

一种基于神经网络的LFMCW雷达 目标距离提取方法*

李 阳 黄敬禹 冯正和

(清华大学电子工程系微波与数字通信国家重点实验室, 北京, 100084)

摘要 根据LFMCW系统的特点,提出了一种通过对信号自相关矩阵进行秩-1分解的方法来替代传统的FFT方法,以实现对目标距离的超分辨提取.通过应用Hopfield神经网络能量函数变换,将分解问题转化为一个简单的迭代问题来求解.文中通过计算机仿真和硬件系统的实际测试研究了它的性能,并与MUSIC、最大熵等其它谱估计方法做了比较,结果表明该方法具有更好的信噪比和分辨性能.

关键词 线性调频连续波(LFMCW)、神经网络、超分辨力.

A METHOD BASED ON NEURAL NETWORK FOR LFMCW RADAR SYSTEM OBJECT RANGE SUPER- RESOLUTION ESTIMATION*

LI Yang HUANG Jing-Yu FENG Zheng-He

(National Laboratory of Microwave and Digital Communication, Department of
Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract To replace the traditional FFT method to realize the object range super-resolution estimation, an artificial neural network method was proposed to decompose signal's auto-correlation matrix into the summation of rank-1 matrices, and convert the decomposition problem to an iterative one by using Hopfield neural network. The property of this method was investigated both theoretically and experimentally. And the results were compared with five other typical super-resolution algorithms including MUSIC, etc., and it was found that the present method has a lower SNR threshold and higher range resolution.

Key words LFMCW, artificial neural network, super-resolution.

引言

在近距离无接触目标检测和成像中,毫米波段的线性调频连续波(Linear Frequency Modulated Continuous Wave)雷达得到了广泛应用.当前随着这些应用的发展,要求系统具有更大的检测距离和更高的距离分辨率以实现图像目标特征提取、分类.但在传统实现方法中为实现大的检测距离和高的距离分辨率需要采用大带宽、高线性度、大功率的调频源和复杂的收发隔离技术,这使得LFMCW系统设计复杂、成本很高.为解决这个矛盾,可用具有超分辨性能的信号处理方法替代传统实现中的FFT技

术,以降低系统对功率和带宽的要求,达到简化设计,降低成本的目的.

在LFMCW雷达系统中,信号频率只分布在一个已知的频率范围内.根据这一特点我们提出了一种基于对自相关矩阵进行秩-1分解的方法,并通过Hopfield神经网络能量函数的变换,将这个分解问题转化成一个迭代问题来求解.经计算机仿真研究和硬件系统的实际测试,并与当前几种代表性的超分辨算法,如最大熵法、Pisarenko法、ML法、MUSIC法进行了比较,结果表明这种处理方法有较小的运算量、更强的分辨力和更低的信噪比门限.一般LFMCW系统要求的信号处理时间为0.01s

* 国家863基金(863-317-03-01-15-99)资助项目

稿件收到日期1999-08-21,修改稿收到日期2000-06-25

* The project supported by the 863 National High-Tech Foundation
(No. 863-317-03-01-15-99)

左右,采用 DSP 技术可以用该算法实现信号的实时处理.

1 原理与方法

1.1 Hopfield 神经网络

Hopfield 网络是一种互连的反馈网络, John. Hopfield 用非线性动力学系统理论中的能量函数方法研究反馈人工神经网络的稳定性, 提出描述该网络神经元更新的动态方程:

$$\begin{cases} C_i \frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{R} + \sum_{j=1}^N T_{ij}q_j + I_i \\ q_i = f(u_i) \end{cases}, \quad i = 1, \dots, N \quad (1)$$

在 T 为对称阵且神经元特性函数 f 为单调增函数时与如下的能量函数极小问题等价^[1-5]:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N T_{ij}q_iq_j + \sum_{i=1}^N \frac{1}{R} \int_0^{q_i} f^{-1}(q) dq - \sum_{i=1}^N I_i q_i, \quad (2)$$

如果我们忽略积分项, 采用如下形式的能量函数:

$$\begin{aligned} E &= -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T_{ij}q_iq_j - \sum_{i=1}^N I_i q_i \\ &= -\frac{1}{2} Q^T T Q - Q^T I, \end{aligned} \quad (3)$$

而神经元更新方程(1)采用

$$\begin{cases} \frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^N T_{ij}q_j + I_i \\ q_i = f(u_i), \end{cases} \quad (4)$$

在这种情况下仍有

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dt} &= \sum_{i=1}^N \frac{\partial E}{\partial q_i} \frac{dq_i}{du_i} \frac{du_i}{dt} \\ &= -\sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^N T_{ij}q_j + I_i \right) \frac{df(u_i)}{du_i} = 0, \end{aligned} \quad (5)$$

这表明,随着时间的演变,在状态空间中网络总是朝着能量函数减少的方向运动. 由于 $\frac{dq_i}{dt} = 0$, $\frac{dE}{dt} = 0$, 因此网络达到稳定状态时 E 取极小值.

1.2 LFMCW 信号的 Hopfield 人工神经网络谐波估计算法

LFMCW 系统发射信号在一个周期内可表示为:

$$S_i(t) = A_i \cos[2\pi(f_0 t + \frac{1}{2}kt^2) + \mathcal{Q}], \quad (6)$$

设存在 L 个目标, 每个目标的距离设为 r_i , 相应散射回波的延时为 $\tau = \frac{2r_i}{c}$, 则接收信号可表示为:

$$\begin{aligned} S_r(t) &= \sum_{i=1}^L A_{ri} \cos\{2\pi[f_0(t - \tau) + \frac{1}{2}k(t - \tau)^2] \\ &\quad + \mathcal{Q} + \mathcal{Q}_i\}, \end{aligned} \quad (7)$$

经过混频滤波处理后的信号可表示为:

$$\begin{aligned} y(t) &= \text{Re}\left\{\sum_{i=1}^L a_i \exp\{j(2\pi f_i t + \mathcal{Q})\}\right\} + n(t), \\ f_i &= 2kr_i/c, \\ \mathcal{Q} &= 2\pi[f_0 \tau - \frac{1}{2}k\tau^2] - \mathcal{Q}_i, \end{aligned} \quad (8)$$

式中 $n(t)$ 为噪声.

由(8)可见,如果估计出 $y(t)$ 中的频率即可获得目标的距离.

我们对 $y(t)$ 抽样可得到序列 Y , 设序列平稳, 且噪声以及各频率信号间互不相关, 则可推得理论上 Y 的相关矩阵为^[6,7]:

$$\begin{aligned} R_Y &= E\{YY^H\} = \text{Re}\left\{\sum_{i=1}^L a_i^2 S_i S_i^H\right\} + \sigma_w I, \\ S_i &= [1, \exp(j2\pi f_i t_2), \dots, \exp(j2\pi f_i t_N)], \end{aligned} \quad (9)$$

考虑到信号反映在整个自相关矩阵 R_Y 中, 对角线元素仅反映信号的总功率, 不具有频率信息, 而噪声则集中在对角线元素上这个特点, 为有效的抑制噪声, 我们将自相关矩阵的对角线设置为 0, 获得的新矩阵记为 R . 由此可见矩阵 $R_Y - \sigma_w I = R + e_0 I$ 可分解为一系列秩-1 矩阵 $S_i S_i^H$ 之和, 分解的系数表示了该频率上信号的功率. 这里 e_0 为信号的功率和, σ_w 为噪声功率.

自从相关矩阵实测值 R 在由秩-1 矩阵 $S_i S_i^H$ 构成的空间上分解的角度, 我们定义 ER 如下:

$$\begin{aligned} ER &= R + e_0 I - \text{Re}\left\{\sum_{i=1}^L a_i^2 S_i S_i^H\right\} \frac{2}{F} + \\ &\quad \lambda \left(\sum_{i=1}^L a_i^2 - e_0\right)^2 \\ &= R + e_0 I - \text{Re}\left\{\sum_{i=1}^M P_i S_i S_i^H\right\} \frac{2}{F} + \\ &\quad \lambda \left(\sum_{i=1}^M P_i - e_0\right)^2, \end{aligned}$$

式中 λ 为罚函数因子, M 是我们设定的值, $M > L$, 以使频率遍布整个观测空间(如 f_0 与 f_1 分别为信号频率分布范围的下限与上限, 则在 f_0 与 f_1 间均匀分布 M 个频率点). 这里 P_i 为待求量, 对应于 a_i^2 , 对于无信号的频率点 P_i 为 0.

显见信号的真实谱值将使 ER 获得最小值. 当 $M = N$ 时, $\text{Re}(S_i)$ 构成的向量组线性无关, 因而由 $\text{Re}(S_i S_i^H)$ 构成的矩阵组必然也线性无关, 此时 R 的分解将是唯一的, 即仅有信号的真实谱值可以使

ER 达到最小. 经推导 ER 可化为:

$$ER = -1/2P^T T_A P - P^T C_A + \text{tr}(RR^T) + (\lambda + n + 2)e_0^2 + e_0 \text{tr}(R), \quad (10)$$

$$t_{Aij} = - \left[\frac{\sin^2(N\alpha(j-i))}{\sin^2(\alpha(j-i))} + \frac{\sin^2(N\alpha(j-i) + N\theta)}{\sin^2(\alpha(j-i) + \theta)} + 2\lambda \right],$$

$$c_{Ai} = 2\text{Re}(S_i^H R S_i) + 2\lambda e_0$$

$$\alpha = \pi \frac{(f_1 - f_0)}{M - 1},$$

$$\theta = 2\pi(f_0 - \frac{f_1 - f_0}{M - 1}),$$

$$P = [P_1, P_2, \dots, P_M]. \quad (11)$$

对比式(3)和式(10), 如令: $T = T_a, I = C_A$; 则 ER 相当于能量函数, 只是多了最后一个常数项 $\text{tr}(RR^T) + 2e_0 \text{tr}(R) + (\lambda + n + 2)e_0^2$, 而这并不会影响能量函数的最小化. 这样我们可以用解式(4)差分方程组的方法求得 ER 的极小值. 若取

$$f(u) = \begin{cases} Au, & u \geq 0 \\ 0, & u < 0 \end{cases} \quad (12)$$

则式(4)化为:

$$\begin{cases} u_i^{(k+1)} - u_i^{(k)} = (\sum_{j=1}^M T_{ij} q_j^{(k)} + I_i) \delta t, \\ q_i^{(k+1)} = A u_i^{(k+1)}; \end{cases} \quad (13)$$

将式(13)中第2个表达式代入第1个表达式可得:

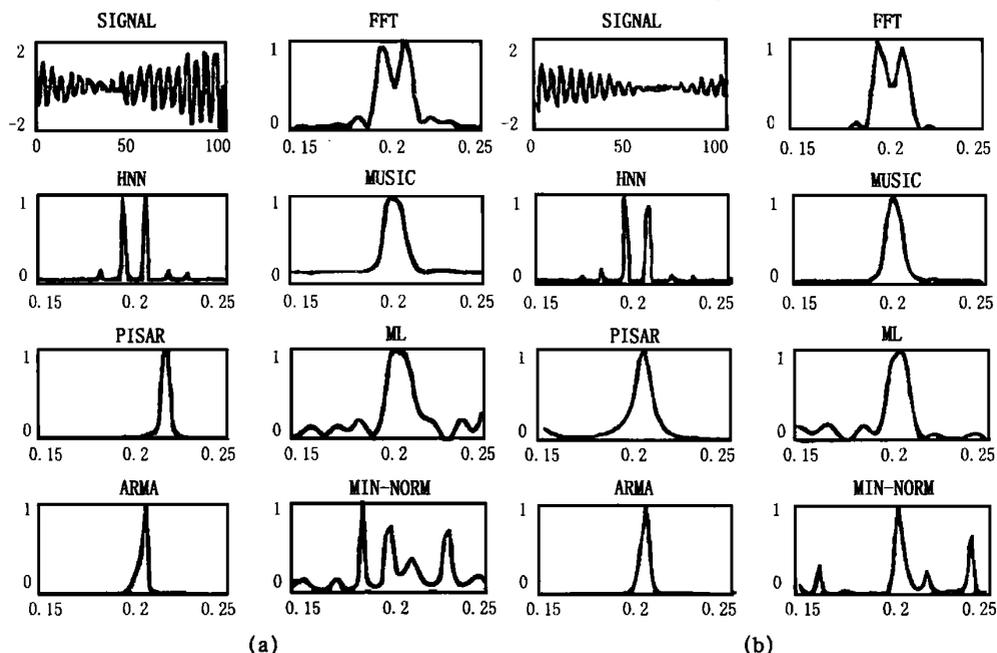


图1 几种方法处理结果比较

(a) $SNR = 15\text{dB}, f_0 = 0.2, f_1 = 0.205$ (b) $SNR = 25\text{dB}, f_0 = 0.2, f_1 = 0.2033$

Fig. 1 Comparison results of different estimation methods under following conditions

(a) $SNR = 15\text{dB}, f_0 = 0.2, f_1 = 0.205$ (b) $SNR = 25\text{dB}, f_0 = 0.2, f_1 = 0.2033$

$$q_i^{(k+1)} = q_i^k + A \left[\sum_{j=1}^M T_{ij} q_j^{(k)} + I_i \right] \delta t, \quad (14)$$

从式(14)可见, 最终结果直接由迭代获得, 避开了复杂的差分方程组求解.

2 算法仿真实验结果

2.1 神经网络算法的信噪比性能

我们用下面的数据检测神经网络算法的性能:

$$X(n) = A_{s1} \cos[2\pi f_1 n] + A_{s2} \cos[2\pi f_2 n + \frac{2\pi}{3}] + N(n), \quad (15)$$

式(15)中 $N(n)$ 为白噪声, 两个信号归一化频率取 0.20 和 0.205, 由于频率的接近意味着距离的接近, 因此设信号是等功率的, 抽样序列长度设为 100. 频率范围设为 0.15-0.25. 用 81 个神经元表示 0.15-0.25 间等间隔频率. 此时 FFT 的极限分辨率为 0.01, 不能区分两个信号.

我们研究了各方法在信噪比从 50dB 到 -5dB 范围内的分辨能力. 在信噪比较高时, 如 50dB, 几种方法中除 FFT 外均可分辨; 当信噪比为 25dB 时, ML、MUSIC 和神经网络法可稳定的分辨, 神经网络法效果最佳, MUSIC 方法与 ME 方法效果已不大好; 而当信噪比较低时, 如 15dB, 仅有神经网络法可以稳定的分辨; 当信噪比降到 0dB 时, 神经网络

法仍有大于 80% 的分辨概率, 但已有伪峰; 当信噪比进一步降低时伪峰明显增多、增高, 分辨概率降低. 从仿真结果可以看到神经网络方法在低信噪比时有非常优越的性能, 相对 MUSIC 方法有近 15dB 的等价增益.

图 1(a) 是几种方法在信噪比(SNR) 为 15dB, $f_0 = 0.2$, $f_1 = 0.205$ 时典型分辨结果的比较. 图 1(a) 中左列 1-4 子图分别为输入信号波形(横坐标为采样点数, 纵坐标为归一幅度)和 HNN 神经网络算法、Pisarenko 算法、最大熵(ARMA 模型)法的分辨结果(横坐标为归一化频率, 纵坐标为归一幅度). 图 1(b) 中右列 1-4 子图分别为 FFT、MUSIC 算法、最大似然(ML)法和最小模量(MIN-NORM)法的分辨结果(横坐标为归一化频率, 纵坐标为归一幅度). 注意这里 FFT 的两个峰是信号谱由于角度交错叠加后的结果, 并非谱峰正确位置. 可以看到此时仅有神经网络方法(HNN)可以分辨出两个目标, 且结果清晰, 其它方法此时已失效.

2.2 神经网络算法的分辨力性能

以上的研究中要求实现的分辨力为 FFT 极限的 1/2, 当目标频率间隔进一步降低为 FFT 极限的 1/3(两个信号归一化频率取 0.20 和 0.2033)时, 包括 MUSIC、ME 在内的其它谱估计算法即使在较高信噪比时也不能很好的分辨, 而神经网络方法仍可清晰分辨. 图 1(b) 给出了几种方法在信噪比(SNR) 为 25dB, $f_0 = 0.2$, $f_1 = 0.2033$ 时典型仿真结果. 当目标频率间隔进一步降低时神经网络方法的分辨概率逐渐下降, 伪峰和幅度、频率估计方差增大, 这是由于序列的截断使得我们用于计算的相关函数并非真实的相关函数所导致的.

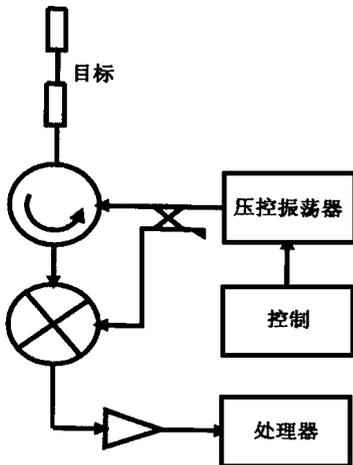


图 2 LFMCW 系统框图

3 硬件系统测试结果

图 2 是硬件实验系统的框图, 系统中心频率为 5.2GHz, 扫频频率为 120Hz, 应用开环数字频率校正技术校正 VCO 的扫频非线性, 获得 0.2% 的线性度. 在系统中用电缆连接的衰减器与匹配不好的双阴头模拟两个反射目标的情况. 这里两个连接电缆长分别为 1.05m 和 1.15m, 双阴头长为 3cm. 两个目标的反射幅度在 10dB 以上.

在系统扫频带宽为 325MHz 时, 系统 FFT 分辨极限为 $\Delta R = c/2B = 46\text{cm}$, 系统采样点数为 512 点, 两个目标可分辨. 此时, 系统采样频率为目标最高频率的 64 倍. 神经网络处理的频率范围取 $[0, 1/16]$, 神经元为 101 个. 图 3 为 $B = 325\text{MHz}$, $L_0 = 105\text{cm}$, $L_1 = 323\text{cm}$ 时 FFT 与 HNN 两种方法处理结果的比较. 从图 3 中可见, 虽然此时 FFT 和神经网络算法都可以分辨, 但由于目标反射幅度差别很大, FFT 的旁瓣幅度与目标幅度已大小相仿, 影响了系统对目标的区分, 而神经网络方法没有产生旁瓣, 谱峰也更尖锐.

在系统扫频带宽 80MHz 情况时, $\Delta R = c/2B = 188\text{cm}$, 信号频率间隔约为 1/2FFT 分辨极限, 系统采样点数为 128 点. 图 4(a) 为 $B = 80\text{MHz}$, $L_0 = 105\text{cm}$, $L_1 = 223\text{cm}$ 时几种算法对采样波形处理的结果, 图 4(a) 中左列 1-4 子图分别为输入信号波形(横坐标为采样点数, 纵坐标为归一幅度)和 HNN 神经网络算法、Pisarenko 算法、最大熵(ARMA 模型)法的分辨结果(横坐标为距离, 纵坐标为归一化功率). 图 4(a) 中右列 1-4 子图分别为 FFT、MUSIC 算法、最大似然(ML)法和最小模量(MIN-NORM)法的分辨结果(横坐标为距离(单位 cm), 纵坐标为

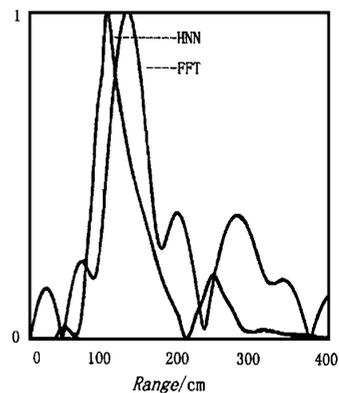


图 3 FFT 与 HNN 处理结果比较

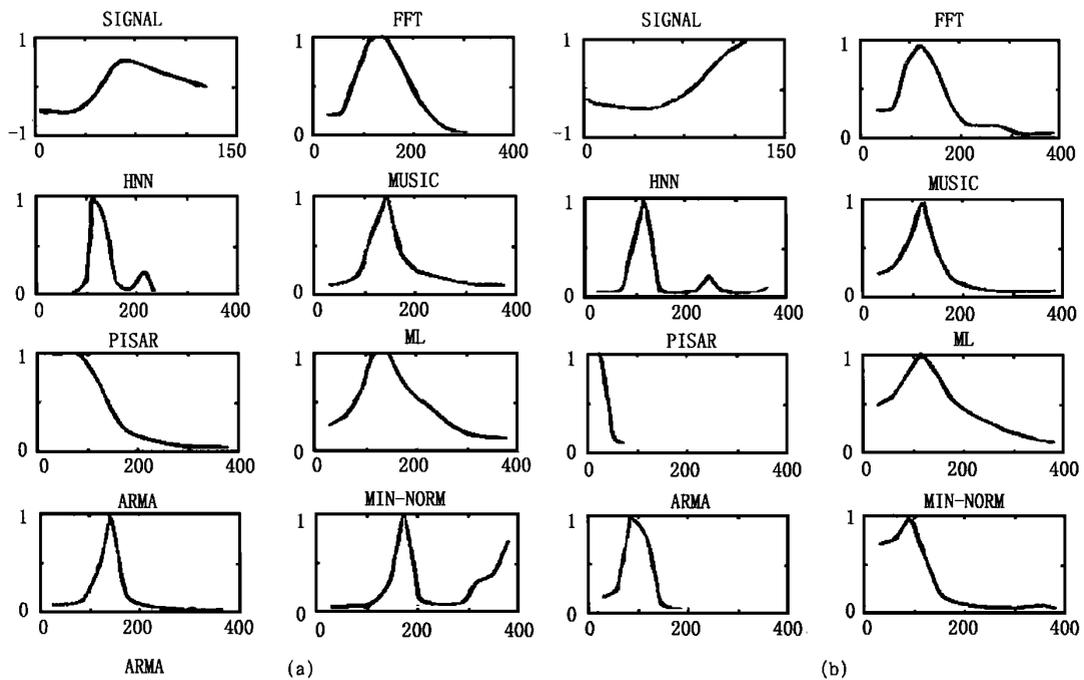


图 4 几种方法处理结果比较

(a) $B = 80\text{M Hz}$ $L_0 = 105\text{cm}$, $L_1 = 223\text{cm}$ (b) $B = 40\text{M Hz}$ $L_0 = 105\text{cm}$ $L_1 = 223\text{cm}$

Fig. 4 Comparison results of different estimation methods

归一化功率) . 可见, 其它方法已不能分辨, 而神经网络方法可以很好的分辨, 这与计算机仿真结果是一致的.

当系统扫频带宽进一步下降到 40M Hz 时, $\Delta R = c/2B = 376\text{cm}$, 信号频率间隔约为 $1/4\text{FFT}$ 分辨极限, 系统采样点数为 64 点, 应用 HNN、Pisarenko、ME、FFT、MUSIC、ML 和 MIN - NORM 算法分别对采样波形处理, 结果如图 4(b) 所示. 由图 4(b) 可见, 神经网络方法仍可很好的分辨, 而在其它方法中两个目标混迭为一个目标. 这意味着神经网络方法仅用 40M Hz 的扫频带宽就可以实现 FFT 方法 150M Hz 时才能实现的 1m 分辨性能, 这大大的降低了系统的要求.

4 结语

本文提出的基于 Hopfield 神经网络的距离估计算法充分利用了 LFM CW 系统有限带宽的特性, 计算量小, 可满足 LFM CW 系统实时修正的要求, 具有超强的分辨能力, 在低信噪比时有良好性能, 是一种对 LFM CW 信号处理的有效方法.

REFERENCES

- [1] Hopfield J. Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities, *Proc. Natl Acad. Sci. USA*, 1982, **79**: 2554—2558
- [2] Bruck J, Goodman G. A generalized convergence theorem for neural networks, *IEEE Trans. on IT*, 1988, **34**: 1089—1097
- [3] Lizuka K, Fujii S. Neural-network laser radar, *Applied Optics*, 1994, **33**: 2492—2501
- [4] Jones R D, Lee Y C, et al. Function approximation and time series prediction with neural network, *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks*, San Diego, 1990: 649—665
- [5] Key S M. *Modern Spectrum Estimation Theory and Application*, Eaglewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall Press, (Key-sm 著, 黄建国译. 现代谱估计/原理与应用, 北京: 科学出版社, 1994: 30—460
- [6] XIAO Xiao-Ci. *Modern Spectrum Estimation: Theory and Application*, Harbin: Harbin Industrial University Press (肖先赐. 现代谱估计—原理与应用, 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1991, 20—113
- [7] JIAO Li-Cheng. *Theory of Neural Network Systems*. Xi'an: Xi'an Electronic University of Science and Technology Press (焦李成. 神经网络系统理论, 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990, 52—79