

文章编号: 0253-2239(2007)04-0631-7

航天光学遥感器在轨调制传递函数神经网络评价方法

李宏壮^{1,2} 韩昌元¹ 马冬梅¹

(¹ 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130022)
(² 中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘要: 通过对航天光学遥感器在轨调制传递函数模型和遥感图像的分析,找出遥感图像中与调制传递函数有关的特征信息,采用神经网络为工具,完成利用遥感器传输下来的任意一幅地面景物图像进行调制传递函数的评价。首先模拟出包含不同调制传递函数等级的遥感图像,组成训练样本集,再从图像中分别提取出直接与调制传递函数有关的特征参量和与景物结构有关的特征参量,作为神经网络的输入,网络通过对训练样本集中模拟出的大量调制传递函数已知的遥感图像训练后,当再次输入一幅调制传递函数未知的遥感图像时,便能够正确估计出其调制传递函数值。这种方法不需要在地面铺设靶标或预先获得调制传递函数已知的同一地面景物的航空图像作为参考,只需获得任意一幅地面景物图像即可完成对遥感器调制传递函数的评价。实验结果表明,当不考虑噪声对调制传递函数的影响时,对调制传递函数的评价误差约为 6%,而在考虑噪声时,评价误差约为 9%。

关键词: 应用光学; 调制传递函数; 神经网络; 特征参量; 航天光学遥感器

中图分类号: O439 文献标识码: A

Assessment Method of Modulation Transfer Function of On-Orbit Space Optical Remote Sensor Using Neural Network

Li Hongzhuang^{1, 2} Han Changyuan¹ Ma Dongmei¹

(¹ Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, the Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022)
(² Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039)

Abstract: Through analyzing the model of modulation transfer function (MTF) of on-orbit space optical remote sensor (SORS) and remote images, the eigenvectors related to MTF in the images are found out, using neural network (NN), complete assessing the MTF of space optical remote sensor through images of any landscape. First, remote images with different MTF levels were simulated, and they were used as the training base of NN, then the eigenvectors related to MTF directly and that related to landscape structure were abstracted respectively, and they were used as the inputs of NN, after being trained by a great lot of simulated images in the training base that MTF are known, the ANN could assess the MTF of totally unknown images. This method could assess the MTF of SORS through images of any landscape, and needn't the special views on the ground or aerial images as reference. The experiment results show that when noise is not considered, the mean assessment error is approximately 6%, or else, the mean error is approximately 9%.

Key words: applied optics; modulation transfer function; neural network; eigenvector; space optical remote sensor

1 引 言

航天光学遥感器的调制传递函数(MTF)反映了遥感器获得地面景物信息的频率特性,对遥感器运行期间的调制传递函数测试,是监测其在轨运行情况 and 性能衰减程度的有效手段,对于光学系统的

调焦及制作去卷积滤波器以增强图像衬比度、减少噪声都极为重要^[1]。在目前的工作中,在轨调制传递函数的测试主要有两类方法,一类是在地面铺设特定形状的靶标,如周期性目标(黑白等间隔条纹)、点光源、刀口等,或选择地面标志物,如桥梁等作为

作者简介: 李宏壮(1980—),男,黑龙江巴彦人,博士研究生,主要从事光学测试、遥感器像质评价及光电望远镜方面的研究。E-mail: jilinbayan@163.com

导师简介: 韩昌元(1940—),男,吉林延边人,朝鲜族,研究员,主要从事航天光学遥感器光学设计、检测及装调等方面的研究。E-mail: hancy@ciomp.ac.cn

收稿日期: 2006-05-11; 收到修改稿日期: 2006-09-12

靶标,通过对靶标成像进行测试^[2]。另一类方法是通过调制传递函数已知的机载航空相机对地面某景物拍摄高分辨力的航空图片,再用待测的遥感器对同一景物拍摄,通过目视比较,确定待测遥感器的调制传递函数^[3]。以上这些方法都需要地面靶标或已知的航空图片作为参考,因此存在着很多弊端。例如对于使用地面靶标的测量,首先必须在地面铺设靶标,并对其进行维护,为此许多国家专门建立了陆地靶场;其次,卫星在轨飞行时必须准确找到靶场的位置,否则无法测量,由于卫星在轨工作时间有限,因此难度很大;另外,在测试过程中还可能受到云层的影响。而对于使用参考图片进行的测量,则每次都需要先拍摄某特定景物的航空图片,才能与待测遥感图片相比较,在时间和经济上效率都很低。以上这些弊端使航天遥感器的在轨调制传递函数测试工作极为不便。

法国的 Jean-Marc Delvit 博士提出了利用神经网络(Neural network, NN)为工具,完成通过任意一幅地面景物图像进行调制传递函数评价的方法^[4,5],即无需特定的靶标或调制传递函数已知的航空图片作为参考进行评价,这种方法可以使遥感器调制传递函数的在轨评价工作变得极为简单方便。

本文使用人工神经网络(ANN)中应用最为广泛的误差逆传播(B-P)网实现了这种方法。首先通过分析航天光学遥感器调制传递函数的模型,模拟出不同调制传递函数等级的遥感图像,组成训练样本集;再从图像中将调制传递函数有关的数学特征提取出来作为 ANN 的输入,这其中主要是将图像中直接与调制传递函数有关的特征参量和与图像景物结构有关的特征参量区分开,分别作为 ANN 的输入;而后 ANN 对训练样本集中的图像进行训练,通过反复调整网络的结构进行训练,ANN 将自动建立起一个图像的某些数学特征与调制传递函数之间的某种非线性关系,通过观察网络对未训练过的测试图像的调制传递函数评价结果,根据测试误差最小来确定最终的神经网络结构。当网络训练完毕后,对其输入一幅调制传递函数未知的图像时,ANN 就可以准确估计出其调制传递函数值。

算法的实现采用 VC++调用 MATLAB 计算引擎,使整个测试过程简单快速。

2 神经网络训练样本集的建立

2.1 航天光学遥感器调制传递函数的模型

航天光学遥感器多采用时间延迟积分(TDI)

CCD 推扫方式成像,其调制传递函数(公式中用 M 表示)主要由光学设计、加工,CCD 尺寸,像移和电荷传播所引起^[3,4]:

$$M_{\text{global}}(f_x, f_y) = M_{\text{optics}} \cdot M_{\text{detector}} \cdot M_{\text{motion}} \cdot M_{\text{charge}}, \quad (1)$$

其中

$$M_{\text{optics}}(f_x, f_y) = \exp\{-[(\lambda_x f_x)^2 + (\lambda_y f_y)^2]^{1/2}\},$$

$$M_{\text{detector}}(f_x, f_y) = \text{sinc}(f_x \Delta x) \cdot \text{sinc}(f_y \Delta y),$$

$$M_{\text{motion}}(f_x, f_y) = \text{sinc}(f_y V t_i),$$

$$M_{\text{charge}} = \exp(-\mu f_x),$$

因此,航天遥感器调制传递函数的模型为

$$M_{\text{global}}(f_x, f_y) = \exp\{-[(\lambda_x f_x)^2 + (\lambda_y f_y)^2]^{1/2}\} \cdot \text{sinc}(f_x \Delta x) \cdot \text{sinc}(f_y \Delta y) \cdot \text{sinc}(f_y V t_i) \cdot \exp(-\mu f_x), \quad (2)$$

式中 $\Delta x, \Delta y$ 是 CCD 像元尺寸在 x, y 方向上的值; V 是卫星飞行时地面上一点在像面上的移动速度, t_i 是 CCD 的积分时间, λ_x, λ_y 是光学设计、加工使 x, y 方向调制传递函数衰减的参量, μ 是电荷传播使 x 方向调制传递函数衰减的参量。

也可以将 M_{charge} 与 M_{optics} 合成一项,用一个高斯函数表示,即

$$M_{\text{global}}(f_x, f_y) = \exp\{-[(\lambda_x f_x)^2 + (\lambda_y f_y)^2]^{1/2}\} \cdot \text{sinc}(f_x \Delta x) \cdot \text{sinc}(f_y \Delta y) \cdot \text{sinc}(f_y V t_i), \quad (3)$$

在本文中将使用(3)式作为调制传递函数的模型。

2.2 不同调制传递函数等级遥感图像的模拟

选取地面采样频率远高于被测遥感器的遥感图片,先利用卷积,模拟出不同调制传递函数等级的图片,再经过欠采样,获得与待测遥感器相同地面采样间隔的图片。只要欠采样的倍数足够高(至少三倍以上),则图片对应于被测遥感器尼奎斯特(Nyquist)频率处的调制传递函数值可近似为 1^[4]。

由原始的遥感图像 $e(x, y)$ 可以模拟出不同调制传递函数等级、采样间隔和噪声等级的图像 $s(x, y)$:

$$s(x, y) = e(x, y) \otimes f_{\text{ps}}(x, y) \cdot \sum_{ij} \delta(x - jD_x, y - jD_y) + N_n, \quad (4)$$

式中 $f_{\text{ps}}(x, y)$ 是系统的点扩散函数, D_x, D_y 是沿 x, y 方向的采样间隔, N_n 是系统引入的噪声, \otimes 表示卷积运算。

上式经过傅里叶变换后得到:

$$S(f_x, f_y) = [E(f_x, f_y) \cdot M(f_x, f_y)] \otimes \sum_{ij} \delta\left(f_x - \frac{j}{D_x}, f_y - \frac{j}{D_y}\right) + N_n, \quad (5)$$

采用(5)式即可模拟出不同调制传递函数等级的图

片。

本文中使用地面采样间隔为 4 m 的航天遥感图像作为 $e(x, y)$, 经过 4 倍欠采样模拟出地面采样间隔为 16 m 的图像。由于该遥感器是 TDI CCD 推扫方式成像的, 因此图像中已经包含了 CCD 尺寸和像移引起的调制传递函数, 只需用一个高斯函数来模拟由于光学设计、加工, 离焦, 大气, 杂光, 电荷传播及环境等因素所产生调制传递函数, 即

$$M(f_x, f_y) = \exp\{-[(\lambda f_x)^2 + (\mu f_y)^2]^{1/2}\}, \quad (6)$$

式中 λ, μ 是 x, y 方向调制传递函数衰减的参量。将式(6) 作为式(5) 中的调制传递函数 $M(f_x, f_y)$ 。

将由(5)式模拟出的大量不同调制传递函数等级的遥感图像作为 ANN 训练所使用的学习库。经过训练后, 该 ANN 就可以对地面采样间隔为 16 m 的遥感器进行调制传递函数测试了。

为提高网络性能, 在训练样本中, 应尽量包含各种地面景物结构的图像, 这样有利于提高网络的泛化能力。

3 图像中特征参量的提取

3.1 与调制传递函数有关的特征参量的提取

由调制传递函数的定义可知, 图像在某个空间频率处的调制传递函数值越高, 则该频率处的信息被衰减得越小^[6], 因此考虑采用图像被测空间频率 f 处的频谱之和作为反映 f 处调制传递函数信息的参量^[5,7], 即:

$$V(f) = \left[\sum_v |S(f, v)|; \sum_u |S(u, f)| \right], \quad (7)$$

式中 S 是图像 s 的傅里叶变换; u, v 分别是沿飞行方向和垂直于飞行方向图像的空间频率。由于 CCD 相机主要考虑尼奎斯特频率处的调制传递函数值, 因此式中的 f 取为尼奎斯特频率 f_N ($f_N = 10 \text{ lp/mm}$)。

图 1 为城镇和田野在不同调制传递函数时尼奎斯特频率处的 V 向量, 从图中可以看出, 无论是城镇还是田野图像, 随着调制传递函数的下降, 尼奎斯特频率处的 V 向量在 x, y 两个方向上都减小。但尽管图 1(c) 的调制传递函数值比图 1(b) 的高, 但其向量 V 在 x, y 两个方向的值都比图 1(b) 小, 这表明, 除了调制传递函数等级外, 图像中景物本身的结构特性也对向量 V 产生影响, 因此还必须从图像中将景物结构有关的特征信息提取出来, 即将图像中反映调制传递函数的特征信息和反映景物结构的特征信息区分开。

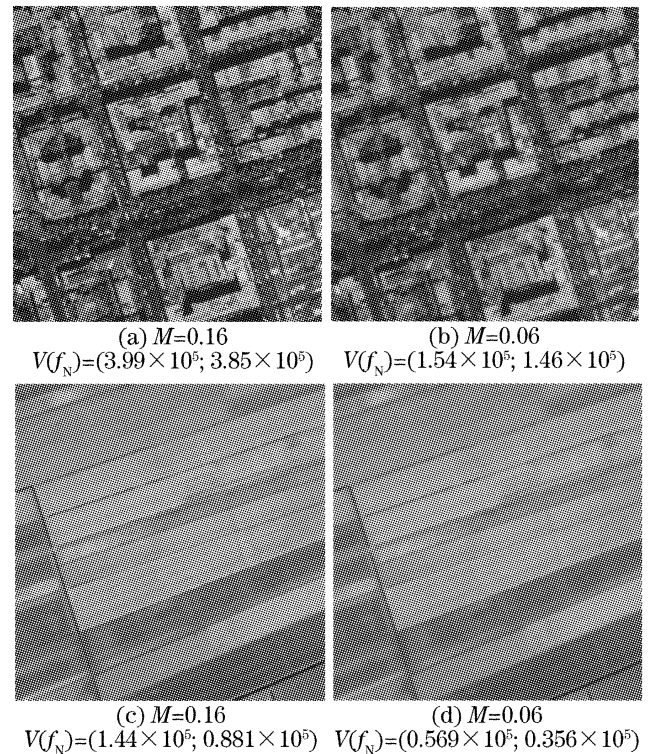


图 1 城镇和田野图像不同调制传递函数时尼奎斯特频率 (f_N) 处的 V 向量

Fig. 1 The vector V of town and field image with different modulation transfer function level

3.2 与景物结构有关的特征参量的提取

由于图像中景物本身的结构复杂程度将影响 ANN 对调制传递函数的估计, 因此要将反映图像结构信息的特征提取出来作为网络的输入向量。为此, 我们引入一个常用于描述图像结构的函数^[5,7,8]: $\gamma(h)$, 它表示图像中相隔 h 个像素的两点灰度变化(平方)的平均值。对于所有的像元 p :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[|I(p+h) - I(p)|^2], \quad (8)$$

式中 E 表示数学期望, $I(p)$ 表示第 p 个像元的灰度值。由(8)式可见, $\gamma(h)$ 反映了图像中像素之间灰度的变化。

另外, $\gamma(h)$ 曲线的渐近线是整幅图像的标准方差 σ^2 , 这是因为:

$$\begin{aligned} \gamma(h) = & \frac{1}{2} E[I^2(p) + I^2(p+h) - 2I(p) \cdot I(p+h)] = \\ & \frac{1}{2} E[I^2(p)] + \frac{1}{2} E[I^2(p+h)] - \\ & E[I(p) \cdot I(p+h)], \end{aligned}$$

当 $h \rightarrow \infty$ 时, $I(p)$ 与 $I(p+h)$ 将相互独立, 所以 $E[I(p) \cdot I(p+h)] = E[I(p)] \cdot E[I(p+h)]$, 并且对于所有的 h , 都有 $E[I(p)] = E[I(p+h)]$,

因此

$$\lim_{h \rightarrow \infty} \gamma(h) = E[I^2(p)] - E^2[I(p)] = \sigma^2, \quad (9)$$

图 2 所示为结构复杂的城镇图像和结构均一的田野图像的 $\gamma(h)$ 曲线。可以看出 $\gamma(h)$ 能够反映图像景物的结构信息。

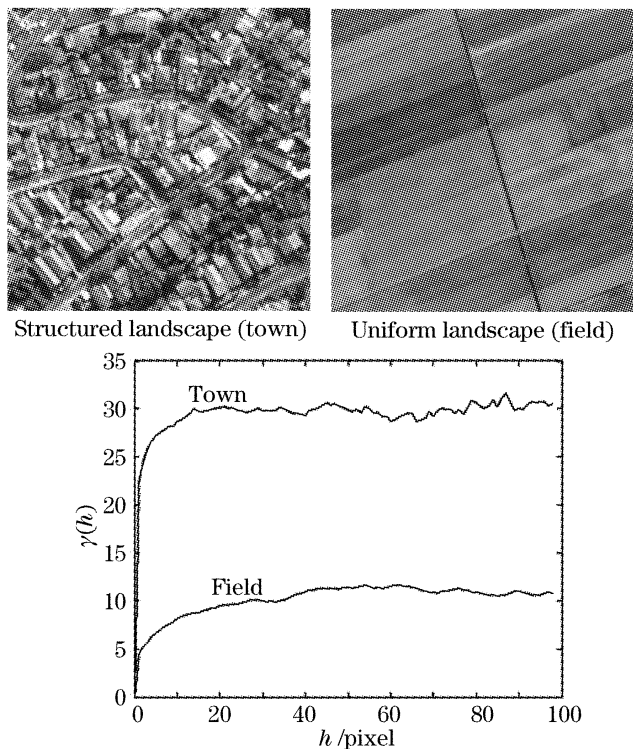


图 2 城镇和田野的 $\gamma(h)$ 曲线

Fig. 2 Curves of $\gamma(h)$ of town and field

下面分析噪声和调制传递函数对 $\gamma(h)$ 函数的影响,图 3 所示,图 3(a)是加入较高噪声(使图片信噪比约为 $30^{[9]}$)时 $\gamma(h)$ 的变化,可以看出噪声对 $\gamma(h)$ 的影响很小,即 $\gamma(h)$ 对噪声不敏感,有较强的抗噪声能力,但调制传递函数对 $\gamma(h)$ 有很大影响,图 3(b)是对一幅遥感图像的 $\gamma(h)$ 曲线和经过调制传递函数衰减后该图像的 $\gamma(h)$ 曲线,可以看出,随着调制传递函数的改变, $\gamma(h)$ 曲线变化很大。因此, $\gamma(h)$ 不能够充分反映景物的结构信息,必须从中去除调制传递函数的影响。

考虑使用拟合 $\gamma(h)$ 的模型,对于 $\gamma(h)$ 的拟合有很多方法^[5,7],如下所示:

$$\gamma(h) = Ch^a, \quad (10)$$

$$\gamma(h) = A[1 - \exp(-Bh)], \quad (11)$$

$$\gamma(h) = A[1 - \exp(-Bh)] + C[1 - \exp(-Dh)], \quad (12)$$

$$\gamma(h) = \exp(c)h^b \exp(aln h^2), \quad (13)$$

$(a, b, c \in \mathbb{R}^3)$

在本文中使用(13)式来拟合 $\gamma(h)$,拟合的效果如图 4 所示(见图中两条用“·”描出的曲线)。

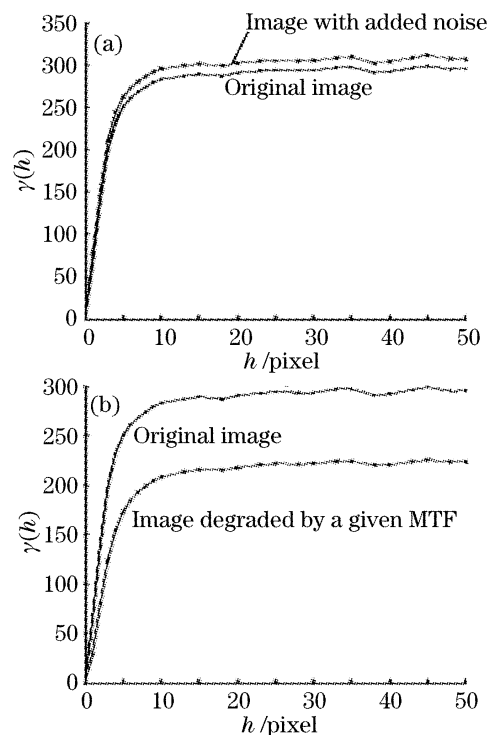


图 3 (a)加入噪声后和(b)经过调制传递函数衰减后图像与原图 $\gamma(h)$ 曲线的比较

Fig. 3 Curves of $\gamma(h)$ of original image and (a) the image with added noise, (b) the image degraded by a given modulation transfer function level

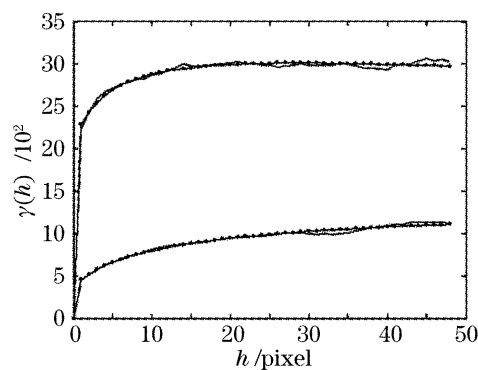


图 4 采用(13)式的模型对 $\gamma(h)$ 曲线拟合

Fig. 4 Models of $\gamma(h)$ based on Eq. (13)

(13)式中的系数 a, b, c 称为景物结构参量(LSP)^[4,5],景物结构参量能够反映图像中的景物结构信息,图像的结构可以通过三维空间内的点(a, b, c)表示,但参量 a, b, c 本身没有实际的物理意义。图 5 是求出多幅城镇和田野图像的景物结构参量在三维空间内的分布,图中每个点代表一幅图像的景物结构参量即(a, b, c),可以看到结构复杂的城镇图像和结构均一的田野图像的景物结构参量分布有明显区别。

对于相同采样间隔的图片,景物结构参量对于不同调制传递函数等级的变化在三维空间内具有一定的方向性,图 6 中是多幅相同采样间隔图片的景

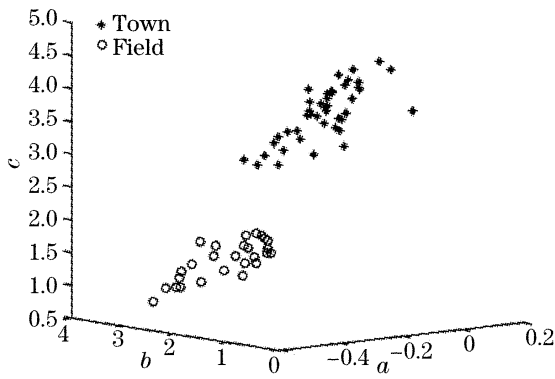


图 5 城镇和田野图像的景物结构参量在三维坐标中的位置

Fig. 5 Landscape structure parameter of town and field in three-dimensional coordinate

物结构参量随着调制传递函数变化情况,可见其变化方向大致相同。设变化的方向向量为 \mathbf{W}_n ,则景物结构参量在与 \mathbf{W}_n 垂直的平面上投影的位置与调制传递函数无关而只与景物结构有关,称该平面为景物结构平面(LP),设景物结构参量在景物结构平面上投影的坐标为 L_x, L_y ,向量 $\mathbf{W}_n = (x_n, y_n, z_n)^T$,则可以通过转移矩阵 \mathbf{P}_Δ 将三维空间内的点 (a, b, c) 转换成点 (L_x, L_y, Δ) ,如图 7 所示。其中 L_x, L_y 是 a, b, c 投影到 LP 平面上的坐标,它们只与景物的结构有关, Δ 则与调制传递函数有关^[5,7]:

$$\mathbf{P}_\Delta = \begin{bmatrix} -y_n & x_n z_n & x_n \\ x_n & y_n z_n & y_n \\ 0 & x_n^2 - y_n^2 & z_n \end{bmatrix}, \quad (14)$$

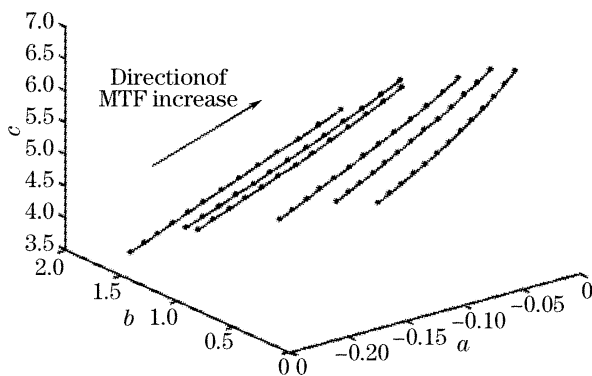


图 6 不同图片的景物结构参量,在三维空间内随着调制传递函数的变化具有一定的方向性

Fig. 6 The change of landscape structure parameter with modulation transfer function is directional in three-dimensional coordinate

图 8 是多幅城镇和田野图像的景物结构参量在景物结构平面 LP 上的投影坐标 L_x, L_y ,可以看到城镇和田野的 L_x, L_y 分布有明显区别,因此 L_x, L_y 能反映出图像中的景物结构信息,而且不受调制传递函数的影响。这样,通过 $\gamma(h)$ 函数, $a, b, c, L_x, L_y, \Delta$,

V 就可以将图像中的调制传递函数信息和景物结构信息反映出来。

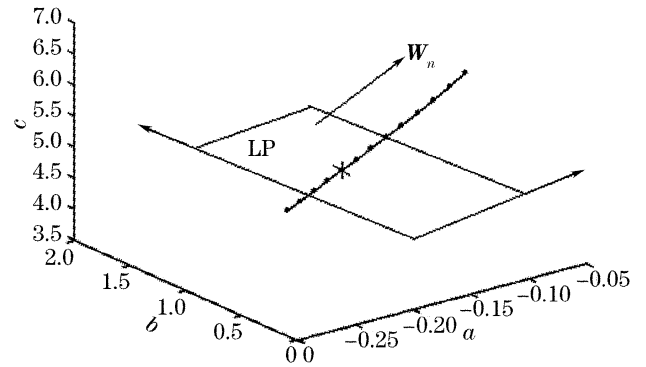


图 7 景物结构平面示意图

Fig. 7 Schematic of landscape structure plane

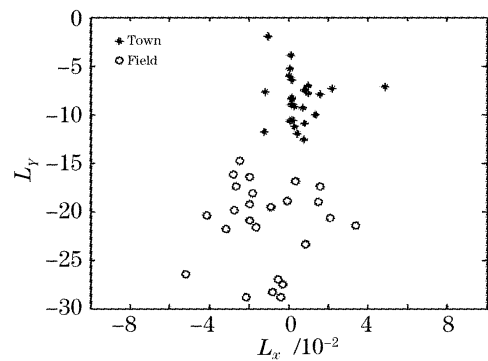


图 8 城镇和田野图像的景物结构参量在景物结构平面上的投影坐标

Fig. 8 Coordinates of town and field images landscape structure parameter in the landscape structure plane

由于图像 x, y 方向(沿飞行方向和垂直于飞行方向)调制传递函数的评价方法类似,因此本文只对 y 方向(垂直于飞行方向)进行评价,即只使用 \mathbf{V} 向量中的 $V(f_n) = \left[\sum_v |S(f_n, v)| \right]$ 。由于 $\gamma(h)$ 在 h 小时变化很大,随着 h 的增大, $\gamma(h)$ 变化逐渐缓慢,因此取 $\gamma(1), \gamma(3), \gamma(5)$ 和 $\gamma(\infty)$ (即图像的标准方差 σ^2) 来反映图像的 $\gamma(h)$ 。另外,图像的均值、三阶矩、四阶矩是图像的基本特征,也作为网络的输入向量,它们分别为

$$M_{\text{mean}} = \bar{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I(i),$$

$$S_{\text{skew}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{I(i) - \bar{I}}{\sigma} \right]^3,$$

$$K_{\text{kurt}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{I(i) - \bar{I}}{\sigma} \right]^4 - 3,$$

综上所述,共使用 14 个特征参量作为神经网络的输入:

$$I_{\text{input}} = \{M_{\text{mean}}, S_{\text{skew}}, K_{\text{kurt}}, \sigma^2, \gamma(1), \gamma(3), \gamma(5), a, b, c, L_x, L_y, \Delta, \mathbf{V}\}, \quad (15)$$

4 神经网络算法与结构选取及其对图像调制传递函数的评价

4.1 神经网络算法与结构的选取

用目前应用最为广泛的 B-P 网,采用 Levenberg-Marquardt 算法,该算法对于中等规模的 B-P 神经网络具有最快的收敛速度^[11],采用一个输入层、两个隐层和一个输出层的网络结构,两个隐层转移函数均为双曲正切 Sigmoid 函数,输出层为线性 Purelin 函数,输入层节点数为 14,输出层节点数为 1,而隐层节点数的确定是调整网络性能的关键。

网络训练样本集采用 276 幅遥感图片,每幅模拟出尼奎斯特频率处调制传递函数在 0.04~0.45 之间 13 个调制传递函数等级的图片,共 3588 组数据。数据在输入 ANN 之前,先进行归一化,使网络输入的数据都在 0 与 1 之间,以此来减轻网络训练的难度。

在实验中,首先按照几何金字塔规则^[11],确定隐层神经元个数作为初始值。对于具有 n 个输入神经元, m 个输出神经元的双隐层网络,几何金字塔规则是令 $r = \sqrt[3]{n/m}$,则第一隐层神经元数初始为 mr^2 ,第二隐层神经元数初始为 mr 。本次实验中,输入神经元数为 $n=14$,输出神经元数为 $m=1$,则第一隐层初始神经元数为 6,第二隐层初始神经元数为 2。然后采用实验凑试的方法,通过观察网络训练误差和测试误差的变化,不断增加隐层神经元个数,(在双隐层 ANN 中,应将隐层神经元大多配置在第一隐层^[11]),直至达到最小的测试误差为止。通过实验凑试法,当第一隐层神经元数增至 8,第二隐层神经元数增至 3 时,网络的测试误差最小,此时的训练误差曲线如图 9 所示。因此取网络两个隐层神经元个数分别为 8 和 3。

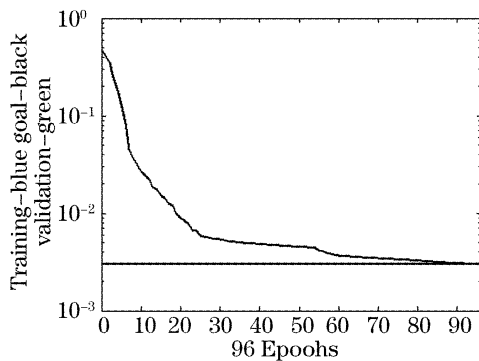


图 9 ANN 的训练误差曲线
Fig. 9 The training error curve

4.2 神经网络对图像调制传递函数的评价

为了测试网络的性能,网络训练后,采用与训练样本集同样的方法建立测试样本集,使用 134 幅图

像模拟出的 1742 组数据,用网络对这些未训练过的图片进行调制传递函数评价,由于这些被评价的图像也是由(5)式模拟出的,因此其调制传递函数是已知的,同网络给出的调制传递函数值相比较,可以得出评价结果的相对误差,即

$$E_{error} = |M_{assessment} - M_{actual}| / M_{actual}. \quad (16)$$

网络对各种结构图像在尼奎斯特频率处的调制传递函数评价结果如图 10 所示,图中横坐标为被测图像实际的调制传递函数值,纵坐标为 ANN 给出的结果,实验结果评价的平均相对误差约为 6%。

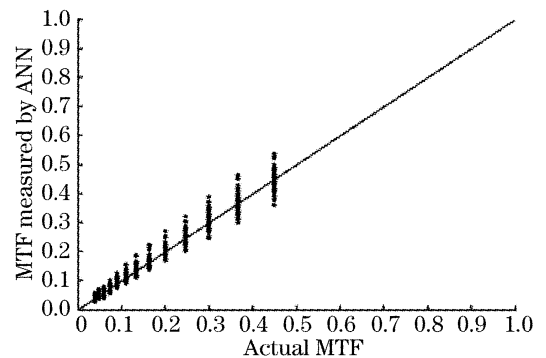


图 10 ANN 对测试样本集图像的调制传递函数评价结果
Fil. 10 The modulation transfer function assessment results of test images by ANN

图 11 是本次实验所使用的 ANN 对几幅地面采样间隔为 16 m 的航天遥感图片尼奎斯特频率处调制传递函数的评价结果($f_N=2.5$ lp/mm)。

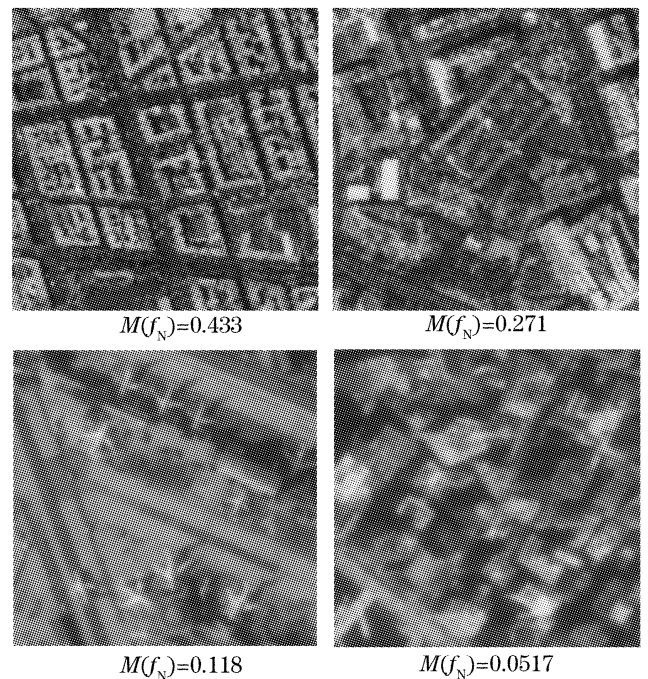


图 11 ANN 对图像尼奎斯特频率处调制传递函数的评价结果
Fil. 11 The modulation transfer function assessment results of images at f_N by ANN

尽管噪声对 $\gamma(h)$ 的影响很小,但对向量 $V(f)$ 会产生较大影响,因此当测试图像的信噪比与训练样本集中图像的信噪比相差很大时,测试误差会变大。我们向被测图像中按(5)式加入加性高斯噪声,噪声标准差为 $\sigma(B) = 0.005 \times 255 = 1.275$,其中 255 为图像的灰度等级。网络对加入噪声后的图像测试结果如图 12,评价的平均相对误差约为 9%。

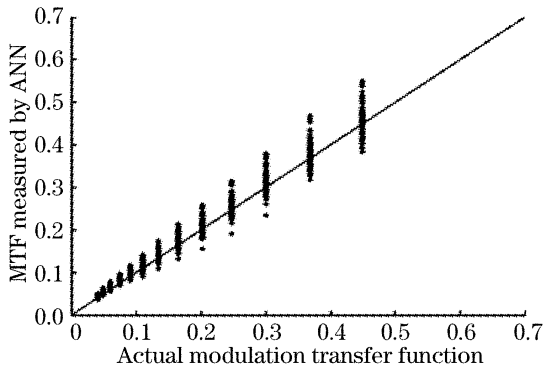


图 12 ANN 对加入高斯噪声图像的调制传递函数评价结果

Fig. 12 The modulation transfer function assessment results of test images with gauss noise

在实验过程中我们发现:

1) 网络隐层神经元数较难确定,若数量太少,则网络获取用来解决问题的信息太少,难以解决复杂问题,但隐层神经元数过多将增加训练时间,并可能出现“过度吻合”现象。

2) 训练样本集中样本应具有代表性,样本图片中应包含各种景物结构的图片,样本数也应远远超过网络隐层节点数,这样可以避免“过度吻合”现象。

3) 当测试图像的信噪比与训练样本集中图像的信噪比相差很大时,测试误差会变大。因此网络采用的训练样本图片应与待测遥感器的信噪比相近,以保证较高的测试精度。

4) 由于图像处理过程中数据量很大,应对小的图像进行测量(通常为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 或 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$),当从卫星上传输下来的图像较大时,可分成若干个较小的图像分别测量调制传递函数,再取平均值,这样可保证测量的速度,并能减少误差。

5 结 论

本文应用 B-P 网络实现了航天光学遥感器的在轨调制传递函数评价,这种方法无需地面靶标或调制传递函数已知的航空图片作为参考,可以通过遥感器拍摄的任意一幅地面景物图像进行调制传递函数

评价,实验结果表明,当不考虑噪声对调制传递函数的影响时,ANN 对遥感器调制传递函数的评价误差约为 6%,而在考虑噪声时,评价误差约为 9%。

这种方法的难点在于 ANN 学习库的建立和网络输入向量的选取,必须将图像中直接与调制传递函数有关的特征参量和与图像景物结构有关的特征参量区分开,分别作为 ANN 的输入。在学习库中应尽量包含各种灰度和景物结构的图像,只要样本图片足够多,并具有代表性,就可以使网络达到最佳的测试精度。

参 考 文 献

- 1 Chen Rongli, Li Yingcai, Fan Xuewu. Investigation on synthetically evaluating image quality of TDI-CCD cameras[J]. *J. Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2003, **24**(4): 10~13 (in Chinese)
陈荣利,李英才,樊学武. TDI-CCD 相机像质综合评价研究[J]. *航天返回与遥感*, 2003, **24**(4): 10~13
- 2 Wang Hongnan. *Evaluation and Application of MTF of on-Orbit Satellite* [D]. Master Paper of Nanjing University of Science & Technology, 2004. 30~33 (in Chinese)
王鸿南. 卫星在轨 MTF 测评与应用[D]. 南京理工大学硕士论文, 2004. 30~33
- 3 Liu Liangyun, Zhang Boheng, Li Yingcai. Analysis of MTF and image quality of TDI-CCD camera[J]. *Optical Technique*, 2000, **26**(6): 481~483 (in Chinese)
刘良云,张伯珩,李英才. 航天 TDI-CCD 相机的 MTF 和像质分析[J]. *光学技术*, 2000, **26**(6): 481~483
- 4 C. Latry, V. Despringre, C. Valorge *et al.*. Automatic MTF measurement through a least square method[C]. *Proc. SPIE*, 2004, **5570**: 233~244
- 5 J. M. Delvit, D. Leger, S. Roques *et al.*. Modulation transfer function estimation from nonspecific images[J]. *Proc. Optical Engineering*, 2004, **43**(6): 1355~1365
- 6 Han Changyuan. *Fundamental Theory and Application of Information Optics* [M]. Changchun: Changchun Press, 1989. 72~93 (in Chinese)
韩昌元. 信息光学基础理论及其应用[M]. 长春: 长春出版社, 1989. 72~93
- 7 J. M. Delvit, D. Leger, S. Roques *et al.*. Modulation transfer function measurement using non specific views[C]. *Proc. SPIE*, 2003, **4885**: 34~45
- 8 M. Jung, D. Leger. Univariant assessment of the visual quality of images[C]. *Proc. SPIE*, 2000, **3959**: 56~65
- 9 J. M. Delvit, D. Leger, S. Roques *et al.*. Signal to noise assessment from non specific views[C]. *Proc. SPIE*, 2002, **4541**: 370~381
- 10 Wen Xin, Zhou Lu, Li Xiang. *Simulation and Application of Neural Network with MATLAB* [M]. Beijing: Science Press, 2003. 258~281 (in Chinese)
闻新,周露,李翔等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003. 258~281
- 11 Wang Wencheng. *Neural Network and Its Application in the Automobile Engineering* [M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 1998. 238~244 (in Chinese)
王文成. 神经网络及其在汽车工程中的应用[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1998. 238~244