分法取其平均值得到对应的直流输出电压信号,如图7所示. 将测温仪的直流输出电压变换为各个通道的亮度温度. 由图5可见,这种小波滤波器的去噪效果非常显著,由图7可见辐射测温信号采用数字处理技术可以得到稳定的直流输出电压. 上述仿真结果是采用 MATLAB 工具箱完成的.

4.2 多光谱神经网络仿真结果

波长数的选择,目前欧美国家通常采用6波长或8波长测温,最多的有35波长的测温计,波长数越多样本数越多,逼近精度越高,但同时波长数越多每个工作波段内的辐射能量就越小. 下面以15波长红外测温计为例验证结果的正确性. 样本个数为 $C_{15}^2 = 105$ 个.

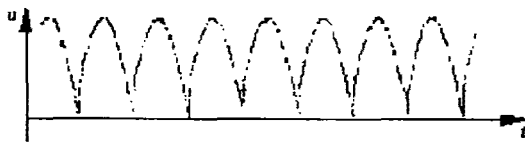


图6 单向脉动信号
Fig. 6 The unilateral pulsant signal

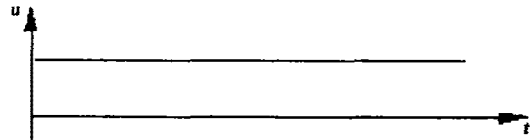


图7 直流输出电压信号
Fig. 7 The direct current output signal

多光谱神经网络是根据仪器测得各光谱的亮度温度作样本数据来训练网络. 本文为了验证上面的理论推导,先假设真温 T 已知,发射率模型已知,应用式(2)求得各个通道的亮度温度,再用波长及求得的各通道的亮度温度为样本求得仿真温度及仿真发射率模型,然后与假设的真温及发射率模型作比较. 采用 MATLAB 工具箱进行仿真研究.

设15个有效波长分别 $8.14\mu\text{m}, 8.35\mu\text{m}, 8.55\mu\text{m}, 8.78\mu\text{m}, 9.01\mu\text{m}, 9.27\mu\text{m}, 9.53\mu\text{m}, 9.80\mu\text{m}, 9.85\mu\text{m}, 10.1\mu\text{m}, 10.3\mu\text{m}, 10.6\mu\text{m}, 10.8\mu\text{m}, 11.1\mu\text{m}, 11.3\mu\text{m}, 11.5\mu\text{m}$, 选择3组不同变化规律的发射率作测试样本,如表1所示(波长的单位为 μm).

假设目标真温 $T = 323\text{K}$,应用式(2)得到各个发射率样本的亮温数据. 选取图3中神经网络隐层节点数 $k = 8$,经过10000次训练,3种模型的目标函数误差均能达到0.007,得到的发射率函数逼近曲线与假设的发射率模型的比较结果如图8所示.

对以上3种模型选择8个温度点 $323\text{k}, 338\text{k}, 353\text{k}, 368\text{k}, 383\text{k}, 398\text{k}, 413\text{k}, 428\text{k}$ 作比较,假设发射率模型不随温度而变化,将假设的真温代入式(2)求得15个光谱下的亮温,再用15个亮温和仿真发射率,求得物体的真温. 得到的仿真温度及真温对照表如表2所示. 其中仿真温度是用仿真发射率模型在15个波长下求得的温度的平均值.

由图8可见仿真发射率与实际发射率模型非常接近,说明多光谱神经网络能很好地进行发射率模型的辨识.

表2 多光谱神经网络模型计算结果
Table 2 Results of the combinational neural networks

模型	真温(k)	323	338	353	368	383	398	413	428
A	仿真温度(k)	326	344	356	374	386	402	416	431
B	仿真温度(k)	319	334	349	364	379	394	409	424
C	仿真温度(k)	317	333	348	363	378	393	408	423

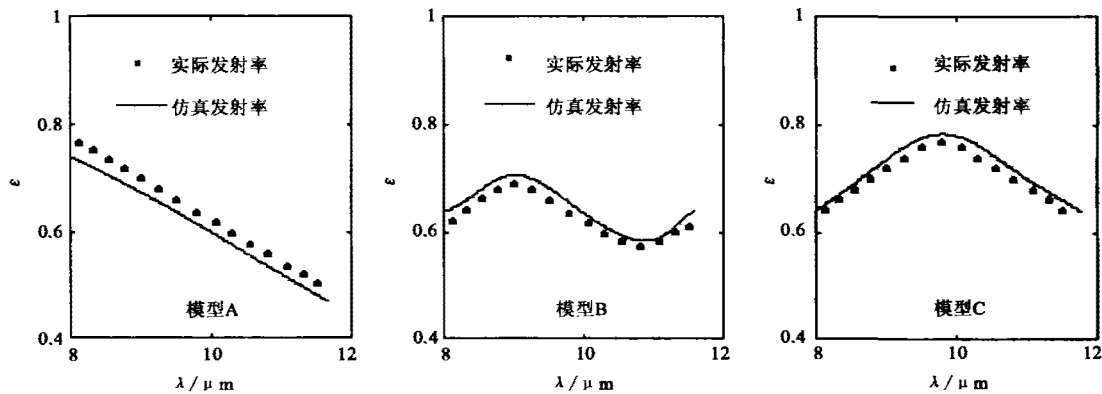


图 8 发射率模型的逼近曲线
Fig. 8 Approximate curve of the emissivity model

从表 2 可见,多光谱神经网络计算出的仿真温度与真温相比,各个模型误差相近,并且误差较小。

5 结论

本文提出的用小波变换及积分法实现噪声背景下提取弱信号的技术,能很好地检测出低温弱光电信号,小波滤波器的中心频率可以用软件方便地调整。

本文建立的基于多光谱神经网络的发射率模型,仅仅依据目标各个通道的亮度温度就可得到发射率及真温,具有较高的辨识精度及适宜于变化的目标。这种方法理论上可以实现发射率及温度的在线测量,但需设计优化算法,提高逼近速度。目前,只能实现离线训练、在线测量。本设计为目标发射率的自动识别及建立通用型辐射测温计奠定了基础。仿真实验进一步证明了理论推导的正确性。

REFERENCES

- [1] JIANG Guo-Zhou, JIANG Chao. Study on the principle and way of detection. *Journal of Hubei Normal University* (江国舟,江超.微弱信号检测的基本原理与方法研究.湖北师范学院学报), 2001, 21(4): 45—48
- [2] WANG Yan-Yun, LUO Cheng-Mu, DUAN Lian, et al. Wavelet signal processing system in fiber-optic current sensors. *Journal of Tsinghua University* (王廷云,罗成沐,段联,等.光纤电流传感器小波信号处理系统.清华大学学报(自然科学版)), 1999, 39(9): 51—53
- [3] Gardner J L. Computer modelling of a multiwavelength pyrometer for measuring true surface temperature. *High Temp High Press*, 1980, 12: 669—705
- [4] Hiernaut J P, Submillisecond R B. *Six-wavelength Pyrometer for High Temperature Measurements in the Range 2000 to 5000K*. London: High Temp-High Press, 1986, 18: 617—625
- [5] Khan M A. Noncontact temperature measurement. I. interpolation based techniques. *Rev. Sci. Instrum.*, 1991, 62(2): 392—402
- [6] Khan M A. Noncontact temperature measurement. II. least squares based techniques. *Rev. Sci. Instrum.*, 1991, 62(2): 403—409
- [7] Adam M, Ryszard H, Malgorzata J. Modeling of non-contact temperature measurement system using multiwavelength pyrometry. *SPIE*, 2001, 4516: 120—124
- [8] CONG Da-Cheng, DAI Jing-Min, SUN Xiao-Gang, et al. Study of the application of RBF network to multi-spectral thermometry. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (丛大成,戴景民,孙晓刚,等. RBF 网络在多光谱测温中的应用研究.红外与毫米波学报), 2001, 20(2): 97—101
- [9] SUN Xiao-Gang, DAI Jing-Min, CONG Da-Cheng, et al. Temperature measurement by radiation method based on neural network model. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (孙晓刚,戴景民,丛大成,等.基于神经网络模型的辐射真温测量方法研究.红外与毫米波学报), 2001, 20(2): 151—153
- [10] YANG Chun-Ling. Comparative research of methods for restraining interfering signals using wavelet transform. *Journal of Hunan University* (杨春玲.小波变换用于抑制干扰信号几种方法的比较研究.湖南大学学报), 2002, 29(6): 76—81
- [11] Carroll S M, Dickson W. Construction of neuralnets using radom transform. *IJCNN*, 1989, 1: 607—611
- [12] Hornik K. Approximation capabilities of multilayer feed-back network. *Neural networks*, 1991, 4(2): 251—257