

一种精确估计恒虚警检测器标度因子的通用方法¹

杨 军 * ** 马晓岩 * 万山虎 * 秦江敏 *

*(空军雷达学院信息工程系 武汉 430019)

** (空军工程大学 西安 710043)

摘 要: 利用径向基函数 (RBF) 网络具有良好的逼近任意非线性映射的能力和快速收敛的特点, 提出了一种精确估计雷达恒虚警检测器标度因子的通用方法. 由于限制条件较少, 该方法既可用于估计单部雷达 CFAR 处理的标度因子, 也可用于估计雷达组网 CFAR 处理 (集中式和分布式) 的标度因子. 数值分析表明, 该方法可快速精确估计多种 CFAR 检测器的标度因子.

关键词: 恒虚警率, 标度因子, 径向基函数, 神经网络

中图分类号: TN957.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)07-1131-06

A Scheme of Accurate Estimation on Scaling Factors for Radar CFAR Detectors

Yang Jun * ** Ma Xiao-yan * Wan Shan-hu * Qin Jiang-min *

*(Dept. of Info. Eng., Air Force Radar Academy, Wuhan 430019, China)

** (Air Force Engineering University, Xi'an 713800, China)

Abstract Using the perfect properties of Radial Basis Function (RBF) neural networks, such as approximation any non-linear mapping and quick convergence, a new scheme is proposed to estimate scaling factors for radar CFAR detectors. Owing to few constraints, it can estimate scaling factor for single radar as well as radar netting system. The numerical results indicate that the proposed scheme can quickly reach high estimation accuracy for most CFAR detectors.

Key words CFAR, Scaling factor, RBF, Neural networks

1 引言

在雷达自动检测系统中, 检测样本单元通常被放置在距离或多普勒分辨单元序列中, 通过邻近参考单元的某种处理来估计被检测单元的杂波功率, 然后, 将此杂波功率与一确定的标度因子 T 相乘, 从而获得一个适当的检测门限, 以达到恒虚警率 (CFAR) 检测的目的. 其中, 在 CFAR 检测器中, 标度因子 T 一般通过虚警概率 (P_{fa}) 与它之间关系得到, 然而, 通常容易得到 P_{fa} 关于 T 的解析表达式, 但难以得到 T 关于 P_{fa} 的解析表达式. 目前, 求取给定一虚警概率对应的标度因子的方法可分两类: 采用数值搜索的方法和采用仿真方法, 前者搜索时间较长, 后者主要包括 Monte Carlo 方法和 IS (Importance Sampling)^[1] 方法, 两种方法均需大量的仿真样本. 为此, 本文利用了径向基函数 (RBF) 神经网络具有良好地逼近任意难以用解析式表示的关系式的能力和收敛速度快的特点^[2,3], 提出了基于 RBF 的神经网络精确估计 T 的通用方法. 数值分析结果表明, 该方法可快速实现对多种 CFAR 检测器的标度因子精确估计.

2 用神经网络精确估计 T 的方法

理论上, RBF 神经网络可近似任意非线性函数, 因此, T 与 P_{fa} 之间关系的得到可通过

¹ 2003-02-28 收到, 2003-09-04 改回

国家“863”高技术资助项目 (2002AA135320)

RBF 神经网络实现来完成。标准的 RBF 神经网络如图 1 所示。它完成的映射为 $T(P_{fa}) : R \rightarrow R$ ，其数学表达式为

$$T = \sum_{j=1}^M w_j \varphi(\|P_{fa} - c_j\|) \quad (1)$$

其中，径向基函数采用高斯函数：

$$\varphi(\|P_{fa} - c_j\|) = \exp[-\|P_{fa} - c_j\|^2 / \sigma_j^2] \quad (2)$$

式中 $c_j, \sigma_j (j = 1, 2, \dots, M)$ 分别为隐含层中第 j 个节点 RBF 的中心和宽度， w_j 为隐含层中第 j 个节点到输出层的连接权。

2.1 改进的 RBF 神经网络

经对 RBF 神经网络逼近 T 与 P_{fa} 之间关系的深入研究，本文使用的改进 RBF 神经网络如图 2 所示，它完成的映射为 $T(P_{fa}) : R \rightarrow R$ ，其数学表达式为

$$T = \sum_{j=1}^M w_j \varphi(\|P'_{fa}(P_{fa} - c_j\|) \quad (3)$$

式中 $c_j, \sigma_j (j = 1, 2, \dots, M)$ ， w_j 及 $\varphi(\cdot)$ 的意义与图 1 相同，而 $P'_{fa}(P_{fa})$ 表示 P'_{fa} 为关于 P_{fa} 的函数，其关系式为

$$P'_{fa} = -\lg(P_{fa}) \quad (4)$$

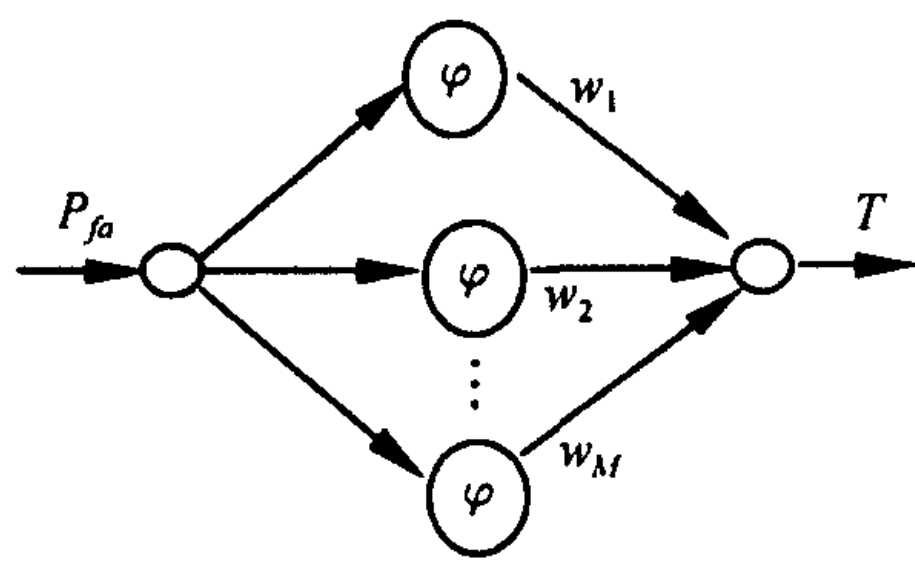


图 1 标准的 RBF 神经网络

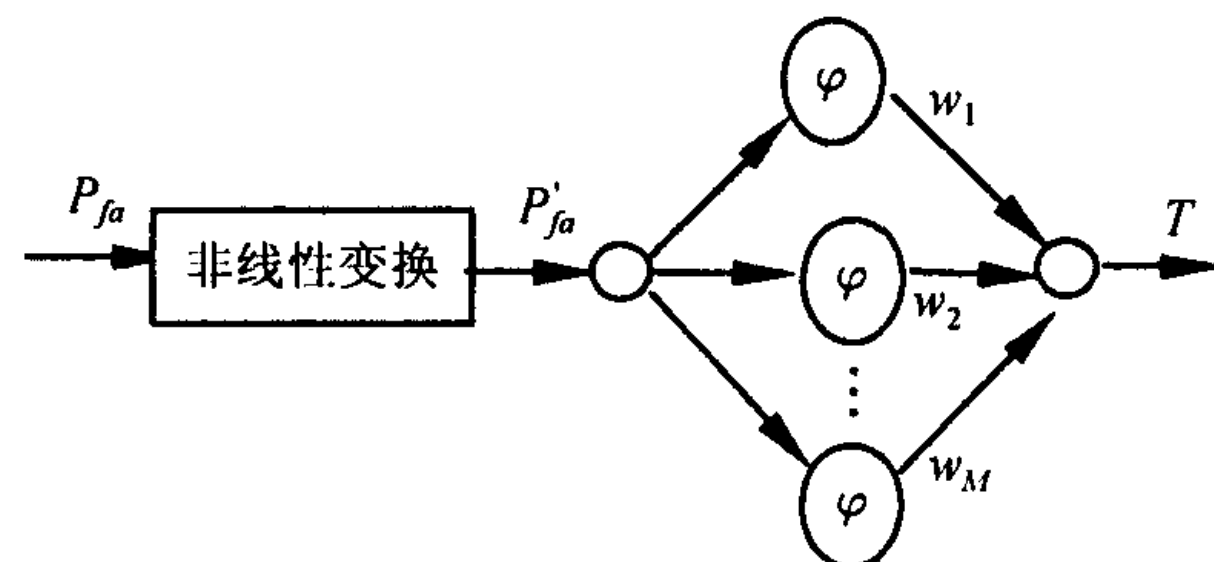


图 2 改进的 RBF 神经网络

2.2 估计 T 的通用方法

在雷达 CFAR 检测中，给定的 P_{fa} 值通常很小（如 10^{-6} ），为减小该神经网络的训练时间，可将神经网络训练样本 P_{fa} 值限制在一个相对较小的范围内。此外， P_{fa} 与 T 之间为一一对应关系，且样本 P_{fa} 值间差别（Hamming 距离）较小，而 P_{fa} 对应的映射样本 T 间差别（Hamming 距离）相对较大，从式 (1)、式 (2) 可知，当输入样本间差别比较小时，通过已训练好的标准 RBF 神经网络（参数 c_j, σ_j, w_j 和 M 确定）在输出样本间不会产生很大变化，从而导致通过网络映射得到的估计值与真实值之间存在较大误差，因此，标准的 RBF 神经网络不能直接用于估计 T 。

考虑到 RBF 神经网络应用于雷达性能分析时的具体特点，以及标准的 RBF 神经网络不能直接用于估计 T 的原因，以此为依据，对标准的 RBF 神经网络进行了改进。即对输入进行非线性变换处理，以提高神经网络的逼近精度，从而可实现精确估计 T 。为实现 Hamming 距离较小的不同 P_{fa} 样本映射到不同 T 值，需加大样本间的 Hamming 距离。通过对 P_{fa} 与 T 之间的理论曲线分析可知， P_{fa} 与 T 近似成“负指数型”关系，从模式分类的角度看，输入样本与输出样本间为“线性关系”时，更易于分类，基于此，为加大样本 P_{fa} 间的 Hamming 距离，

且与 T 间的 Hamming 距离在同一数量级上, 这里对 P_{fa} 作式 (4) 非线性变换. 本文用改进的 RBF 神经网络方法, 即对输入 P_{fa} 进行非线性变换处理, 以提高神经网络的逼近精度, 从而可实现高精度地估计 T .

2.3 RBF 神经网络训练方法

由式 (2) 和式 (3) 可知, RBF 神经网络需确定的参数为: M, c_j, σ_j 和 $w_j (j = 1, 2, \dots, M)$. 由于 P_{fa} 与 T 之间存在严格的单调关系, 从模式分类角度看, 不同的 T 对应的 P_{fa} 需分成不同的类别. 而在模式分类中, RBF 隐层的最大节点数为训练输入样本数, 因此, 可将训练时输入样本数作为隐含层节点数所取的最大值, 在此基础上, 采用 K 均值法^[4,5] 确定中心参数 c_j 和 σ_j , 而隐含层到输出层的权值则采用正交最小二乘法^[6,7] 得到. 采用正交最小二乘法的原因在于: 该方法不但可以确定隐层到输出层的权系数和隐层节点数, 而且还能保证最终的网络具有最少的聚类中心, 使得网络规模较小, 运算速度快, 改进的 RBF 神经网络具体训练步骤见文献 [8].

3 数值分析

3.1 分析内容

数值分析包括以下 3 个方面: 对单部和多部雷达对应的 6 种 CFAR 检测器 T 的估计进行仿真; 将改进的 RBF 神经网络方法与标准 RBF 神经网络方法得到的 T 进行比较; 在相同精度下, 将改进的 RBF 神经网络方法与传统的搜索方法得到的 T 在计算时间进行比较. 其中, 两种神经网络训练时, P_{fa} 的取值范围均为 $10^{-3} \sim 10^{-9}$. 这 6 种 CFAR 检测器及其相关参数分别为

- (1) 单部雷达进行单元平均 (CA)CFAR 检测器^[9] 处理时 T 的估计, 其中参考单元数取 16;
- (2) 单部雷达进行序列统计 (OS)CFAR 检测器^[10] 处理时 T 的估计, 其中参考单元数取 16, 序值取 10;
- (3) 单部雷达进行删除均值 (CLMD)CFAR 检测器^[11] 处理时 T 的估计, 其中参考单元数取 13, 删除参考单元中最大的 2 个值;
- (4) 两部雷达进行集中式 OS CFAR 检测器^[12](COS) 处理时 T 的估计, 其中一部雷达的参考单元数取 11, 序值取 8, 另一部雷达的单元数取 13, 序值取 9;
- (5) 两部雷达进行分布式处理时 T 的估计^[12], 其中, 局部处理器均采用 OS CFAR 处理 (一部雷达的参考单元数取 11, 序值取 8, 另一部雷达的单元数取 13, 序值取 9), 融合中心采用“选大”处理 (OS+Max);
- (6) 两部雷达进行分布式处理时 T 的估计^[12], 其中, 局部处理器均采用 OS CFAR 处理 (一部雷达的参考单元数取 11, 序值取 8, 另一部雷达的单元数取 13, 序值取 9), 融合中心采用“选小”处理 (OS+Min).

各检测器的 P_{fa} 与 T 之间的关系见相应参考文献 [9-12].

3.2 数值分析结果

6 种 CFAR 检测器的数值分析结果见图 3~ 图 8 所示, 从图 3(a)~ 图 8(a) 中可以看出, 本文提出的方法得到的 T 与 P_{fa} 间关系较好地逼近理论的 T 与 P_{fa} 间关系, 而使用标准的 RBF 神经网络方法得到的 T 与 P_{fa} 间关系无法逼近理论的 T 与 P_{fa} 间关系. 从图 3(b) ~ 图 8(b) 中 P'_{fa} 与 T 的关系看出, 两者之间几乎成“线性”关系, 且已变大了 Hamming 距离, 这与理论分析相吻合.

表 1 给出了 6 种 CFAR 检测器用本文方法得到标度因子与理论值间误差的均方值及其虚警概率为 10^{-6} 时的标度因子估计和用估计的标度因子代入得到的虚警概率, 由此可以看出, 本文方法可对任意给定 P_{fa} 均可得到高精度的标度因子. 表 2 为在相同估计精度下, 改进的 RBF

神经网络方法与传统的搜索方法得到的标度因子所需计算时间进行了比较, 从表中可以看出, 改进的 RBF 神经网络方法可快速得到检测器标度因子估计。

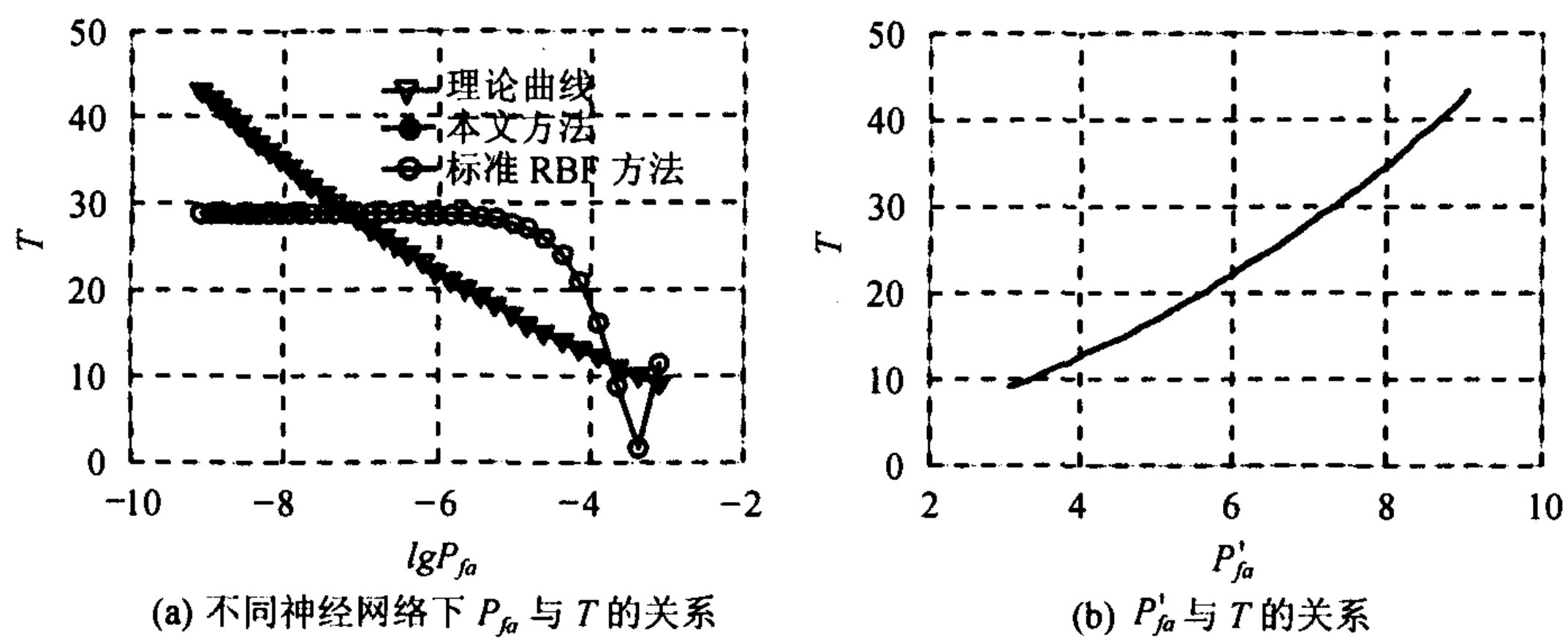


图 3 CA 检测器仿真结果

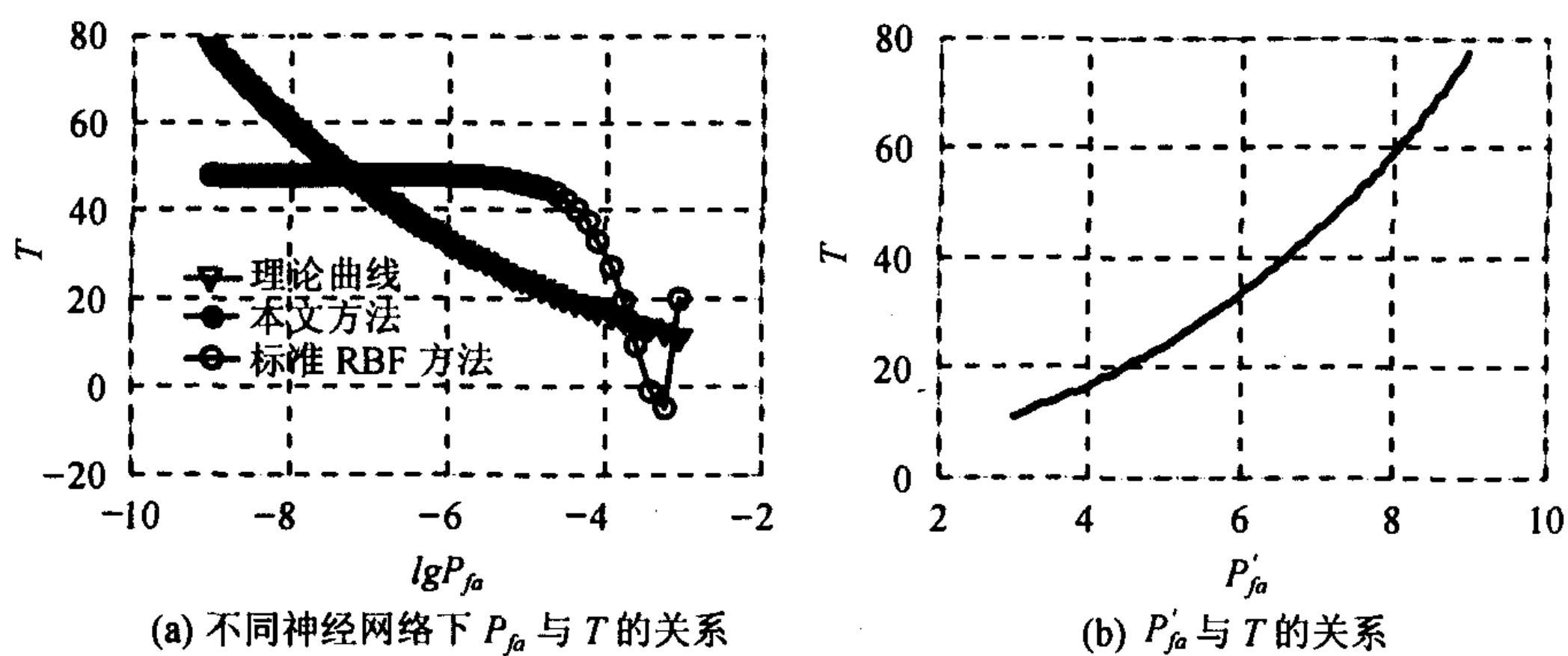


图 4 OS 检测器仿真结果

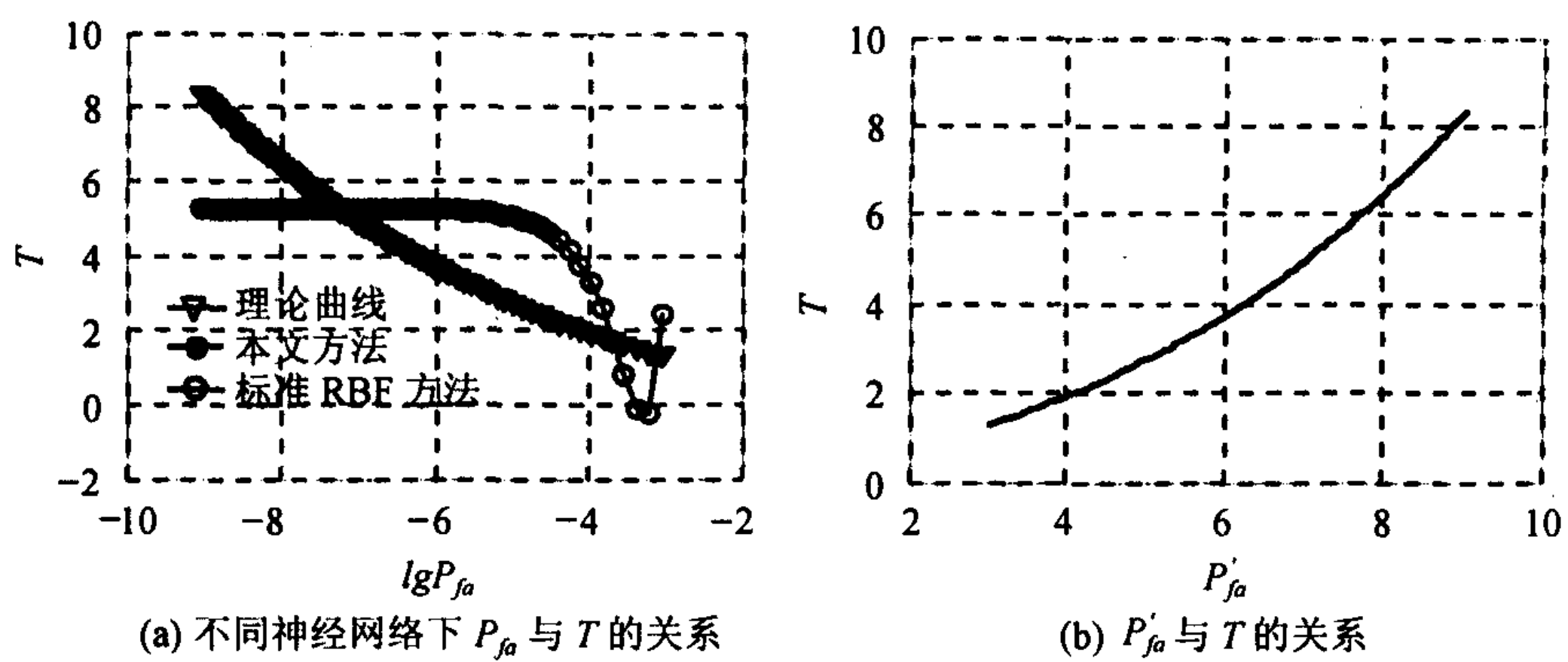


图 5 CLMD 检测器仿真结果

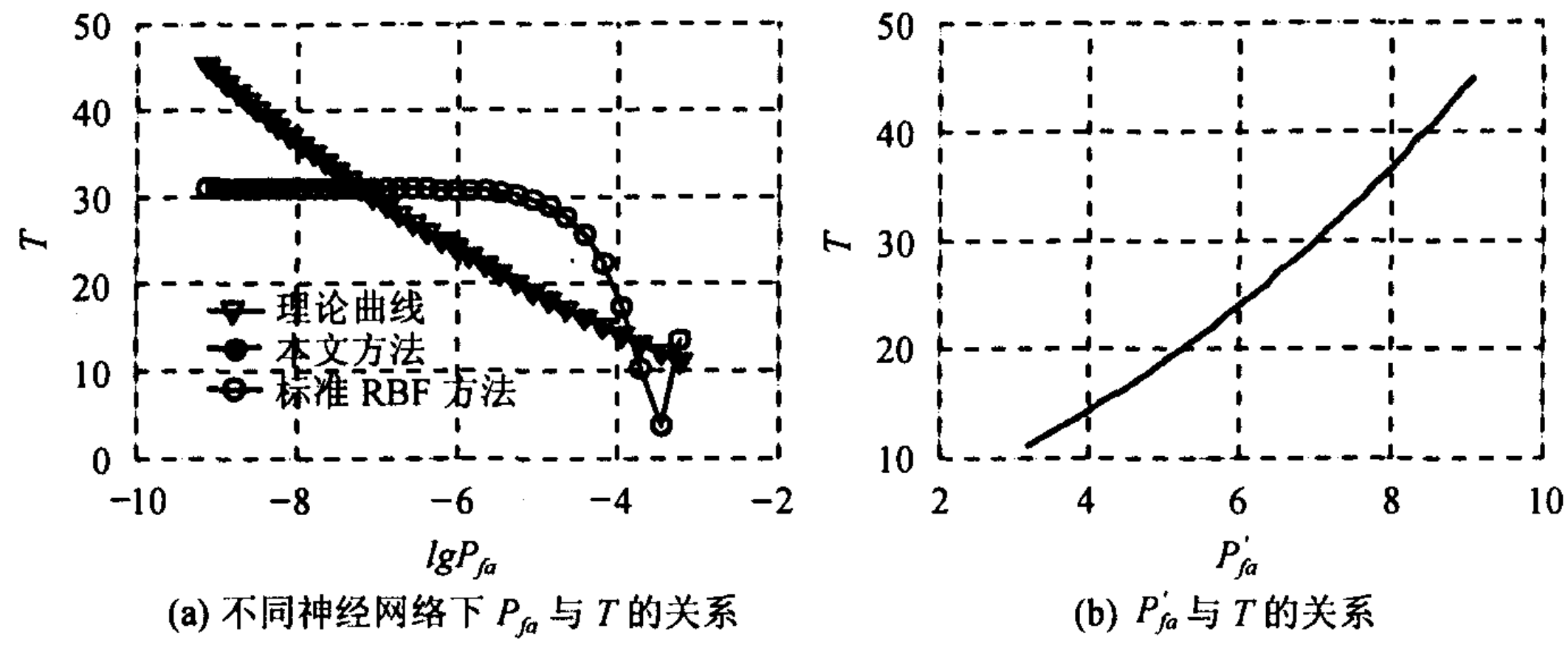


图 6 COS 检测器仿真结果

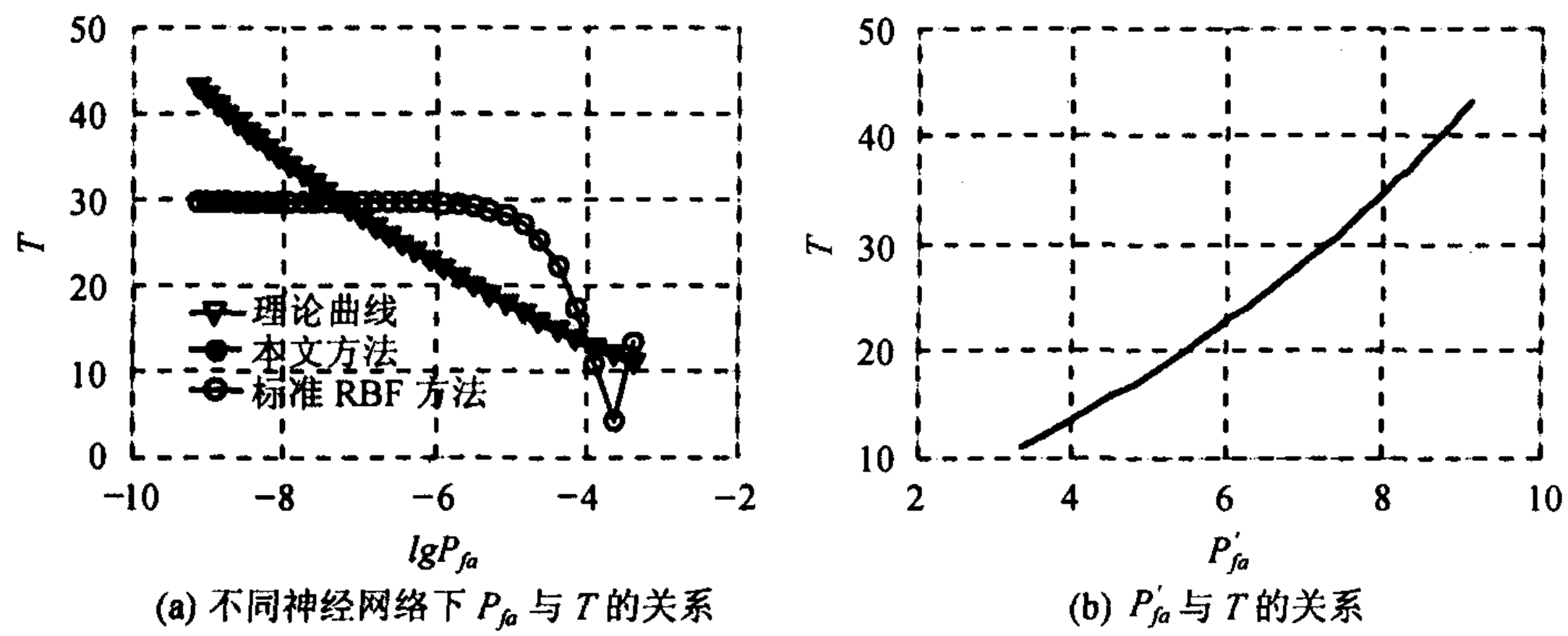


图 7 OS+Max 检测器仿真结果

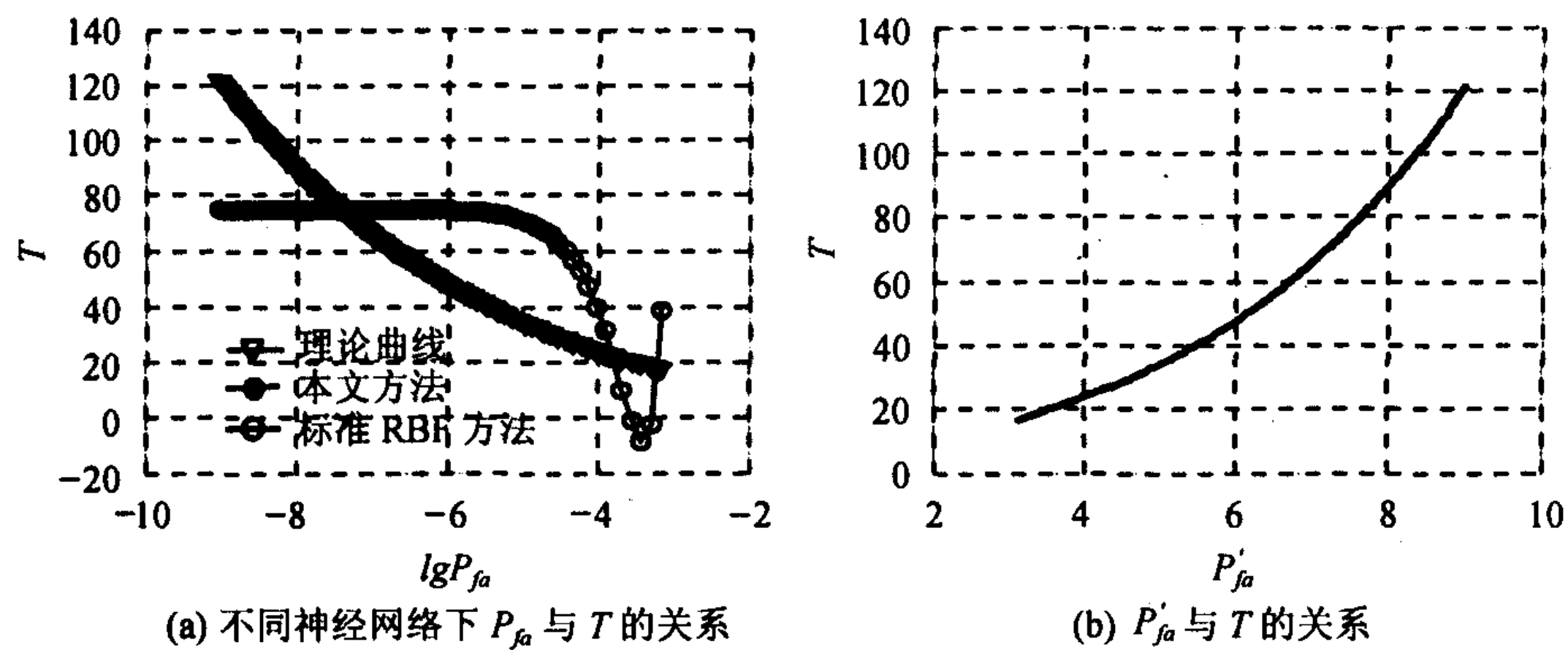


图 8 OS+min 检测器仿真结果

表 1 6 种 CFAR 检测器的估计误差和在虚警概率为 10^{-6} 时对应的标度因子

检测器	估计误差 (均方值)	P_{fa} 为 10^{-6} 时对应的 T	估计的 T 对应的 P_{fa}
CA	8.0649×10^{-11}	21.9419660	$1.00000556 \times 10^{-6}$
OS	8.0019×10^{-11}	32.8855483	$9.99996746 \times 10^{-7}$
CLMD	7.2408×10^{-11}	3.69101087	$9.99988245 \times 10^{-7}$
COS	1.0257×10^{-9}	23.8163667	$9.99993756 \times 10^{-7}$
OS+Max	1.0257×10^{-9}	22.5961279	$1.00002272 \times 10^{-6}$
OS+Min	9.1742×10^{-10}	47.6126241	$1.00000489 \times 10^{-6}$

表 2 相同估计精度下, 改进的 RBF 方法和传统的搜索方法估计标度因子所需时间

检测器	传统的搜索方法所需时间 (s)	改进的 RBF 方法	
		训练时间 (s)	测试时间 (s)
CA	17.94	0.83	0.10
OS	52.95	0.94	0.11
CMLD	106.67	0.66	0.17
COS	87.755	1.1	0.16
OS+Max	1255.93	3.4	0.11
OS+Min	1256.36	1.87	0.11

4 结论

针对在雷达性能分析中, 容易得到 P_{fa} 关于 T 的解析表达式, 但较难获得 T 关于 P_{fa} 的解析表达式. 本文利用径向基函数 (RBF) 神经网络具有良好的逼近任意非线性映射的特点, 同时, 考虑到该方法用于雷达性能分析中, 由于输入样本间的 Hamming 距离较小, 不利于网络输入样本与输出样本间关系的准确逼近, 为此, 提出了一种改进的 RBF 神经网络方法, 以实现在不同虚警概率下对应的标度因子的快速、准确估计. 数值分析结果表明, 本文提出方法具有较高的估计精度, 为计算雷达检测性能提供了一条实用、有效的途径.

参 考 文 献

- [1] Srinivasan R. Fast simulation of smallest-of and geometric-mean CFAR detectors. *IEE Proc.-F*, 2001, 148(3): 186-191.
- [2] Schilling R J, Carroll J J, Al-Ajlouni A F. Approximation of nonlinear systems with radial basis function neural networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2001, 12(1): 1-15.
- [3] Leshno M, Lin V Y, Pinkus A, Schocken S. Multilayer feedforward networks with a nonpolynomial activation function can approximate any function. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1993, 6(1): 861-867.
- [4] Moody J, Darken C. Fast learning in networks of locally-tuned processing units. *Neural Computation*, 1989, 2(1): 281-294.
- [5] Orr M J L. Regularization in the radial basis function centers. *Neural Computation*, 1995, 7(3): 606-620.
- [6] Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1991, 2(2): 302-309.
- [7] Chen S, Grant P M, Cowan C F N. Orthogonal least squares learning algorithm for training multioutput radial basis function networks. *IEE Proc.-F*, 1992, 139(6): 378-384.
- [8] 杨军. 基于雷达组网的分布式 CFAR 处理方法研究. [博士论文], 西安: 空军工程大学, 2003.
- [9] Finn H M, Jonhson R S. Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter-level estimates. *RCA Review*, 1968, 29(2): 414-464.
- [10] Rohling H. Radar CFAR threshold in clutter and multiple target situations. *IEEE Trans. on AES*, 1983, 19 (1): 608-621.
- [11] Richard J T, Dilard G M. Adaptive detection algorithms for multi-targets situations. *IEEE Trans. on AES*, 1986, 22(4), 443-454.
- [12] Amirmehrabi H, Viswanathan V. A new distributed constant false alarm rate detector. *IEEE Trans. on AES*, 1997, 33(1): 85-97.

杨 军: 男, 1973 年生, 博士, 主要研究领域为雷达智能信号处理、雷达检测与估计等.

马晓岩: 男, 1962 年生, 教授, 主要从事雷达系统、现代信号处理与智能信息处理及其应用的研究.

万山虎: 男, 1954 年生, 教授、博士生导师, 主要从事雷达系统、雷达检测与估计和自适应信号处理方法及其应用的研究.

秦江敏: 女, 1961 年生, 副教授, 主要研究领域为雷达智能信号处理等.