



# 基于神经网络的宽带相干 DOA 估计方法的改进<sup>1)</sup>

雷中定

黄绣坤

张树京

(北方交通大学信息所 北京 100044)

(上海铁道大学电信系 上海 200331)

**摘 要** 相干信号子空间处理方法(CSM)是一种通过构造聚焦(focusing)矩阵来估计宽带相干源波达方向(DOA)的有效方法. 基于逆传播(Back-propagation)学习算法,对神经网络实现聚焦过程的方法进行了网络结构及模式的改进,使网络可以在未知波达方向个数时完成聚焦过程;同时,使学习空间从  $D$ (DOA 个数)维降为 1 维,大大地简化了学习过程,加速了网络的收敛过程.

**关键词** 波达方向(DOA),宽带,神经网络

## 1 引言

宽带相干信号 DOA 估计方法的研究一直是雷达、声纳信号处理中的一个重要课题. 近年来, Wang 等人提出了一种称之为相干信号子空间的处理方法(CSM)<sup>[1]</sup>. 它通过使用聚焦变换,将不同频段的方向阵映射到同一参考频段进行去相干处理,有效地解决了长期困扰人们的宽带相干源估计问题,同时估计性能也获得较大改善. 但是它在构造聚焦变换时,需要进行预估计以获得源信号的初始 DOA 信息,这就带来了一系列诸如初始化、收敛性等问题,使方法复杂化,降低了估计性能的有效性. 在这之后, Hung<sup>[2]</sup>和 Doron 等人<sup>[3]</sup>分别用不同的聚焦变换构造方法对 CSM 方法进行了估计性能上的改进,但仍需通过预处理来获取 DOA 的初始信息. 最近,作者在文献[4]中给出了一种基于神经网络的聚焦过程实现方法,由于它无需预处理,使得 DOA 估计性能得到很大改善,但其网络结构仅能完成已知方向个数时的聚焦过程,而且网络收敛速度较慢. 鉴于上述情况,本文给出了一种改进的网络结构及输入输出模式,使得聚焦过程的实现推广到 DOA 数未知的情形;同时学习空间可由原来的  $D$ (DOA 个数)维降为 1 维,大大简化了学习过程,使网络迅速收敛.

1) 国家自然科学基金资助项目.

收稿日期 1996-07-22

## 2 CSM 模型

M 元天线阵列接收到 D 个宽带源信号的阵列输出向量  $\mathbf{x}(t)$  经过离散傅氏变换可分解为 J 个互不重叠的窄带部分:

$$\mathbf{x}(k, f_j) = \mathbf{A}(f_j) \cdot \mathbf{s}(k, f_j) + \mathbf{n}(k, f_j) \quad k = 1, \dots, K; j = 1, \dots, J. \quad (1)$$

其中 K 为快拍,  $\mathbf{s}(k, f_j)$ ,  $\mathbf{n}(k, f_j)$  分别是源信号、阵列噪声的  $f_j$  频段数据,  $\mathbf{A}(f_j)$  为  $f_j$  频段的窄带方向簇矩阵. CSM 方法的中心任务是构造 J 个“聚焦”矩阵  $\mathbf{T}_j (j=1, \dots, J)$ , 将对应于不同频段的方向阵变换到同一参考频段  $f_c$  下, 即

$$\mathbf{T}_j \cdot \mathbf{A}(f_j) = \mathbf{A}(f_c), j = 1, \dots, J. \quad (2)$$

这样, 用 J 个聚焦阵分别左乘(1)式有

$$\mathbf{T}_j \cdot \mathbf{x}(k, f_j) = \mathbf{A}(f_c) \cdot \mathbf{s}(k, f_j) + \mathbf{T}_j \cdot \mathbf{n}(k, f_j). \quad k = 1, \dots, K; j = 1, \dots, J. \quad (3)$$

此时  $\mathbf{T}_j \cdot \mathbf{x}(k, f_j)$  具有相同的窄带方向簇  $\mathbf{A}(f_c)$ , 因而聚焦后各窄带的数据协方差阵经加权平均后仍然保持着窄带方向簇  $\mathbf{A}(f_c)$ , 这样采用窄带源估计方法就可获得宽带源的方向估计. CSM 方法是通过下式<sup>[1]</sup>来构造聚焦阵  $\mathbf{T}(f_j)$  的

$$\mathbf{T}(f_j) = [\mathbf{A}(f_c) | \mathbf{B}(f_c)] \cdot [\mathbf{A}(f_j) | \mathbf{B}(f_j)]^{-1}. \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{B}(f_c)$ ,  $\mathbf{B}(f_j)$  是分别使  $[\mathbf{A}(f_c) | \mathbf{B}(f_c)]$ ,  $[\mathbf{A}(f_j) | \mathbf{B}(f_j)]$  保持满秩的任意  $M \times (M-D)$  维矩阵, 它们依赖于初始 DOA 信息.

## 3 聚焦过程的神经网络新实现

**定义 1.** 对于给定的频段  $f_j$  及参考频段  $f_c$ , 存在一个共同的聚焦变换  $\hat{\mathbf{T}}(f_j)$ , 使得对于任意集合  $\theta \subseteq \Phi_N = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ , 有

$$\hat{\mathbf{T}}(f_j) \cdot \mathbf{A}(f_j, \theta) = \mathbf{A}(f_c, \theta), \quad j = 1, \dots, J. \quad (5)$$

则这个变换  $\hat{\mathbf{T}}(f_j)$  称为一致聚焦变换. 其中方向角度集合  $\Phi_N$  称为一致角集, N 为集合元素个数.

定义 1 说明, 在一定角度范围内, 存在一个不随角度变化的一致聚焦变换, 因而构造这样的聚焦变换不需要特定的初始 DOA 信息. 在文献[4]中利用 BP 神经网络, 通过阵列输出数据方阵间的映射来逼近此一致聚焦矩阵, 由于构成数据方阵间映射必须知道波达方向数 D, 且当角度范围内有  $N(N > D)$  个角时, 网络学习个数  $C_N^D$  和输入输出元数  $M^2$  较大, 网络的学习过程相对比较复杂, 收敛速度较慢. 这里避开阵列输出, 以方向阵为参考空间, 用  $\mathbf{A}(f_j, \theta)$  到  $\mathbf{A}(f_c, \theta)$  上的映射来作为聚焦过程的逼近.

**命题 1.** 若存在一个变换  $\hat{\mathbf{T}}(f)$ , 使得对于任意角度  $\theta_i \in \Phi_N = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$  有

$$\hat{\mathbf{T}}(f) \cdot \mathbf{A}(f, \theta_i) = \mathbf{A}(f_c, \theta_i), \quad i \in \{1, \dots, N\}. \quad (6)$$

则  $\hat{\mathbf{T}}(f)$  为  $\Phi_N$  上的一个聚焦变换.

对于任一角度集合  $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ , 由于  $\mathbf{A}(f, \theta) = [\mathbf{A}(f, \theta_1), \mathbf{A}(f, \theta_2), \dots, \mathbf{A}(f, \theta_n)]$ , 因而命题 1 与定义 1 是等价的. 根据命题 1, 一致聚焦变换  $\hat{\mathbf{T}}(f)$  实际上就是一个同时满足 N 个等式(6)的映射, 它是从集  $\mathbf{A}(f_j, \theta)$  到集  $\mathbf{A}(f_c, \theta)$  上的映射, 同时对于任意一组 DOA 角  $\Phi_D$ , 无论 D 值大小, 只要  $\Phi_D \subseteq \Phi_N$ , 均有  $\hat{\mathbf{T}}(f) \cdot \mathbf{A}(f, \Phi_D) = \mathbf{A}(f_c, \Phi_D)$ . 因此

DOA 个数与一致聚焦变换无关,它可以用图 1 网络结构所形成的映射来逼近,其中输入层为  $A(f_j, \theta_i)$ , 输出层为  $A(f_c, \theta_i)$  ( $i=1, \dots, N$ ), 网络共有  $N$  组可获得的输入输出模式对  $(A(f_j, \theta_i), A(f_c, \theta_i))$  ( $i=1, \dots, N$ ), 即学习次数为  $N$ , 输入层、输出层的神经元数均为  $M$ . 对于已知阵列, 方向阵  $A(f, \theta)$  是确定的, 输入输出模式对  $(A(f, \theta), A(f_c, \theta))$  完全取决于角度范围集合  $\theta$ . 因而通过  $N$  次的网络训练可使网络获得从  $A(f, \theta)$  映射到  $A(f_c, \theta)$  上的能力. 待网络参数固定后, 网络对单位方向向量的响应就是满足(6)式的聚焦阵  $\hat{T}(f)$ . 从网络的结构图中不难发现, 改进方法的输入输出元数由原来的  $M^2$  缩减为  $M$ , 学习次数由  $C_N^D$  大幅度降至  $N$ ; 同时, 网络训练中不再需要(4)式繁琐的构造运算, 因而大大地简化了网络的复杂程度及运算量, 加速了网络的收敛速度. 同时, 改进方法取消了原方法中需已知波达方向数的制约条件, 具有了更广泛的应用环境.

仿真实验中采用  $M=12$  的等间隔线性阵列, 源信号及阵列噪声具有相同中心频率  $f_c=100\text{Hz}$  和相同的带宽  $BW=40\text{Hz}$ . 两个相干源信号分别来自于角度  $\theta_1=33.0^\circ, \theta_2=37.0^\circ$ , 信噪比均为  $0\text{dB}$ . BP 网络为 24 个隐含单元的三层网络. 以  $15^\circ-45^\circ$  之间每隔  $4^\circ$  的角度集合作为一致角集, 共有 8 个输入输出对. 在图 2 中给出的是本文方法同文献[1]的估计分辨率对比, 从图中可以看出, 采用 BP 网络进行聚焦后的 DOA 估计分辨率明显优于文献[1]中方法. 需要强调的是, 本文方法不经过预处理, 运算量远低于文献[1].

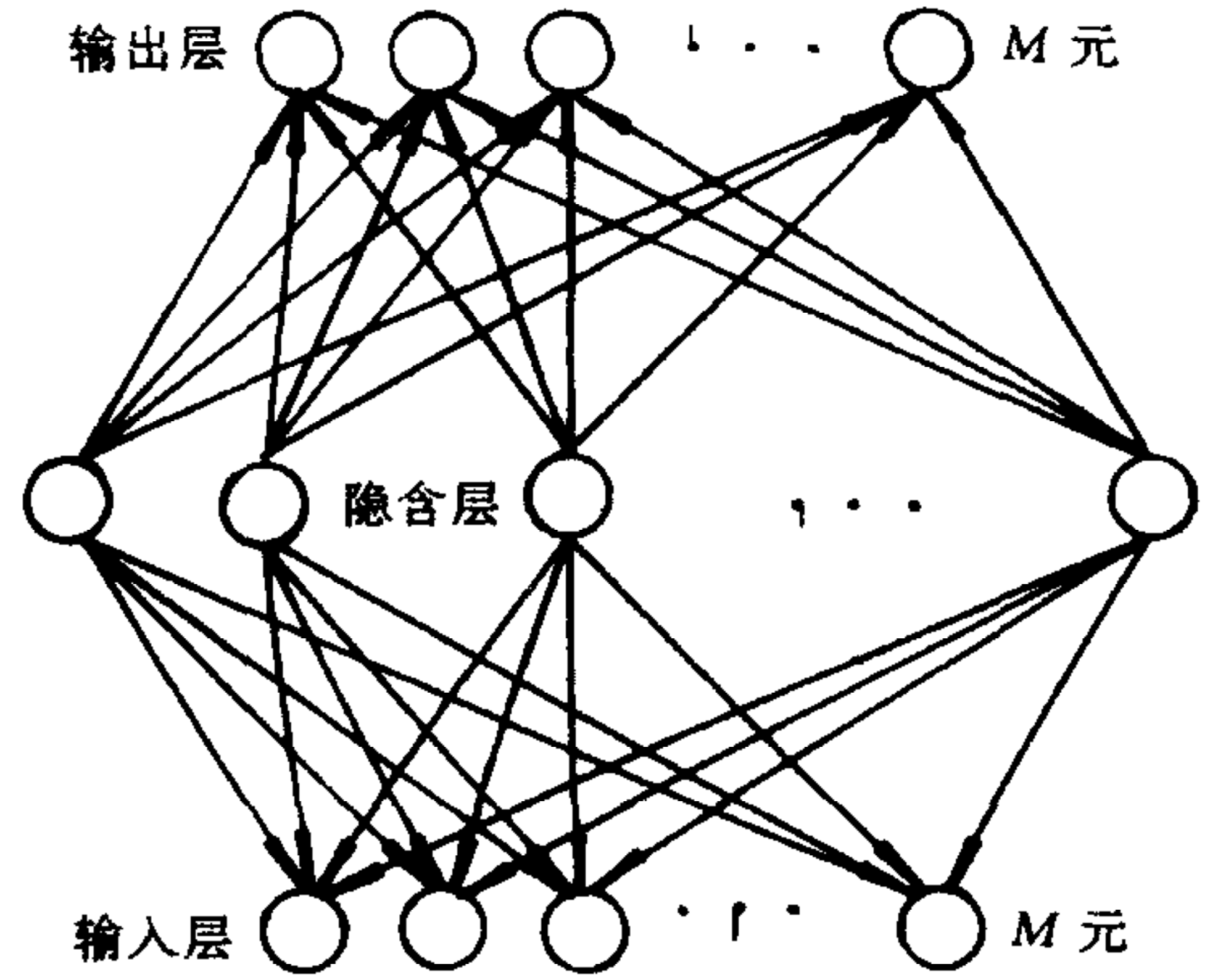


图 1 改进的聚焦变换 BP 网络结构示意图

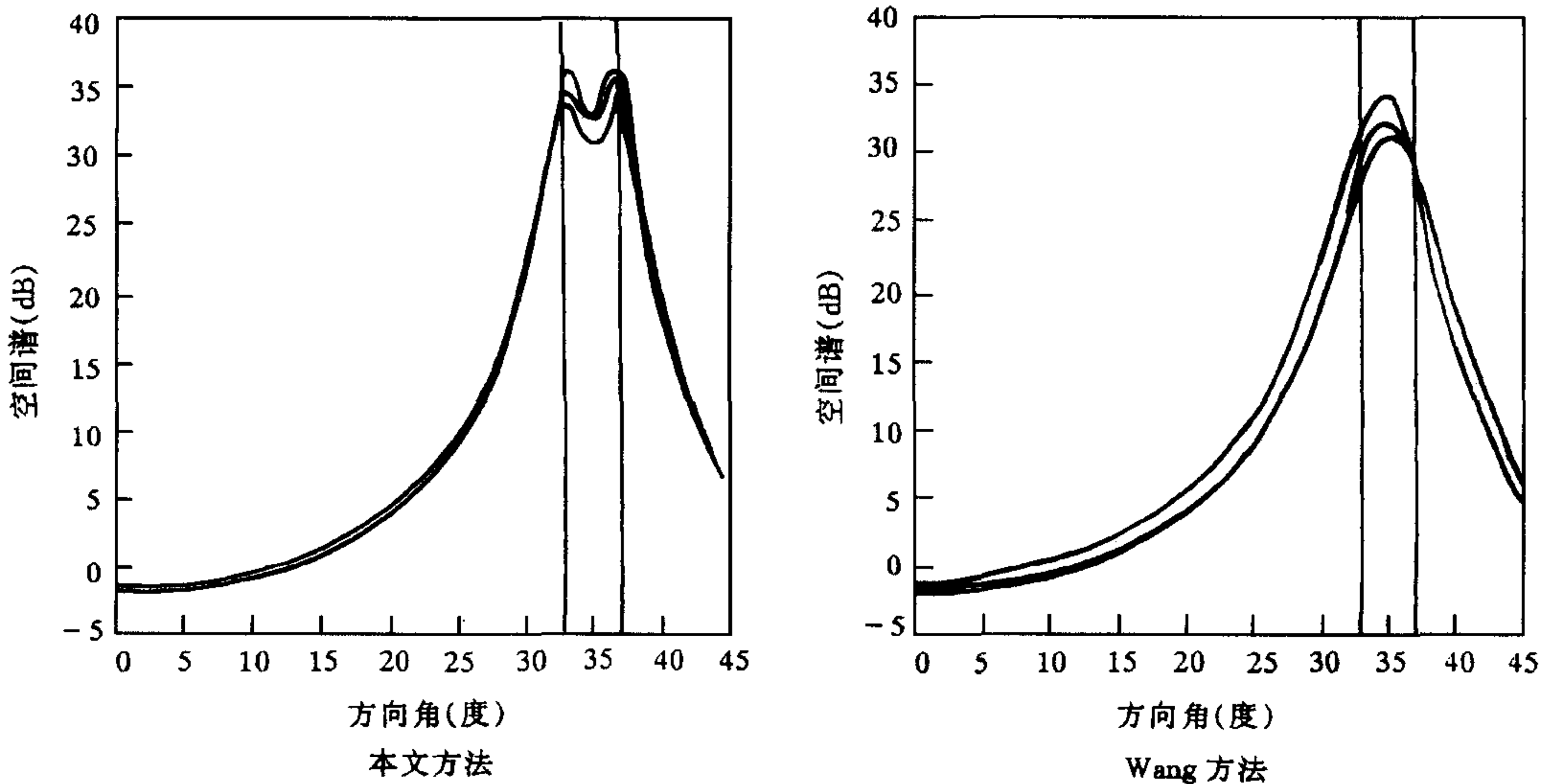


图 2 两种 DOA 估计方法的分辨率性能比较 ( $\theta=33^\circ, \theta_2=37^\circ$ )

## 4 结论

本文利用 BP 网络给出了一种改善聚焦过程的 DOA 估计方法,它解决了 DOA 估计中的预处理问题. 本文是对[4]中网络结构及模式的改进,网络可以在未知 DOA 个数时完成聚焦过程,并大幅度地简化了网络学习过程.

### 参 考 文 献

- 1 Wang H, Kaveh M. Coherent signal-subspace processing for the detection and estimation of angles of arrival of multiple wideband sources. *IEEE Trans. ASSP*, 1985, **33**(4): 823—831
- 2 Hung H, Kaveh M. Focusing matrices for coherent signal-Subspace processing. *IEEE Trans. ASSP*, 1988, **36**(8): 1272—1281
- 3 Doron M A, Weiss A J. On focusing matrices for wide-band array processing. *IEEE Trans. ASSP*, 1992, **40**(6): 1295—1302
- 4 雷中定,黄绣坤,张树京. 宽带 DOA 估计中聚焦(focusing)过程的神经网络实现. 见:1996 年中国神经网络学术大会文集,成都.

## AN IMPROVED NEURAL NETWORK FOR WIDEBAND DOA ESTIMATES

LEI ZHONGDING HUANG XIUKUN

(*Institute of Information Science, Northern Jiaotong University, Beijing 100044*)

ZHANG SHUJING

(*Dept. of Telecom Engineering, Shanghai Tie-Dos University, Shanghai 200331*)

**Abstract** Coherent signal-subspace method (CSM) is an efficient method for wideband DOA estimates based on constructing focusing matrices. In this paper, a new BP neural network is proposed to complete the construction procedure. The proposed network has much less neurons in the input and output layers than before. The learning procedure and convergence procedure are also accelerated. Further, the network is generalized to the case that the number of DOA's is unknown.

**Key words** DOA, wideband, neural network