

目标识别决策层融合神经网络算法研究¹

黎 湘 付耀文 庄钊文 郭桂蓉

(国防科技大学 ATR 国防科技重点实验室 长沙 410073)

摘 要 该文针对毫米波 / 红外传感器融合目标识别问题, 提出一种新的用于决策层目标识别的神经网络融合算法. 该网络结构新颖, 网络训练时修改的是门限而不是连接权值. 融合后的识别率可比毫米波和红外子源提高 9.7% 到 11.3%, 因此, 该算法是有效可行的.

关键词 神经网络, 决策层融合, 目标识别

中图分类号 TN-052, TP391.4

1 引 言

决策层融合目标识别就是将各子源信息先在本地分别进行预处理、特征提取、分类识别, 建立对所观测目标的初步分类结论, 然后融合中心对各子源处理的结果进行整合得到最后的判决结果. 由于决策层融合在信息处理方面具有很高的灵活性, 系统对数据传输带宽要求不高, 能有效地反映环境和目标各个侧面的不同类型信息, 而且可以处理异步信息, 因此目前信息融合所取得的成果大多是在决策层上的, 并构成了信息融合研究的一个热点^[1,2]. 决策层融合所采用的方法主要有表决法、贝叶斯推理、D-S 证据理论、模糊集理论、专家系统等^[3]. 本文针对毫米波 / 红外传感器融合目标识别问题, 提出一种新的神经网络算法用于决策层的目标识别.

2 网络结构

J. Pawlark 1994 年在 SPIE 上曾针对二元检测问题, 提出一种神经网络结构用于决策层融合^[4]. 该神经网络具有收敛速度快, 计算量小的特点. 网络的第一层列出所有子传感器判决的可能组合, 第二、三层完成融合判决功能. 训练时采用最小误差概率准则得到最佳的网络门限而不是网络连接权值. 以两个传感器为例, 网络结构如图 1 示. U_i 为第 i 个子源判

决:
$$\begin{cases} U_i = 1, & \text{有目标;} \\ U_i = 0, & \text{无目标} \end{cases} . F_i \text{ 为第一层输出: } F = \{0, 1\} . T_i \text{ 为门限: } s(x) = \frac{1}{1+e^{-cx}} .$$

Y 为融合判决结果:
$$Y = \begin{cases} 1, & y > 0.5; \\ 0, & y < 0.5 \end{cases} .$$

判断待识别目标是否为某类目标即相当于一个二元检测问题, 因此可以将上述结构进行改造, 使之适用于我们所研究的毫米波 / 红外复合目标识别这一问题. 以三类目标识别为例, 每类目标有一个平行的类似结构, 图 2 只画出了判断待识别目标是否为 A 类目标这部分的结构. 判断待识别目标是否为 B 、 C 类部分的结构与此类似.

A_1 , B_1 , C_1 为毫米波子源判决结果: 若待识别目标被判为 A 类, 则 $A_1 = 1$, 否则 $A_1 = 0$; 若待识别目标被判为 B 类, 则 $B_1 = 1$, 否则 $B_1 = 0$; 若待识别目标被判为 C 类, 则 $C_1 = 1$, 否则 $C_1 = 0$. 同样 A_2 , B_2 , C_2 为红外子源判决结果.

¹ 1999-03-08 收到, 1999-10-02 定稿

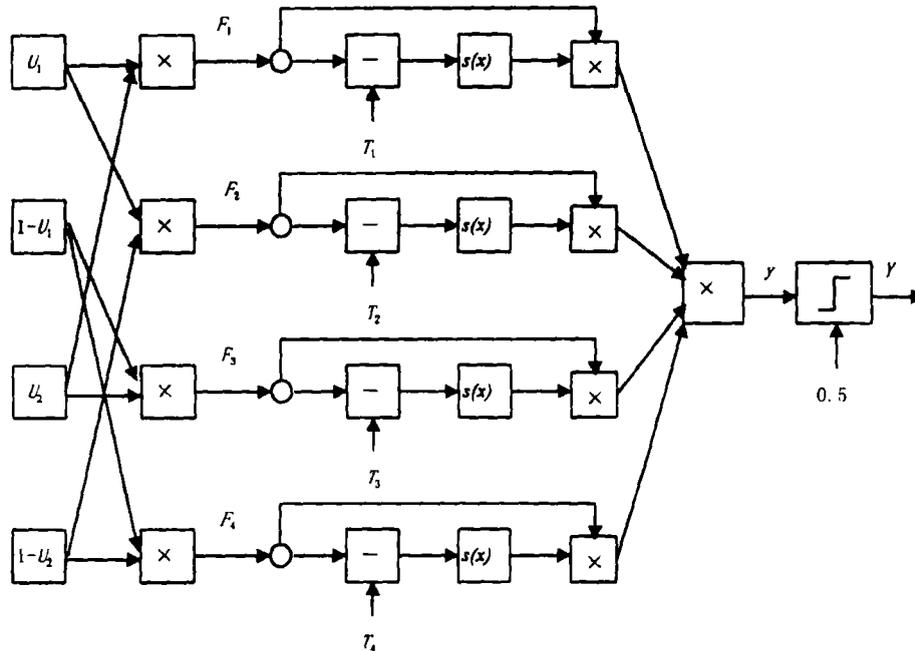


图 1 用于二元检测的神经网络结构图

图 2 中 F_{Ai} 为判目标是否属于 A 类这部分的第一层输出, $\text{Bel}(\bullet)$ 为子源判待识别目标为 \bullet 类的置信度. T_{Ai} 为网络门限: $s(x) = 1/(1 + e^{-cx})$, c 为某一常数. A 为复合判决结果: $A = \begin{cases} 1, & a > 0.5; \\ 0, & a < 0.5 \end{cases}$.

由图 2 可以看出每类目标对应部分的第一层列出所有与该类有关的子源判决组合. 对每一种组合有一个相对独立的门限, 通过调整门限可以削弱子源相关性的影响. 图 1 所示的网络中与门限比较的是常数 1, 这样网络训练结束门限固定以后, 每种判决组合, 最后输出或者固定为 1 或者固定为 0, 而不会根据各子源判决置信度的相对大小改变输出, 这是此网络的一个先天缺陷. 因此我们在图 2 所示的网络中与门限比较时不再是用常数 1, 而是引入了子源判决置信度的影响. 以图 2 中 $A_1 = 1, B_2 = 1$ 这种组合为类, 与门限比较的是 $\text{Bel}(A_1)/\text{Bel}(B_2)$. 网络经过训练得到与子源判决置信度相对大小有关的最佳门限 T_{A2} . 识别时, 当输入是 $A_1 = 1, B_2 = 1$ 这种组合情况: 若 $\text{Bel}(A_1)/\text{Bel}(B_2) > T_{A2}$, 则 $A = 1$, 否则 $A = 0$, 这样更有实际意义. 注意到在每次训练或识别过程中, 每一部分的第一层输出 F_{ij} 只有一个不为 0, 这意味着在每次训练中每一部分只有一个门限被调整. 这使得网络训练时收敛迅速, 识别时计算量少. 网络训练好以后用于识别时, 我们判待识别目标属于 A , B , C 三者中为 1 的那一类. 若同时有两个以上为 1, 则拒判.

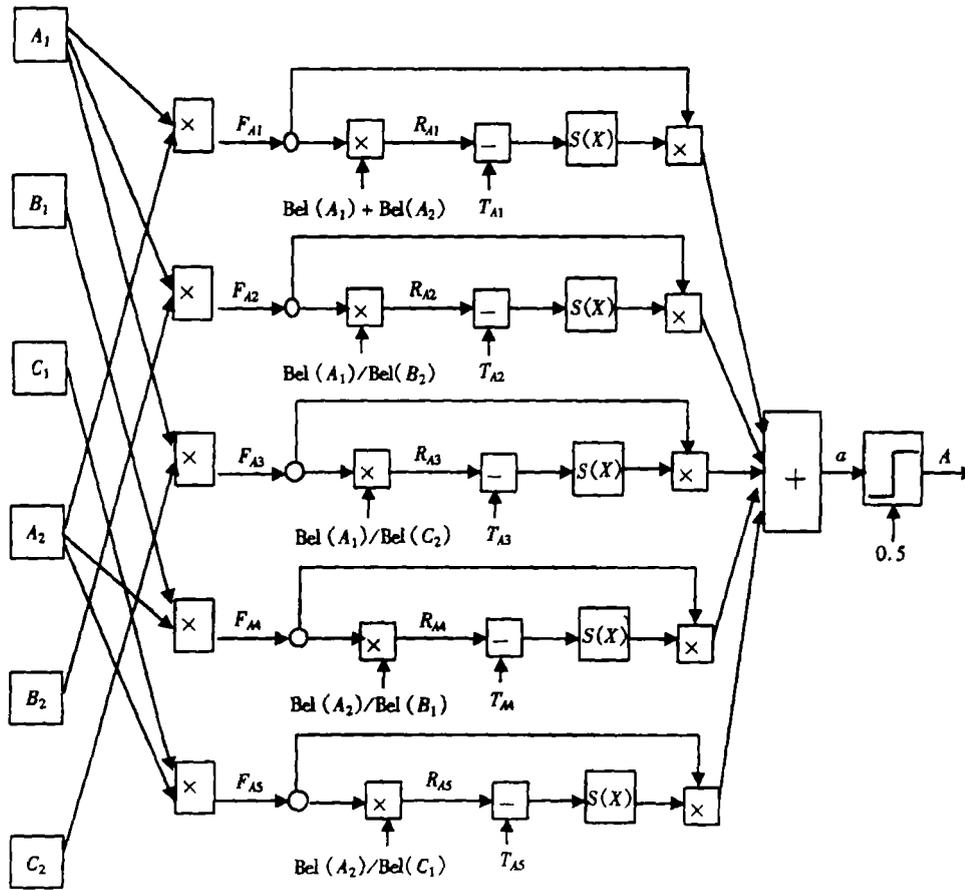


图 2 用于决策层融合目标识别的网络结构

3 网络训练规则

采用 LMS 算法训练网络门限。以图 2 所示的网络部分为例，定义第 n 次训练的误差 e_n 为理想输出 A_d^n 与实际输出 A^n 的差值：

$$e_n = A^n - A_d^n. \tag{1}$$

均方误差可由 (2) 式得

$$E[e_n^2] = E[(A^n - A_d^n)^2]. \tag{2}$$

门限矢量 T_A 的修改公式为

$$T_A^{n+1} = T_A^n - \alpha \left. \frac{\partial E[e_n^2]}{\partial T_A} \right|_{T_A=T_A^n}, \quad \alpha \text{ 为训练速率, 通常 } 0 < \alpha < 1. \tag{3}$$

为便于实现，用单次训练的误差平方 $(A^n - A_d^n)^2$ 作为 $E[e_n^2]$ 的估计，则

$$T_A^{n+1} = T_A^n - \alpha (A^n - A_d^n) \left. \frac{\partial (A^n - A_d^n)}{\partial T_A} \right|_{T_A=T_A^n} = T_A^n - \alpha (A^n - A_d^n) \left. \frac{\partial A^n}{\partial T_A} \right|_{T_A=T_A^n}. \tag{4}$$

如果 (4) 式中的 A^n 用 $a^n = \sum_j F_{Aj}^n \cdot s(R_{Aj}^n - T_{Aj})$ 来近似, 由于每一次训练只有一个 F_{Aj} 不为 0, 不妨设 $F_{Ak}^n = 1$, 则 $a^n = s(R_{Ak}^n - T_{Ak})$, 且在第 n 次训练中, 门限矢量 T_A 只有第 k 个分量修改:

$$T_{Ak}^{n+1} = T_{Ak}^n - \alpha(A^n - A_d^n) \left. \frac{\partial s(R_{Ak}^n - T_{Ak})}{\partial T_{Ak}} \right|_{T_{Ak}=T_{Ak}^n} = T_{Ak}^n + \alpha(A^n - A_d^n) \frac{ce^{-c(R_{Ak}^n - T_{Ak}^n)}}{[1 + e^{-c(R_{Ak}^n - T_{Ak}^n)}]^2} \quad (5)$$

同理可得 B , C 部分的门限修改式:

$$T_{Bk}^{n+1} = T_{Bk}^n + \alpha(B^n - B_d^n) \frac{ce^{-c(R_{Bk}^n - T_{Bk}^n)}}{[1 + e^{-c(R_{Bk}^n - T_{Bk}^n)}]^2}, \quad (6)$$

$$T_{Ck}^{n+1} = T_{Ck}^n + \alpha(C^n - C_d^n) \frac{ce^{-c(R_{Ck}^n - T_{Ck}^n)}}{[1 + e^{-c(R_{Ck}^n - T_{Ck}^n)}]^2}. \quad (7)$$

4 实验结果

在毫米波和红外子源部分我们采用欧氏距离分类器得到各子源的判决结果, 并根据待识别样本与聚类中心的距离大小分配置信度。然后将各子源的判决结果作为本网络的输入进行复合目标识别。对横滚 0° , 俯仰 0° , 方位角 $0^\circ \sim 29^\circ$ 范围内的三类飞机目标共 90 个样本。将其中一半样本用于训练, 网络收敛后对所有样本进行分类识别。融合识别及各子源的识别结果如表 1 示:

表 1 神经网络融合识别与单源目标识别结果

识别类型	识别率		
	F 飞机	H 飞机	W 飞机
毫米波子源	0.77	0.67	0.77
红外子源	0.63	0.93	0.60
神经网络	0.83	0.87	0.80

由表 1 可以得出融合平均识别率分别比毫米波和红外子源的平均识别率提高 9.7% 和 11.3%, 说明该网络在决策层能有效融合子源判决结果。但是当传感器和待识别目标数目增多时, 该网络的结构比较复杂, 有待进一步研究改进。在训练过程中为防止个别偏离样本引起的门限溢出, 对门限 T_{ij} 的修正加以限制, 使 $|T_{ij}| < 10$ 。这样网络对偏离样本不敏感, 使门限收敛更加容易。

参 考 文 献

- [1] 杨静宇, 邱永革, 等. 战场数据融合技术. 北京: 兵器工业出版社, 1994, 1-11.
- [2] 郁文贤, 雍少为, 郭桂蓉. 信息融合述评. 长沙: 国防科学技术大学学报, 1994, 16(3): 1-11.
- [3] 孙红岩, 毛士艺. 多传感器目标识别的数据融合. 电子学报, 1995, 23(10): 188-193.
- [4] Pawlak J. A new neural network architecture for the fusion of independent or dependent sensor decisions. SPIE, 1994, 2232: 6-16.

RESEARCH ON THE NEURAL NETWORK ALGORITHM FOR
THE DECISION FUSION OF TARGET RECOGNITION

Li Xiang Fu Yaowen Zhuang Zhaowen Guo Guirong

(*ATR Lab of National University of Defence Technology, Changsha 410073*)

Abstract In the light of the target recognition based on MMW/IR fusion, a new neural network algorithm for the decision fusion is presented in this paper. The architecture of this network is novel. It is the thresholds, not the conjunction weights, that are modified, when the network is being trained. The mean correct recognition rate after fusion is higher than that of MMW and IR subsources by 9.7% and 11.3% respectively, which indicates this algorithm is effective and feasible.

Key words Neural network, Decision fusion, Target recognition

黎 湘: 男, 1967 年生, 讲师, 目前主要从事目标识别、神经网络、信息融合等方面的研究.
付耀文: 男, 1976 年生, 博士生, 感兴趣的领域包括: 目标识别、信息融合、神经网络等.
庄钊文: 男, 1958 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为信号处理、目标识别、模糊技术等.
郭桂蓉: 男, 1937 年生, 教授, 工程院院士, 研究方向为信号处理、目标识别、模糊技术等.