

文章编号: 1003-501X(2006)04-0044-06

# 航天光学遥感器信噪比的 人工神经网络评价

李宏壮<sup>1,2</sup>, 田 园<sup>1,2</sup>, 韩昌元<sup>1</sup>, 吴国栋<sup>1</sup>, 马冬梅<sup>1</sup>

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130022;

2. 中国科学院研究生院, 北京 100039)

**摘要:** 提出基于人工神经网络进行航天光学遥感器信噪比评价的方法, 首先对航天遥感图像进行分析, 从图像中将景物结构和噪声有关的特征向量分别提取出来, 作为 ANN 的输入。网络通过对大量信噪比已知的图像样本训练后, 可完成对航天光学遥感器传输下来的任意一幅地面景物图像进行系统的信噪比测试, 从而避免了采用特定景物目标进行测量中的诸多弊端, 测量平均误差低于 10%。

**关键词:** 航天光学遥感器; 信噪比; 人工神经网络

中图分类号: TB851

文献标识码: A

## Assessment of signal-to-noise ratio of space optical remote sensor using artificial neural network

LI Hong-zhuang<sup>1,2</sup>, TIAN Yuan<sup>1,2</sup>, HAN Chang-yuan<sup>1</sup>, WU Guo-dong<sup>1</sup>, MA Dong-mei<sup>1</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, the Chinese Academy of Sciences  
Changchun 130022, China;

2. Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

**Abstract:** On the basis of artificial neural network (ANN), a new method to assess the signal-to-noise ratio (SNR) of space optical remote sensor is proposed. Through analyzing the images of space remote sensor, the eigenvectors related to the structure of landscape and noise were abstracted respectively, and then these eigenvectors were used as the input of ANN. After being trained with simulated images whose SNR were known, the ANN could assess the SNR of unknown images. This method can avoid the defects that special views were needed, and the mean assessment error is less than 10%.

**Key words:** Space optical remote sensor; Signal to noise ratio (SNR); Artificial neural network(ANN).

## 引 言

信噪比是评价航天光学遥感器成像质量的重要指标之一。在轨评价光学遥感器信噪比时, 需要在地面选一块巨大的均一景物(例如雪地或沙漠), 这样目标可近似为均匀的, 计算整幅图像的标准差来近似估计噪声的标准差, 从而得出信噪比。显然这种方法存在着很多弊端, 首先, 地面上必须存在这样一块大的均一场景, 为此许多国家专门建立了陆地辐射校正场; 其次, 卫星在轨飞行时必须能够准确找到试验场的位

收稿日期: 2005-05-16; 收到修改稿日期: 2005-11-15

作者简介: 李宏壮(1980-), 男(汉族), 黑龙江巴彦人, 博士研究生, 主要研究工作是航天遥感器像质评价及光学仪器检测。

E-mail: jilinbayan@163.com

置，否则无法测量；另外，地面试验场的景物均一程度将直接影响测量的准确性。如果能够找到一种无需特定景物目标就能测量信噪比的方法，无疑将给目前航天光学传感器信噪比的评价工作带来很大便利。

为此，Bo-Cai Gao 提出采用统计学的方法<sup>[5]</sup>对于非均一景物目标进行信噪比测试。他假设大部分的图像含有许多小的、均一的部分，再通过计算这些均一部分的标准差来测试信噪比。J. S. Lee 和 K. S. Chuang 也分别提出了估计噪声的统计学计算方法<sup>[6,7]</sup>。而采用人工神经网络，通过任意一幅地面景物图像来评价航天传感器的信噪比，则是一种全新的方法。

八十年代以来迅速发展起来的人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是从结构上模拟人脑运行机理的物理模型，它是由大量处理单元(神经元)广泛相连接而成的非线性映射或自适应动力系统。通过给定输入，ANN 调节各权重值或网络结构，来获得期望输出，这一过程称为“学习”或“训练”。通过训练，ANN 可以实现各种形式的数集映射： $f: X \rightarrow Y$ 。ANN 具有并行数据处理、自学习、自适应、自组织和联想等特点，目前已广泛应用于优化、模式识别、信号处理和知识处理等诸多领域，并取得了很好的效果。

Jean-Marc Delvit 率先使用这种方法对卫星信噪比进行了测量<sup>[1]</sup>，但他所使用的方法无论在网络结构、测量速度还是测量精度上都不够理想。本文采用人工神经网络中应用最为广泛的 B-P 网，仅使用一个单隐层网络进行测量，使网络的结构简化，并提高了测量速度和精度。

## 1 用 B-P 网评价航天光学传感器信噪比的方法

用 B-P 网评价航天光学传感器信噪比的主要思想是：建立一个由大量信噪比已知的遥感图像组成的训练样本集，从图像中将信噪比有关的数学特征提取出来，作为 ANN 的输入，网络通过对训练样本的反复学习，将自动建立起一个图像的某些数学特征与信噪比之间的某种非线性关系。网络训练完毕后，当对其输入一个信噪比未知的图像时，ANN 就可以准确估计出该图像的信噪比。

### 1.1 航天光学传感器信噪比的定义

噪声主要可分为加性噪声和乘性噪声两类，本次试验中我们只针对加性噪声，但 ANN 方法对乘性噪声模型也是适用的。

被加性噪声影响后的信号模型可以写成：

$$S = L_{\text{image}} + B \quad (1)$$

式中  $L_{\text{image}}$  是图像的辐照度，即进入光学传感器内的信号； $B$  为噪声，它服从高斯分布， $B \rightarrow N(0, \sigma(B))$ 。

对于景物均一的图像，其信噪比定义为

$$SNR = L_{\text{image}} / \sigma(B) \quad (2)$$

式中  $\sigma(B)$  为噪声的标准差。对于非均一景物的图像，信噪比定义为

$$SNR = L_{\text{mean}} / \sigma(B) \quad (3)$$

式中  $L_{\text{mean}}$  为图像的平均辐照度。

### 1.2 训练样本集的产生

为训练 ANN，必须由大量的已知信噪比的遥感图像作为训练样本，为此，我们将拍摄清晰的航天遥感图片经过均值滤波、欠采样后，得到可认为不含有噪声的图像，再向其中加入高斯噪声：

$$I_{\text{noise}} = I \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} + \text{undersampling} + \text{noise} \quad (4)$$

为提高网络性能，应使训练集中包含具有多种噪声等级的图像，在本次试验中我们向图像中加入噪声的最大值为  $\sigma_{\text{max}}(B) = 0.02 \times 255 = 5.1$ ，其中 255 为图像的灰度等级。

### 1.3 图像中与噪声有关的特征向量的提取

正确选择与所要解决问题有关的特征向量是使用人工神经网络能否成功的关键。为此，我们必须从图像中将信噪比有关的数学特征提取出来作为 ANN 的输入。

首先, 图像中景物本身的结构复杂程度将影响 ANN 对噪声的估计, 因此景物的结构信息将是网络的输入向量之一; 其次, 我们要找到图像中直接与噪声有关的数学特征; 另外, 图像的基本数学统计量也将作为网络的输入。整个方法的结构框图如图 1 所示。

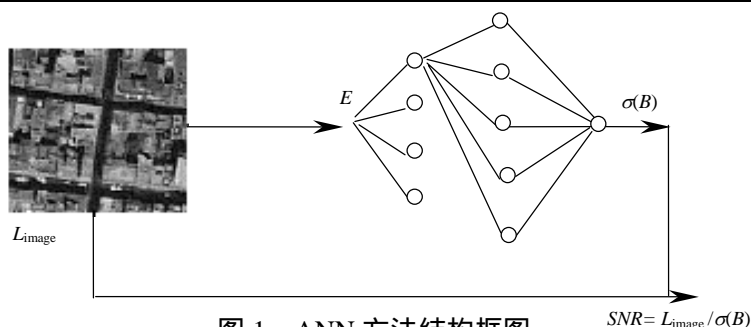


图 1 ANN 方法结构框图

Fig.1 Schematic of ANN method

这里仅使用了一个单隐层的 B-P 网, 将图像的结构信息和噪声信息一起作为网络的输入, 较 J. M. Delvit 另外使用一个独立的 ANN 评价景物结构, 然后用该 ANN 的输出再作为评价噪声的 ANN 输入向量的方法具有更为简单的网络结构, 能够大大提高 ANN 的训练和测试速度, 使整个测量速度提高。并且没有前一个网络误差对后一个网络所造成的测量精度的影响, 从而提高了测量精度。

### 1.3.1 反映图像结构信息的特征向量的提取

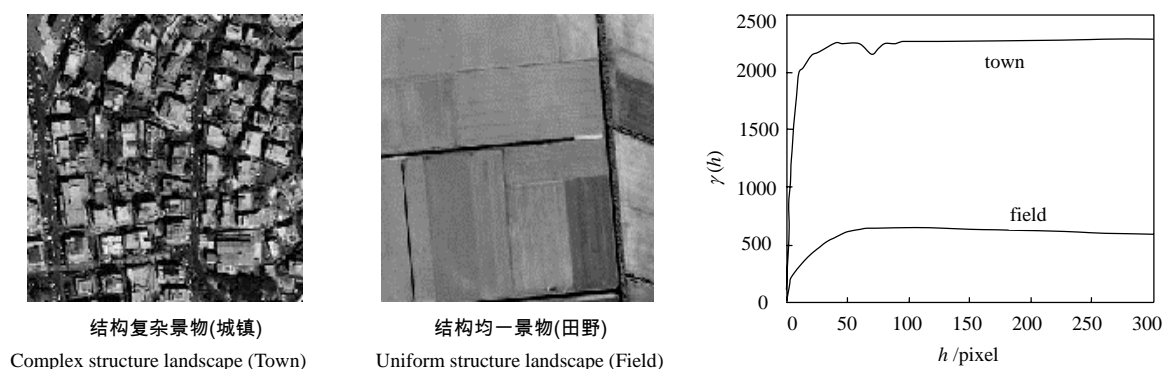
图像中景物本身的结构复杂程度将影响 ANN 对噪声的估计, 因此首先将反映图像结构信息的特征提取出来作为网络的输入向量。为此, 我们引入一个用于描述图像结构的函数<sup>[1-4]</sup>:  $\gamma(h)$ , 它表示图像中相隔  $h$  个像素的两点灰度变化(平方)的平均值。

对于所有的像元  $p$ :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[|I(p+h) - I(p)|^2] \quad (5)$$

式中  $E$  表示数学期望,  $I(p)$  表示第  $p$  个像元的灰度值。

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  $\gamma(h)$  是直接反映图像景物结构信息的特征向量。

图 2 城镇和田野的  $\gamma(h)$  曲线Fig.2 Curve of  $\gamma(h)$  of town and field

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

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

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

$$\lim_{h \rightarrow \infty} \gamma(h) = E[I^2(p)] - E^2[I(p)] = \sigma^2 \quad (6)$$

在目前通常使用的卫星轨道高度、光学遥感器焦距、和 CCD 尺寸比例下，单一地面建筑物在图像中不会超过 50 个像素，因此如图 2 所示，当  $h > 50$  后  $\gamma(h)$  变化很小。对于  $h < 50$  的  $\gamma(h)$ ，我们取  $h=3, 5, 10, 20, 50$  处的  $\gamma(h)$  值，即对  $\gamma(h)$  采样，这里  $h$  点的选择是根据在  $\gamma(h)$  变化较大处 ( $h < 10$ ) 多采样，在  $\gamma(h)$  变化较缓慢处 ( $h > 10$ ) 少采样；而对于  $h > 50$  的  $\gamma(h)$ ，则用  $\gamma(\infty)$  来表示，即图像的标准方差  $\sigma^2$ 。

综上所述，我们将使用以下 6 个特征向量来反映图像中景物的结构信息：

$\gamma(3)$ ；  $\gamma(5)$ ；  $\gamma(10)$ ；  $\gamma(20)$ ；  $\gamma(50)$ ； 图像的标准方差 Variance，即  $\sigma^2$ 。

### 1.3.2 与噪声有关的特征向量的提取

按照 Bo-Cai Gao 所提出的统计学方法<sup>[5]</sup>，假设大部分的图像含有许多小的、均一的部分，这些均一部分的标准差反映了图像中的噪声情况。我们将图像分成  $2 \times 2$  或  $3 \times 3$  的小块，这些小块中，灰度分布均匀的小块将主要含有噪声信息，并具有小的标准方差，而灰度分布不均匀的小块将主要含有地面景物信息，并具有大的标准方差。因此随着噪声变化，含有噪声信息的均匀小块的数学特征(标准方差)将随之变化。由于我们向图像中加入的噪声符合高斯分布，而高斯函数在  $3\sigma$  内具有 99% 的概率，所以在  $9\sigma_{\max}^2$  以下的小块标准方差分布将主要反映噪声信息( $\sigma_{\max}$  是所加的最大噪声标准差)，而  $9\sigma_{\max}^2$  以上的则将主要反映景物信息。

如图 3 所示，随着图像中加入噪声的增加， $9\sigma_{\max}^2$  以下的小块标准方差分布发生明显变化，即各小块标准方差的平均值随噪声增加而增加。

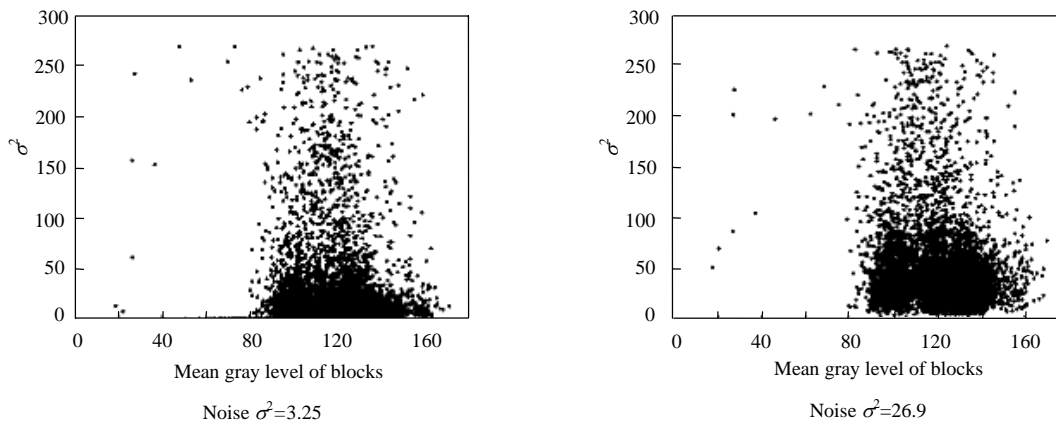


图 3 不同噪声时  $9\sigma_{\max}^2$  以下的  $3 \times 3$  小块标准方差分布

Fig.3 Distribution of standard deviation of  $3 \times 3$  blocks under  $9\sigma_{\max}^2$  with different noise level

因此我们先后按照  $2 \times 2$ 、 $3 \times 3$  和  $4 \times 4$  的小块划分图像，选择这些小块在  $9\sigma_{\max}^2$  以下的标准方差的平均值作为反映图像噪声信息的 ANN 输入向量。为了尽量使块中较多地包含噪声信息，而较少地包含景物结构信息，因此块的尺寸选择得越小越好。

另外，图像的基本数学统计量：均值、三阶矩、四阶矩反映了图像的基本特征，也作为网络的输入向量，它们分别为

$$Mean = \bar{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I(i), \quad Skew = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{I(i) - \bar{I}}{\sigma} \right]^3, \quad Kurt = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{I(i) - \bar{I}}{\sigma} \right]^4 - 3 \quad (7)$$

综上所述，ANN 的输入向量共有 12 个，它们是：

- 1) 图像的均值 Mean；
- 2) 图像的标准方差 Variance；
- 3) 图像在三阶矩 Skew；
- 4) 图像的四阶矩 Kurt；
- 5)  $2 \times 2$  小块在  $9\sigma_{\max}^2$  下的标准方差平均值  $\bar{\sigma}_{2 \times 2}$ ；
- 6)  $3 \times 3$  小块在  $9\sigma_{\max}^2$  下的标准方差平均值  $\bar{\sigma}_{3 \times 3}$ ；
- 7)  $4 \times 4$  小块在  $9\sigma_{\max}^2$  下的标准方差平均值  $\bar{\sigma}_{4 \times 4}$ ；
- 8)  $\gamma(3)$ ；
- 9)  $\gamma(5)$ ；
- 10)  $\gamma(10)$ ；
- 11)  $\gamma(20)$ ；
- 12)  $\gamma(50)$ 。

## 2 实验及结果分析

实验中采用一个输入层、一个隐层和一个输出层的三层 B-P 网, 隐层转移函数为双曲正切 Sigmoid 函数, 输出层为线性 Purelin 函数, 输入层节点数为 12, 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。在实验过程中, 首先按照几何金字塔规则<sup>[12]</sup>(设输入层神经元数为  $m$ , 输出层神经元数为  $n$ , 则隐层神经元数为  $\sqrt{m \times n}$ )确定隐层神经元个数作为初始值, 采用试验凑试的方法, 通过观察网络训练误差和测试误差的变化, 不断调整隐层神经元个数, 直到达到最小的测试误差为止。如图 4(a)所示, 当隐层神经元数按照几何金字塔规则取为  $\sqrt{m \times n} = \sqrt{12 \times 1} \approx 4$  时, 即使训练次数不断增加, 训练误差下降缓慢, 网络的测试误差也很高, 这表明网络的隐层神经元个数太少, 不能反映问题复杂的映射关系, 增加隐层神经元个数, 观察网络训练误差和测试误差的变化, 当增至 15 个神经元时, 网络的训练误差下降很快, 测试误差也较为理想, 训练误差曲线如图 4(b)所示。因此取网络隐层神经元个数为 15。

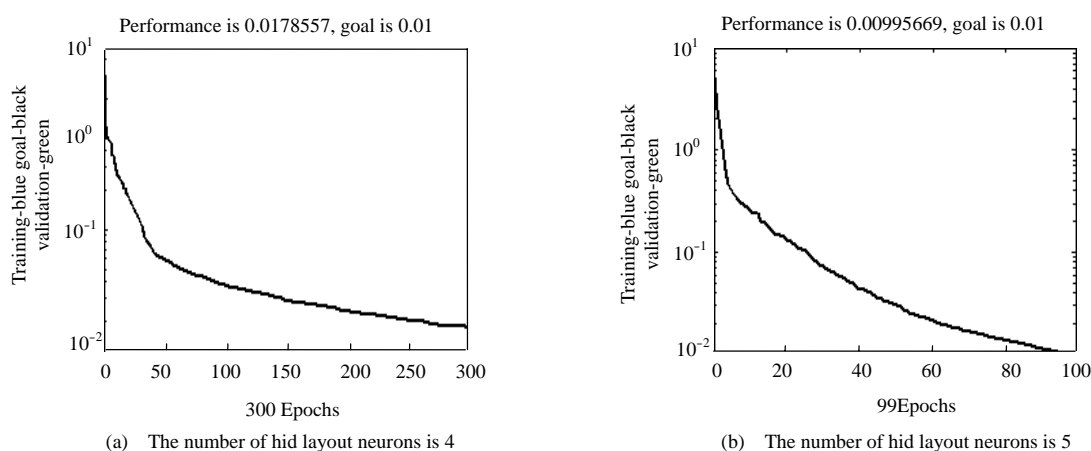


图 4 隐层神经元数为 4 和 15 时的训练误差曲线

Fig.4 Training error curve when the number of hid layout neurons is 4 and 5

网络通过对训练样本训练完毕后, 对测试图像进行信噪比测量, 测试结果如图 5 所示, 图中横坐标为图像的实际信噪比。由式(3), 实际 SNR 是图像整体辐照度平均值与图像中人为加入噪声标准差的比值。纵坐标是将图像的特征向量输入网络后, ANN 给出的 SNR 结果。测量平均误差小于 10%。

在本次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) 图像的信噪比越大, 即噪声越小时, 网络的测试误差越大。

4) 由于图像处理过程中数据量很大, 为保证测量的速度, 应对小的图像测量(通常为  $256 \times 256$  或  $512 \times 512$ ), 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 SNR, 再取平均值。

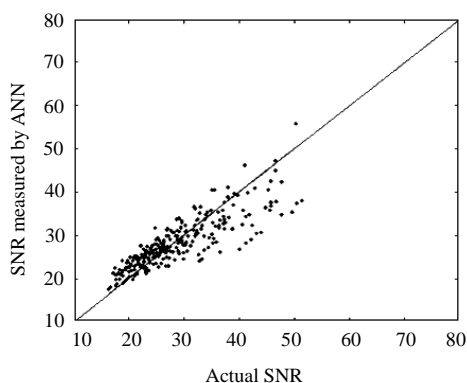


图 5 ANN 所得 SNR 与实际 SNR

Fig.5 SNR measured by ANN & actual SNR

### 3 结 论

用人工神经网络在轨测量航天光学遥感器信噪比的方法可以通过任意一幅地面景物图像进行测量，避免了选取固定的均一场景测量中的诸多缺点，测试平均误差小于 10%。这种方法的难点在于网络输入向量的选取，输入的向量必须能够反映出所要解决问题的规律。ANN 方法不仅适用于加性噪声模型，对乘性噪声模型也同样适用。另外，这种信噪比测量方法的应用并不局限于航天光学遥感器上，对于其他的图像信噪比测量问题也同样适用。

#### 参考文献:

- [1] J. M. DELVIT , D. LEGER , S. ROQUES , et al. Signal to noise assessment from non specific views[J]. **SPIE** , 2001 , **4541** : 370-381.
- [2] M. JUNG , D. LEGER. Univariant assessment of the visual quality of images[J]. **SPIE** , 2000 , **3959** : 56-65.
- [3] J. M. DELVIT , D. LEGER , S. ROQUES , et al. Modulation transfer function estimation from nonspecific images[J]. **Optical Engineering** , 2004 , **43**(6) : 1355-1365.
- [4] J. M. DELVIT , D. LEGER , S. ROQUES , et al. Modulation transfer function measurement using non specific views[J]. **SPIE** , 2003 , **4885** : 34-45.
- [5] Bo Cai GAO. An Operational method for estimating signal to noise ratio from data acquired with imaging spectrometers[J]. **Remote Sensing Environment** , 1993 , **43** : 23-33.
- [6] J. S. LEE , K. HOPPLE. Noise Modeling and Estimation of Remotely-Sensed Images[J]. **Proc. IEEE, Int. Geoscience and Remote Sensing Symposium** , 1989 , **2** : 1005-1008.
- [7] K. S. CHUANG , H. K. HUANG. Assessment of noise in a digital image using the join-count statistic and moran test [J]. **Phy. Med. Bio** , 1992 , **37**(2) : 357-359.
- [8] 许秀贞, 李自由, 薛利军. CCD 噪声分析及处理技术[J]. **红外与激光** , 2004 , **33**(4) : 333-357.  
XU Xiu-zhen , LI Zi-you , XUE Li-jun. Analysis and processing of CCD noise [J]. **Infrared and Laser engineering** , 2004 , **33**(4) : 333-357.
- [9] 郭兆曾. 资源卫星 CCD 多光谱扫描仪系统的像质评价[J]. **中国空间科学技术** , 1994 , (4) : 33-39.  
GUO Zhao-zeng. Quality evaluation of CCD multispectral scanning system image of resources survey satellite[J]. **Chinese space science and technology** , 1994 , (4) : 33-39.
- [10] 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.  
WANG Wen-cheng. **Application of Artificial Neural Network in the Automobile Engineering** [M]. Beijing :Beijing Institute of Technology Press , 1998.
- [11] 闻 新, 周 露, 王丹力, 等. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京：科学出版社，2002.  
WEN Xin , ZHOU Lu , WANG Dan-li , et al . **Design of Artificial Neural Network with MATLAB** [M]. Beijing : Science Press , 2002.