

基于时域模糊决策融合的雷达工作模式识别方法

董晓璇, 程嗣怡, 周一鹏, 王玉冰

(空军工程大学航空工程学院, 西安, 710038)

摘要 在雷达工作模式识别中, 侦察设备对雷达信号参数的测量误差严重影响了识别效果, 针对这一问题文中提出时域模糊决策融合(TFDF)的雷达工作模式识别方法。首先分析了雷达脉冲组特征, 在脉冲组层次提取雷达信号的脉冲组描述字(PGDW); 然后基于联合隶属度函数改进传统的神经网络硬判决方式, 实现雷达信号识别的模糊决策; 最后运用 DS 证据理论将多个时刻的模糊决策融合, 从而完成雷达工作模式的最终识别。基于时域模糊决策融合的识别方法可以有效改善参数测量误差对工作模式识别效果的影响。仿真结果以及对比实验表明, 文中所提算法具有更好的抗噪性能, 在雷达信号参数测量误差为 15% 时仍具有 90% 以上的识别率。

关键词 雷达; 神经网络; 模糊决策; 融合识别; 时域

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2018.06.010

中图分类号 TN97 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2018)06-0059-07

A Recognition Method of Radar Operation Modes Based on Time-Domain Fuzzy Decision Fusion

DONG Xiaoxuan, CHENG Siyi, ZHOU Yipeng, WANG Yubing

(Aeronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aimed at the problems that in radar operation modes recognition, the errors measured of radar signal parameters of reconnaissance equipment seriously affect recognition effect, a time-domain fuzzy decision fusion (TFDF) recognition algorithm is proposed. Firstly, the characteristics of radar pulse group are analyzed and radar signal pulse group description (PGDW) words at the level of pulse group are extracted. Then, the traditional hard decision of neural network is improved based on the combined membership function, realizing fuzzy decision of radar signal. Finally, the DS evidence theory is used to fuse the fuzzy decision results of multiple moments in time domain, so as to complete the radar operation modes final recognition. The influence of recognition effect because of parameters measure error in radar operation modes recognition is improved based on the method time-domain fuzzy decision fusion. The simulation results and contrast experiment show that the method is good at anti-noise performance, 90 percent of the recognition accuracy remains when the parameter errors of measurement are 15%.

Key words: radar; neural network; fuzzy decision; fusion recognition; time-domain

收稿日期: 2017-12-13

基金项目: 航空科学基金(20152096019)

作者简介: 董晓璇(1993-), 男, 山东潍坊人, 硕士生, 主要从事电子对抗理论与技术研究。E-mail:1061502428@qq.com

引用格式: 董晓璇, 程嗣怡, 周一鹏, 等. 基于时域模糊决策融合的雷达工作模式识别方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2018, 19(6): 59-65. DONG Xiaoxuan, CHENG Siyi, ZHOU Yipeng, et al. A Recognition Method of Radar Operation Modes Based on Time-Domain Fuzzy Decision Fusion[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2018, 19(6): 59-65.

实现对雷达的工作模式正确识别是进行威胁等级判断的重要依据,更决定着下一步的智能化干扰决策,对于空战中提高我方载机的生存率具有重要意义^[1-2]。但是随着多功能雷达的发展,雷达工作模式日趋复杂,传统的基于脉冲序列参数的方法^[3-6]已经难以胜任,而机器学习的方法凭借其优秀的性能越来越多地应用到模式识别领域。在已有的研究中,文献[7]通过矢量神经网络运用区间参数实现对雷达工作模式的识别,文献[8]和文献[9]分别应用模糊神经网络以及半监督学习完成识别,文献[10]以雷达信号的熵作为特征,利用 SVM 进行分类识别。这些方法都是选取单时刻特征对雷达工作模式进行识别,但是对于复杂电磁战场中参数测量误差较大的信号,凭借单个时刻的特征进行识别很难适应,容错性以及识别率都有所下降。

针对以上问题,本文提出基于时域模糊决策融合(Time-Domain Fuzzy Decision Fusion, TDFD)的雷达工作模式识别方法,利用多个时刻的模糊决策进行融合识别,从而提高工作模式识别率。该方法首先在雷达脉冲组层次上提取特征,然后对单个时刻的雷达信号经神经网络识别后进行模糊决策,最后利用 D-S 证据合成规则在时域上将多个时刻的决策结果融合。

1 雷达脉冲组建模

传统工作模式识别是基于简单的脉冲描述字(PDW)参数,目前雷达各模式之间的 PDW 区分度不高,在噪声引起的参数测量误差较大时,相同的 PDW 可能出现在不同的模式中,因此单从 PDW 中很难对工作模式进行有效区分,亟需提取雷达信号新的特征^[11]。

雷达某一工作模式下的脉冲序列是由多个相参处理间隔(CPI)组成,同一 CPI 内各参数保持稳定,为减少信息冗余同时提取新特征,本文从 CPI 内脉冲组的层次进行建模,以脉冲组信息为基础进行工作模式的分类识别。将雷达脉冲组描述字建模为 $PGDW = \{PW, PRI, PGI, PN\}$,其中 PW 和 PRI 分别表示 1 个脉冲组内稳定的脉冲宽度和脉冲间隔, PGI 表示脉冲组间隔, PN 表示脉冲组中脉冲的个数。将某一工作模式下的 K 个脉冲组的特征表示成矩阵形式:

$$P_{\text{mode}} = [PGDW_1^T, PGDW_2^T, \dots, PGDW_K^T] = \begin{bmatrix} PW_1 & PW_2 & \dots & PW_K \\ PRI_1 & PRI_2 & \dots & PRI_K \\ PGI_1 & PGI_2 & \dots & PGI_K \\ PN_1 & PN_2 & \dots & PN_K \end{bmatrix} \quad (1)$$

对于侦收到的脉冲序列,根据各参数的变化节点

对其进行脉冲组划分,将 2 个节点之间所有参数都保持稳定的脉冲作为一组。图 1 为两参数(脉宽 PW 、脉冲重复间隔 PRI)的脉冲组划分,图中将脉冲序列划分成了 6 个脉冲组,每个组内各参数保持稳定^[12]。

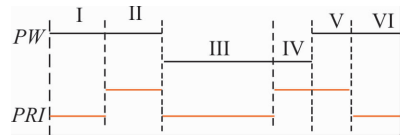


图 1 脉冲组划分

Fig. 1 Pulse group division

2 时域模糊决策融合方法

2.1 基于神经网络的模糊决策

由于参数测量的误差会使不同工作模式下的雷达信号参数出现交叠,导致难以决策。本文提出了针对神经网络输出结果模糊决策的方法,实现了工作模式的软判决,而且对后续的融合识别较为方便。

2.1.1 神经网络识别

假设雷达具有 N 类工作模式,记为 $M = (M_1, M_2, \dots, M_N)$,当利用神经网络对其进行分类时,观测样本 X 是由 n 个特征参数联合构成的 n 维特征向量 (x_1, x_2, \dots, x_n) ,将 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 输入神经网络后进行识别。本文采用单隐层 BP 神经网络,各层神经元之间采用全连接的方式,神经元激活函数为 sigmoid 型函数,隐含层神经元个数设置为输入层的 2 倍,网络结构见图 2。

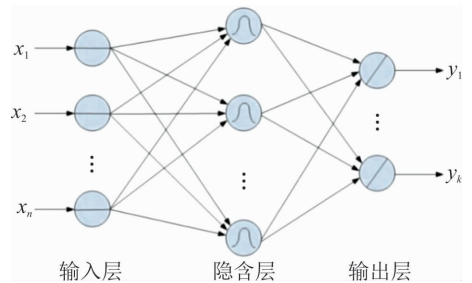


图 2 神经网络结构

Fig. 2 Neural network structure

经过神经网络识别后得到输出向量 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_k)$,通过输出向量 Y 可以判决样本属于 N 类模式的其中一类。对输出向量进行决策时,常采用最小欧氏距离法,即将目标识别为距离输出向量最近的模式。

假设将工作模式 M_i 标记为 $M_i = (m_{i1}, m_{i2}, \dots, m_{ik})$,则:

$$X \in M_i^*$$

$$\text{s. t. } M_i^* = \arg \min_{M_i} \| M_i - Y \|, i=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

这种决策方法是一种硬判决方式,将目标确定性地识别为某一类工作模式。但是在侦收到的雷达

信号中,测量误差使不同模式之间的参数产生严重交叠,这种决策方法忽略了目标与其他模式的隶属信息,可能会产生错误的判决。因此利用目标与各模式之间的近似程度进行软判决是非常有必要的。

2.1.2 模糊决策

针对神经网络输出的判决方式,本文提出一种利用隶属度函数对神经网络输出进行模糊决策的方法。在神经网络输出层后增加隶属度函数层对神经网络输出向量 \mathbf{Y} 进行软判决,得到样本 \mathbf{X} 对于模式 M_i 的隶属度 $\mu_{M_i}(\mathbf{X}) (i=1,2,\dots,N)$, $\mu_{M_i}(\mathbf{X})$ 是对待识别样本 \mathbf{X} 与模式 M_i 近似程度的量化。

隶属度函数有多种类型,如高斯型和柯西型隶属度函数,本文采用高斯型隶属度函数,对于参数 x_i 的隶属度表示为:

$$\mu_X(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - X)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式(3)是对单个参数计算隶属度,由于神经网络的输出 \mathbf{Y} 是多维参数的,需要对各参数隶属度进行综合。对于多维参数隶属度,文献[13]中采用为每个参数隶属度赋权重的方式,然后采用线性求和求得综合的隶属度,即 $\mu = \sum_j w_j u_j$ 。但是这种方法没有反映各参数对总体隶属度的联合影响,当某一个参数隶属度过高时会削弱其他参数的影响,而使综合隶属度过高。所以本文在高斯隶属度函数的基础上进行改进,引入多维参数联合高斯隶属度函数,表示为:

$$\mu_{M_i}(\mathbf{X}) = \exp\left(-\sum_{j=1}^k \frac{(y_j - m_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \quad (4)$$

式中: m_{ij} 是模式 M_j 标记向量的第 j 个参数; y_j 是神经网络输出向量 \mathbf{Y} 的第 j 个参数; σ_{ij} 是 m_{ij} 的偏差,即 $\mu_{M_i}(\mathbf{X})$ 在参数 m_{ij} 上的展度。该隶属度由多维参数联合作用产生,反映了样本与模式的相似程度,是样本与模式之间距离的非线性映射。只有当所有参数都表现出较高的隶属度时,才获得较高的联合隶属度。隶属度函数层结构见图 3。

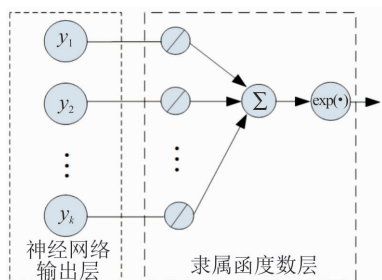


图 3 模糊决策结构

Fig. 3 Fuzzy decision structure

2.2 D-S 证据理论决策融合

模糊决策实现了对雷达工作模式的软判决,由于参数测量误差的影响,基于单个时刻特征识别结果可信度并不高。为进一步提高识别率,将对多个

时刻模糊决策结果融合识别。D-S 证据理论作为一种不确定性推理方法在信息融合^[14-16]中广泛应用,文献[17~19]将 D-S 证据理论应用于辐射源识别领域,在此基础上本文利用 D-S 证据理论实现对多个时刻的决策结果的融合。

2.2.1 识别框架和基本信任分配函数

假设用 Θ 表示某一判决问题所有答案的完备集,并且该集合中的所有元素互不相容,则称该互不相容事件的完备集 Θ 为识别框架。若用 θ_j 表示识别框架中的一个元素,则具有 N 个元素的识别框架表示为^[20]:

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_j, \dots, \theta_N\} \quad (5)$$

在雷达工作模式识别中,识别框架就是雷达各个模式的集合:

$$\Theta = \{M_1, M_2, \dots, M_N\} \quad (6)$$

对于识别框架 Θ ,其基本信任分配函数 m 定义为从集合 2^Θ 到 $[0,1]$ 的映射,并且对于 $\forall A \in 2^\Theta$ 满足:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \in \Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (7)$$

集合 2^Θ 是识别框架 Θ 所有子集的集合,称为 Θ 的幂集,式中 A 则是集合 2^Θ 中的任意一个元素,即 Θ 的任意一个子集。信任分配函数也称为 mass 函数,体现了对 A 本身的信度大小,若 A 是某一工作模式,则 $m(A)$ 表示对该工作模式的精确信任程度。

2.2.2 多时刻模糊决策融合

当雷达处于某一工作模式下,如单目标跟踪 (Single Target Tracking, STT) 模式下,为提高探测增益通常发射多组脉冲,每组为一个相参处理间隔 CPI^[21]。本文以 CPI 特征变化为依据将雷达脉冲序列划分为多个脉冲组,对每个时刻脉冲组特征完成模糊决策后再进行融合识别。

假设在同一工作模式下的样本脉冲序列划分得到 K 个 CPI,特征提取后将这 K 个时刻脉冲组的观测特征 $X_k (k=1,2,\dots,K)$ 作为神经网络的输入。每个时刻都输出一个模糊隶属度函数 $\mu_{M_i}(X_k) (k=1,2,\dots,K)$,表示通过对样本序列第 k 时刻脉冲组特征的识别,该样本隶属于模式 M_i 的程度。考虑到信任分配函数的定义,把隶属度的归一化值定义为模式 M_i 的 mass 函数:

$$m_k(M_i) = \frac{\mu_{M_i}(X_k)}{\sum_{i=1}^N \mu_{M_i}(X_k)} \quad (8)$$

mass 函数的合成反映了多个证据联合作用的结果,假设在识别框架 Θ 下,将 K 个神经网络作为 K 个独立的证据,其相应的信任分配函数表示为 $m_k (k=1,2,\dots,K)$,通过 D-S 证据合成规则对多个 mass 函数进行正交和运算:

$$m(A) = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_K(A) =$$

$$\begin{cases} \frac{\sum_{\cap A_i=A} \prod_{k=1}^K m_k(A_i)}{1-C}, & A \neq \emptyset \\ 0, & A = \emptyset \end{cases} \quad (9)$$

式中:参数 C 反映各个证据之间的冲突程度,表示为:

$$C = \sum_{\cap A_i=\emptyset} \prod_{k=1}^K m_k(A_i) \quad (10)$$

3 雷达工作模式识别流程

本文提出的雷达工作模式识别算法的具体流程如下:

Step 1 特征提取。对雷达信号在脉冲组层次

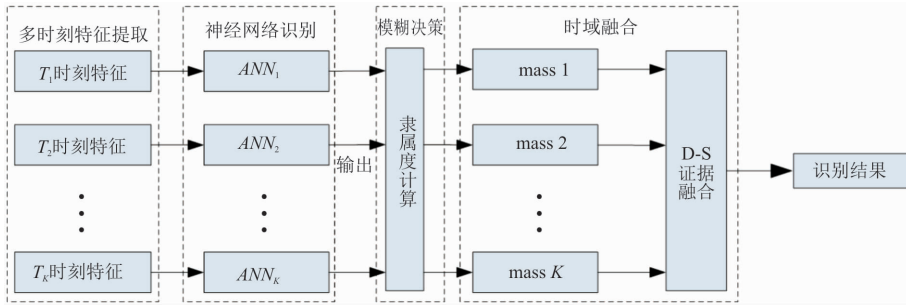


图4 雷达工作模式识别流程

Fig. 4 Process of radar operation modes recognition

4 仿真分析

本文仿真选取机载雷达4种典型的工作模式进行识别,分别是:边扫描边跟踪(TWS)、边扫描边测距(RWS)、速度扫描(VS)、单目标跟踪(STT)。对这4种模式的融合识别效果以及识别率进行仿真分析,数据参考文献[22],4种模式下的脉冲组建模见表1。

表1 雷达脉冲组特征

Tab. 1 Characteristics of radar pulse group

$PW/\mu s$	$PRI/\mu s$	PN	$PGI/\mu s$	工作模式
13.0	57.7	52	59.4	RWS
13.0	84.7	58	86.4	RWS
0.5	123.6	110	125.9	RWS
2.7	11.4	650	46.3	RWS
1.4	3.3	120	3.3	VS
1.8	6.8	50	6.8	VS
1.2	60.7	55	63.1	STT
8.0	72.0	130	72.0	STT
0.4	39.3	150	41.6	TWS
1.8	108.8	49	105.6	TWS
1.2	68.8	67	71.0	TWS

进行特征提取,获得雷达脉冲组描述字 $PGDW = \{PW, PRI, PGI, PN\}$ 。

Step 2 神经网络识别。将每个工作模式的脉冲组特征输入到神经网络中进行训练,然后利用训练完成的神经网络对某一工作模式下 K 个不同时刻的脉冲组特征进行识别。

Step 3 模糊决策。对 K 个时刻的神经网络识别结果进行隶属度计算,得到模糊决策结果。

Step 4 决策融合。对隶属度归一化处理获得 mass 函数,表示 K 个时刻证据对各工作模式的支持程度,利用 D-S 证据合成规则将 K 个证据下的 mass 函数融合,得到最终识别结果。

识别流程见图4。

由于篇幅限制,表1中只呈现了部分数据作为示例,表中 PW 为脉冲组内的脉冲宽度, PRI 为脉冲重复间隔, PN 表示一个脉冲组内的脉冲个数, PGI 表示脉冲组之间的间隔。

4.1 融合识别效果仿真

对这4种模式的标记情况具体见表2。

表2 工作模式标记情况

Tab. 2 Operation modes tags

工作模式	RWS	TWS	VS	STT
标记	0 0	0 1	1 0	1 1

针对这4种模式的标记情况,取隶属度函数展度为 $\sigma=0.4$,通过仿真获得联合隶属度函数见图5。图5中坐标 x, y 分别代表神经网络输出的两维向量,4个尖峰分别表示对于4种模式的多参数的联合隶属度,当神经网络输出结果与某一模式标记值越近时,则对该模式隶属度越高,反映了隶属度是样本与模式之间距离的非线性映射。

在 RWS 模式下选取3个时刻的脉冲组数据进行识别准确度检验,首先将样本放置于无噪声的环境中进行测试,3个时刻的隶属度以及融合隶属度见表3。

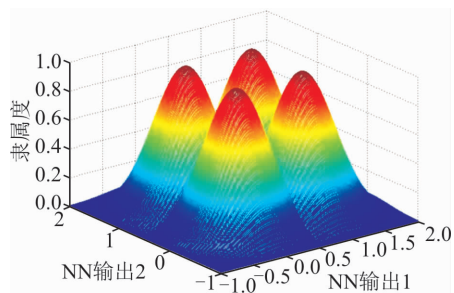


图 5 联合隶属度函数

Fig. 5 Combined membership function

表 3 无噪声隶属度

Tab. 3 Membership without noise

隶属度	T_1	T_2	T_3	融合
μ_{RWS}	0.900 0	0.860	0.790	0.999 0
μ_{TWS}	0.048 0	0.096	0.034	0.000 5
μ_{VS}	0.048 0	0.038	0.168	0.000 5
μ_{STT}	0.002 5	0.004	0.007	0.000 0

从表 3 中可以看出:3 组验证样本的识别结果都显示出对 RWS 模式据有较高的隶属度,3 组样本不需要对决策结果融合即可单独完成工作模式的识别,而将 3 组决策结果融合后可以得到更好的识别结果。为验证融合算法对于有噪声数据仍具有有效的识别,假设噪声对 3 组数据引起的测量误差为已知参数的 15%,仿真验证结果见表 4。

表 4 有噪声隶属度

Tab. 4 Membership with noise

隶属度	T_1	T_2	T_3	融合
μ_{RWS}	0.890	0.111	0.103	0.960 0
μ_{TWS}	0.039	0.005	0.850	0.015 5
μ_{VS}	0.067	0.850	0.005	0.024 0
μ_{STT}	0.003	0.037	0.038	0.000 4

从仿真结果中可以看出,在噪声环境下,第 2 组和第 3 组数据得出了错误的识别结果,若只采用单组数据进行识别,显然识别准确率很低。然而对 3 组数据隶属度融合后,对 RWS 模式的识别信度达到了 0.96,这是由于 3 个时刻的证据都对模式 RWS 表示出了一定的支持,虽然单个证据下的置信度并不高,但是融合结果表现出较高的置信度,而证据对其他模式的支持产生冲突,所以融合后会产生置信度的抑制。本文提出的识别算法具有很好的噪声适应能力,提高了识别的准确度。

4.2 识别率对比仿真

4.2.1 不同算法的识别率对比

为验证本文提出的融合算法在噪声环境中的识别效果,在上述仿真条件下,选取不同的噪声环境进行仿真。针对以上提取的脉冲组特征参数(PW,

PRI,PN,PGI),噪声引起的参数测量误差标准差依次从特征参数的 5% 增加到 30%。分别运用 BPNN、RBFNN 以及文献[17]中的 LS-SVM 算法与本文提出的时域模糊决策融合(TFDF)算法作对比,计算不同噪声环境中的识别率,仿真结果如图 6 所示。

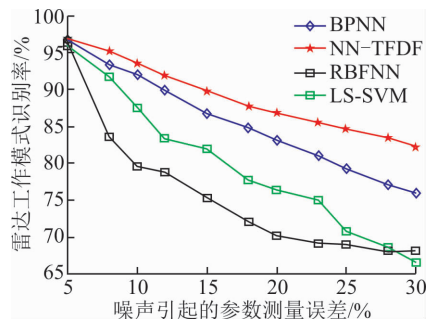


图 6 TFDF 算法与其他识别算法对比

Fig. 6 Comparison of TFDF and other recognition algorithms

从图 6 可知,相比于其他 3 种算法,本文提出的算法在噪声环境中识别效果改善显著。在噪声引起的参数测量误差标准差为 15% 时仍然具有 90% 以上的识别率。由于这些识别算法具有一定的抗噪声能力,所以在参数误差较低时融合算法的识别率改善不显著,随着参数误差增加该算法的优势更加突出,因此在低信噪比的环境下运用该融合算法识别率会取得更显著改善。

4.2.2 不同 σ 值对识别率的影响

隶属度函数展度值 σ 是影响隶属度的关键参数。本文通过仿真分析了 σ 的取值对算法识别性能的影响。仿真中分别取隶属度函数的 $\sigma=0.3,0.4,0.5,0.6,0.7$ 。图 7 显示了不同 σ 下的识别率仿真结果。

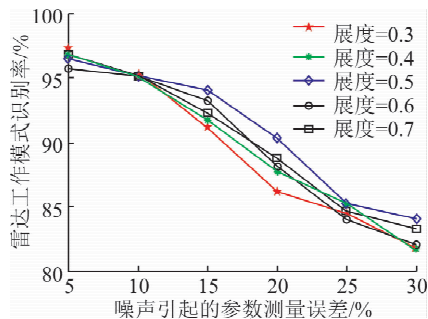


图 7 不同展度下识别率对比

Fig. 7 Comparison of difference the spread degree

从图 7 可以看出,当 $\sigma=0.5$ 时算法识别率比其他取值都要高,展度过高或过低都会使识别率下降。 σ 过高时各模式之间的隶属度差异变小,无法有效区分; σ 过小时隶属度对输入值变化过于敏感,容错性较差。因此在实际应用中把 σ 取为 0.5 可获得最

佳的识别效果。

4.2.3 融合点数对识别率的影响

取融合的时点分别为 2、3、4、5 个,进行识别率对比仿真,识别率结果见图 8。

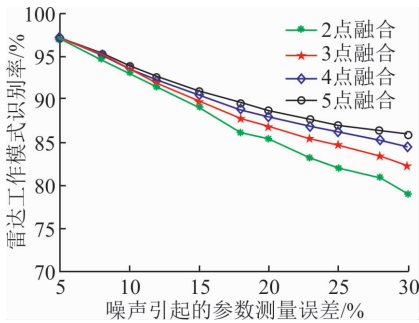


图 8 不同融合个数对比

Fig. 8 Comparison of difference fusion numbers

结果表明:当低噪声时融合点数对识别率影响不显著,这与图 6 的结果一致。随着噪声增加,识别率随融合点数增加而显著提高,但是曲线之间的增加幅度不断缩减。这说明增加融合点数对性能改善有限。因此,在实际应用中要综合考虑计算复杂度和识别率改善效果,选用合适的融合点数。

5 结语

在雷达工作模式识别中,针对参数测量误差导致单个时刻特征识别困难的问题,本文提出了时域模糊决策融合识别新方法,将多时刻神经网络输出结果模糊决策后,应用 D-S 证据理论融合识别,并在不同噪声环境中与多种识别算法进行识别率对比。仿真结果表明,本文提出的融合算法在噪声环境中具有更高的识别率,当噪声增加时改善效果更加显著。同时仿真分析了不同隶属度函数展度 σ 对识别率的影响,结果表明当 $\sigma=0.5$ 时,识别效果最佳,本文还验证了时域融合点数的增加对识别性能的改善程度,提出了在实际应用中需综合考虑算法耗时和识别性能选择合适融合点数。

参考文献(References):

- [1] ARASARATNAM I, HAYKIN S, KIRUBARAJAN T, et al. Tracking the Mode of Operation of Multi-Function Radars [C]// IEEE Conference on Radar. Verona, NY, USA: IEEE, 2006: 6-11.
- [2] ARIK M, AKAN O B. Enabling Cognition on Electronic Countermeasure Systems Against Next-Generation Radar [C]// Military Communications Conference. Tampa, FL, USA: IEEE, 2015: 1103-1108.
- [3] HASSAN H E, CHAN F, CHAN Y T. Queueing A-

nalysis of the Deinterleaving of Radar Pulses in A Dense Emitter Environment [C]// IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Montreal, Canada: IEEE, 2003: 2015-2020.

- [4] 关欣,何友,衣晓. 基于灰关联分析的雷达辐射源识别方法研究[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(11): 2601-2607.
GUAN X, HE Y, YI X. A Novel Radar Emitter Recognition Approach Based on Gray Correlation Analysis [J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(11): 2601-2607. (in Chinese)
- [5] 龚亮亮,罗景青,吴世龙. 一种基于模板脉冲序列的雷达辐射源识别方法[J]. 现代防御技术, 2008, 36(5): 130-134.
GONG L L, LUO J Q, WU S L. A Radar Emitter Identification Method Based on Pulse Match Template Sequence [J]. Modern Defence Technology, 2008, 36(5): 130-134. (in Chinese)
- [6] 刘凯,许焕武,陈茂香. 基于参数样本图的雷达辐射源识别[J]. 电子信息对抗技术, 2015, 30(1): 43-47, 58.
LIU K, XU H W, CHEN M X. Radar Emitter Recognition Based on Radar Parameter Pattern [J]. Electronic Information Warfare Technology, 2015, 30(1): 43-47, 58. (in Chinese)
- [7] SHIEH C S, LIN C T. A Vector Neural Network for Emitter Identification [J]. IEEE Transactions and Antennas and Propagation, 2002, 50(8): 1120-1127.
- [8] LIN C M, CHEN Y M, HSUEH C S. A Self-Organizing Interval Type-2 Fuzzy Neural Network for Radar Emitter Identification [J]. International Journal of Fuzzy System, 2014, 16(1): 20-30.
- [9] O'SHEA T J, WEST N, VONDAL M, et al. Semi-Supervised Radio Signal Identification [C]// International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT2017). Bongpyeong, South Korea: IEEE, 2017: 33-38.
- [10] LIN Y, XU X C, WANG Z C. New Individual Identification Method of Radiation Source Signal Based on Entropy Feature and SVM [J]. Journal of Harbin Institute of Technology (New Series), 2014, 21(1): 99-101.
- [11] MATUSZEWSKI J. The Analysis of Modern Radar Signals Parameters in Electronic Intelligence System [C]// International Conference on Modern Problems of Radio Engineering Telecommunications and Computer Science (TCSET). Lviv, Ukraine: IEEE, 2016: 298-302.
- [12] 刘海军. 雷达辐射源识别关键技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2008.
LIU H J. Researches on Identification Key Technology for Radar Emitter [D]. Changsha: National University

- of Defense Technology, 2008. (in Chinese)
- [13] 李楠, 曲长文, 苏峰, 等. 雷达辐射源模糊识别算法改进[J]. 电子科技大学学报, 2010, 39(2): 182-185.
LI N, QU C W, SU F, et al. Improved Radar Emitter Fuzzy Identification Algorithm[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2010, 39(2): 182-185. (in Chinese)
- [14] 吴俊丽, 彭敏放, 王嘉家, 等. 基于异类信息融合的模拟电路故障诊断方法[J]. 传感器与微系统, 2010, 29(12): 35-37, 40.
WU J L, PENG M F, WANG J J, et al. Fault Diagnosis Method of Analog Circuits Using Dissimilar Information Fusion[J]. Transducer and Micro system Technologies, 2010, 29(12): 35-37, 40. (in Chinese)
- [15] 韩德强, 杨艺, 韩崇昭. D-S证据理论研究进展及相关问题探讨[J]. 控制与决策, 2014, 29(1): 1-11.
HAN D Q, YANG Y, HAN C Z. Advances in D-S Evidence Theory and Related Discussions[J]. Control and Decision, 2014, 29(1): 1-11. (in Chinese)
- [16] 朱大奇, 杨永清, 于盛林. 电子部件故障诊断的 Dempster-Shafer 信息融合算法[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(4): 559-663.
ZHU D Q, YANG Y Q, YU S L. Dempster-Shafer Information Fusion Algorithm of Electronic Equipment Fault Diagnosis[J]. Control Theory & Applications, 2004, 21(4): 559-663. (in Chinese)
- [17] 王星, 王志鹏, 芮鹏程, 等. 应用 D-S 证据理论的雷达工作模式特征层融合识别[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2016, 17(4): 35-40.
WANG X, WANG Z P, GUO P C, et al. A Feature Level Fusion Recognition Algorithm of Radar Operation Mode Based on D-S Evidence Theory[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2016, 17(4): 35-40. (in Chinese)
- [18] 王玉冰, 程嗣怡, 周一鹏, 等. 基于 DS 证据理论的机载火控雷达空空工作模式判定[J]. 现代雷达, 2017, 39(5): 79-84.
WANG Y B, CHENG S Y, ZHOU Y P, et al. Air-to-Air Operation Modes Recognition of Airborne Fire Control Radar Based on DS Evidence Theory[J]. Modern Radar, 2017, 39(5): 79-84. (in Chinese)
- [19] JIANG W, CAO Y, YANG L, et al. A Time-Space Domain Information Fusion Method for Specific Emitter Identification Based on Dempster-Shafer Evidence Theory[J]. Sensors, 2017, 17(9): 1972-1990.
- [20] 杨风暴, 王肖霞. D-S 证据理论的冲突证据合成方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 16.
YANG F B, WANG X X. Combination Method of Conflicting Evidences in D-S Evidence Theory[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010: 16. (in Chinese)
- [21] 贾朝文, 周水楼. 机载雷达工作模式识别[J]. 电子信息对抗技术, 2011, 26(1): 14-16, 76.
JIA Z W, ZHOU S L. Work Mode Identification of Airborne Radar[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2011, 26(1): 14-16, 76. (in Chinese)
- [22] 王玉冰, 程嗣怡, 周一鹏, 等. 参数寻优 LSSVM 算法在机载火控雷达工作模式判定中的应用[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(3): 49-53.
WANG Y B, CHENG S Y, ZHOU Y P, et al. A Parameter Optimized LSSVM Method for Operation Modes Recognition of Airborne Fire Control Radar[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(3): 49-53. (in Chinese)

(编辑: 徐楠楠)