

一种自适应权值的多特征融合分类方法

张文博, 姬红兵, 王磊

(西安电子科技大学电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 由于类别较多或者特征单一等原因, 传统的支持向量机方法对一些复杂问题的分类, 很难获得好的识别效果。首先使用一种树状结构将概率支持向量机推广到多分类问题; 然后提出一种自适应权值的多特征融合方法, 根据概率输出自动调整不同分类器的相关权值, 将所有分类器的结果进行加权得到最终的判决结果。为解决实际应用中常出现的非平衡问题, 提出综合权值方法, 将类别权值与特征权值进行综合。实验结果表明, 融合方法较之传统的支持向量机一对一方法以及概率支持向量机方法能够获得更高的识别率; 对于非平衡问题, 综合权值方法可以得到更加合理的识别结果。

关键词: 模式识别; 特征融合; 概率支持向量机; 自适应权值

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.06.01

Adaptive weighted feature fusion classification method

ZHANG Wen-bo, JI Hong-bing, WANG Lei

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Because the number of classes is large or the feature is simple, the conventional support vector machine (SVM) cannot achieve a good recognition performance for some complex classification problems. Firstly, the SVM method is extended to the multi-class problems by using a tree structure. Then, an adaptive weighted feature fusion method is introduced. The weights of the different classifiers are automatically adjusted according to the probabilistic output and are used to calculate the final result. To solve the unbalance problem in the real applications, a compositive weights method which integrates the classes weights and the character weights is proposed. Simulation experiments show that the proposed method can achieve a higher recognition rate compared with the conventional SVM and probabilistic SVM (PSVM) and the compositive weights method can achieve a more logical result for the unbalance problems.

Keywords: pattern recognition; feature fusion; probabilistic support vector machine; adaptive weight

0 引言

雷达辐射源识别是现代电子情报侦查和电子支援系统的关键技术^[1]。在对雷达辐射源信号进行预处理及特征提取的基础上, 进而准确识别雷达辐射源目标, 可以准确提供目标雷达的相关情报信息, 具有十分重要的实用价值。为了提高雷达辐射源识别系统的识别性能, 必须选取有效的分类识别方法。基于统计学习理论的支持向量机 (support vector machine, SVM) 方法, 是目前机器学习领域的研究热点。自从文献[2]提出以来, 由于其良好的推广能力, 以及在解决小样本分类问题中具有许多独特的优势, 使其在许多领域都获得了良好应用。但 SVM 本质上是一种二分类方法, 而实际中遇到的分类问题大多数属于多分类问题,

所以如何有效地将 SVM 推广到多分类问题已经成为 SVM 方法的研究重点^[3]。目前应用较多的算法主要有一对一、一对多以及有向无环图等算法, 但这些算法在某些重要应用领域, 如军事领域, 由于类别较多或者特征单一等原因, 无法得到令人满意的识别准确率。文献[4]通过引入特征权值对 SVM 的核函数进行学习, 从而将不同特征的重要性加以区分。文献[5]对不同的标签赋予不同的高斯先验概率, 以此提高分类器对复杂问题的识别性能。文献[6-8]利用权重 SVM 方法解决非平衡问题, 取得了较好的实验效果。近年来, 研究者发现利用不同的目标特征, 分类结果上存在彼此互补的现象, 最终通过分类器融合可以提高分类性能^[9]。但是, 以上提到的权值 SVM 融合分类方法在确定权值时, 均采取在先验知识的基础上, 根据主观判断设置权

值大小。这种方法在先验知识不足情况下的应用将受到较大限制。更为关键的是人为主观设定权值大小的方法在更换分类目标后,其合理性将大大降低,进而影响分类性能,这将限制分类器的推广应用。为了更加合理地分类器进行融合,以得到较为准确的识别结果,本文提出一种基于自适应权值的多特征融合方法。该方法首先将传统的概率支持向量机(probabilistic support vector machine, PSVM)推广到多分类问题;然后选取分类目标的不同特征分别进行训练和分类;最后通过自适应权值加权将多个特征所对应的识别结果进行融合得到最终结果。实验证明,本文提出的方法相比传统的一对一方法以及 PSVM 方法具有更高的识别准确率。在此基础上,为解决现实分类问题中常见的非平衡问题,提出综合权值方法,将自适应特征权值与类别权值进行综合,该方法可以得到更加合理的判决结果。

1 概率支持向量机

传统的 SVM 用来解决二分类问题,其判决形式为硬判决。目前较为成熟的 SVM 多分类方法是在二分类的基础上,将多个 SVM 的判别结果以特定形式融合,如一对一方法以及一对多方法,但其判决形式仍为硬判决。在实际应用中,由于硬判决本身的特点导致样本中所包含的大量信息被丢失,而这些被丢失的信息中,有一部份有助于提高最终识别结果的准确性。另外,采用硬判决的方法在分类器融合过程中,不利于对权重进行处理。因此,文献[10]提出了 PSVM 的概念,该方法通过训练一个挤压函数将传统 SVM 的输出映射为后验概率形式。PSVM 与传统 SVM 具有相近的分类性能,算法复杂度相当。假设从未知类目标向量 x 到最优分类超平面的距离为

$$f(x) = \left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) \right) + b \quad (1)$$

通过调整参数 A 和 B 来给出最优的概率输出,表示为

$$P(y = 1 | f) = \frac{1}{1 + \exp(Af + B)} \quad (2)$$

只需满足 $A < 0$, 就可以保证式(2)的单调性,这里假设 PSVM 的输出与正实例($y = 1$)的对数可能性成比例,通过最小化训练数据的负对数似然值,最终得到最优的参数 A 和 B 。

$$\min - \sum_i t_i \ln(p_i) + (1 - t_i) \ln(1 - p_i) \quad (3)$$

式中, $p_i = \frac{1}{1 + \exp(Af_i + B)}$; $t_i = \frac{y_i + 1}{2}$ 。

基于以上训练集 (f_i, y_i) , 可以定义一个用于最小优化问题(3)的新训练集 (f_i, t_i) , 用基本的最优化方法求解,最终可以得到识别结果所对应的后验概率。

但是, PSVM 同标准 SVM 一样, 是针对二分类问题提出的, 而一般实际中所遇到的问题大多数为多分类问题, 因此还需要将 PSVM 推广到多分类问题。文献[11-12]提出的多分类 PSVM 主要解决了 SVM 在非平衡问题中的应

用, 而不是为了得到待识别目标被分类器判决为每一标签所对应的后验概率。本文提出一种基于树形结构的 PSVM 方法, 将 PSVM 推广到多分类问题。为更加清晰地阐述本方法而又不失一般性, 以一个四分类问题为例加以说明, 如图 1 所示。

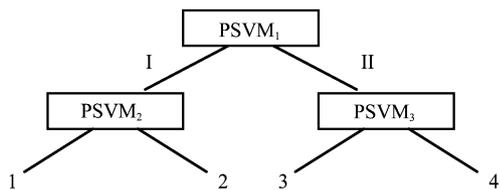


图 1 多分类支持向量机的树状结构

首先将第 1 类与第 2 类看作一个整体 CLASS I, 同样的, 将第 3 类与第 4 类看作 CLASS II。最上层节点的 PSVM₁ 用来将 CLASS I 和 CLASS II 进行分类; PSVM₂ 对第 1 类与第 2 类进行分类; PSVM₃ 对第 3 类与第 4 类进行分类。

当 PSVM₁ 输出为 1 或 -1 时, 类别标签分别为 I 或 II; 当 PSVM₂ 输出为 1 或 -1 时, 类别标签分别为 1 或 2; 当 PSVM₃ 输出为 1 或 -1 时, 类别标签分别为 3 或 4。因为 PSVM₁, PSVM₂ 和 PSVM₃ 之间是相互独立的, 所以可以直接计算出待分类目标对应每一类的概率输出如下:

$$\begin{cases} P(\text{class} = 1 | \text{input}) = P(\text{SVM}_1 = 1 | \text{input})P(\text{SVM}_2 = 1 | \text{input}) \\ P(\text{class} = 2 | \text{input}) = P(\text{SVM}_1 = 1 | \text{input})P(\text{SVM}_2 = -1 | \text{input}) \\ P(\text{class} = 3 | \text{input}) = P(\text{SVM}_1 = -1 | \text{input})P(\text{SVM}_3 = 1 | \text{input}) \\ P(\text{class} = 4 | \text{input}) = P(\text{SVM}_1 = -1 | \text{input})P(\text{SVM}_3 = -1 | \text{input}) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $P(y = -1 | f) = 1 - P(y = 1 | f)$ 。

根据树状结构的性质, 当分类问题从四分类问题推广至 k 分类问题时, 只需采用 $k - 1$ 个 PSVM 即可完成分类。每个 PSVM 尽量均匀地将标签分成两类, 例如, 当输入标签共有 7 类, 最上层 PSVM 可以将其中 4 类作为第一大类, 而将剩下 3 类作为第二大类。之后按照树状结构逐层向下, 直到将 7 类标签全部分开。最终输出结果为测试样本属于每种标签的概率, 因此共有 k 个。该结果继承了 PSVM 输出结果更加全面, 输出结果为软判决等优良特性, 真正意义上将 PSVM 拓展到多分类问题。同时, 由于采用树状结构对 PSVM 进行构造, 使得分类器具有逻辑清晰, 拓展方便等优点, 并且最大化地发挥了每一个二分类 PSVM 的性能。如果需要, 还可以通过以下公式将软判决结果简便地转化为传统 SVM 的硬判决结果, 表示为

$$f(x) = \arg \max_{i=1,2,\dots,k} [P(\text{class} = i | \text{input})] \quad (5)$$

2 基于自适应权值的多特征融合分类方法

近年来,在模式识别领域,由于单一特征往往无法得到令人满意的识别准确率,所以对分类器研究的热点正从单分类器的研究逐渐转到对多特征融合或多分类器集成理论和方法的研究上^[13]。其中D-S证据理论可以将不同分类器的识别结果进行判别融合^[14],该方法在雷达辐射源识别这一领域已得到良好的应用^[15]。但是该方法在得到不同分类器判决结果的基础上,需要解决基本概率赋值问题,增加了分类器融合的复杂性。本文提出一种基于自适应权值的分类融合方法,可以更容易地将多种特征所对应的判决结果进行融合,并具有很好的性能。

首先,根据传统二分类PSVM的性质可以知道,概率输出是指测试样本分别属于两种标签的概率,当其中一类所对应的概率越大,则最终判决越准确^[10]。例如,针对两个测试样本,PSVM的概率输出如表1所示,1号样本的判决结果比2号样本的更加准确,也可以表述为对于一个测试样本,其被分类到两个标签的概率输出越接近,则误分类的概率就越大。如果将输出转变为硬判决形式,则该性质可以简单描述为:判决结果所对应的标签概率输出越大,则分类器判决越准确。显然,该性质按照本文提出的方法拓展到多分类PSVM后依然成立,根据式(5)可知,在 k 分类问题中仍然是判决结果所对应的概率值越大,则分类器判决越准确。这就说明,针对一个待分类样本,可以通过PSVM的概率输出判断该分类器对这一样本进行分类的准确度。

表1 二分类PSVM概率输出

样本编号	$P(class=1 input)$	$P(class=2 input)$
1	0.9	0.1
2	0.6	0.4

由于二分类问题是 k 分类问题的一个特例,因此以下仅考虑 k 分类的情况。采用本文提出的方法,解决 k 分类问题需要 $k-1$ 个PSVM作为一组分类器。如果需要对 m 种特征进行融合,则需要 m 组分类器,将概率输出记为 $P_{ij}(class=i|input)$,其中 i 表示第 i 类判决标签, j 表示该结果为第 j 组分类器产生的概率输出,即第 j 种特征。根据式(5)可知,对于任一测试样本,第 j 组分类器判决结果所对应的概率输出,即为该组分类器所有标签概率输出的最大值,记为

$$P_j = \max_{i=1,2,\dots,k} [P_{ij}(class=i|input)] \quad (6)$$

而 P_j 越大,则该组分类器对于本测试样本的分类判决越准确。

在考虑多分类器融合时,权值的意义为每一组分类器判决结果在最终融合结果中所占的重要性。在分类问题中,分类器的判决准确性显然可以作为描述这种重要性的指标,因此本文提出的融合权值计算方法如下:

$$\omega_j = \frac{P_j}{\sum_{j=1}^m P_j} \quad (7)$$

式中, m 表示共有 m 种特征进行融合。该权值具有自适应的特性,可以根据每组分类器PSVM的概率输出情况进行自我调整,对于每种特征在融合结果中所占有的重要性具有高度契合性。在确定了所有权值 ω_j 的基础上,可以通过加权的方式对 m 种特征进行融合。

具体的算法流程分为以下3个阶段:

(1) 特征提取阶段。对共 k 类待训练、待分类雷达辐射源信号进行预处理,提取 m 种不同特征,这些特征一般应具有互补性。

(2) 训练阶段。将待训练目标的 m 种不同特征分别输入 m 组分类器,其中每组分类器包含 $k-1$ 个PSVM,并按照树状结构进行训练。当PSVM的输入大于两类时,将这些类别标签尽量均匀的分成两大类进行判决,直到最底层的PSVM输入为两类标签,结束树状结构训练。

(3) 测试阶段。将待测试目标的 m 种不同特征分别输入 m 组分类器,得到所有PSVM的概率输出。因为每组分类器都会有 k 个概率输出,所以 m 组分类器共有 $k \times m$ 个概率输出。根据式(6)和式(7)计算出每个分类器的对应权值。最后将每组分类器中每种标签的概率输出进行加权处理,加权结果最大的标签作为融合结果输出,该融合算法表示如下:

$$f(x) = \arg \max_{i=1,2,\dots,k} \left[\sum_{j=1}^m \omega_j P_{ij}(class=i|input) \right] \quad (8)$$

但是,在分类器的实际应用中遇到的分类问题常常是非平衡问题,即每类标签的重要性程度并不相同。例如军事应用中,目标的军事威胁程度差异;字符识别应用中,数字字母出现概率差异等。为解决这类非平衡问题,本文在自适应权值的基础上,提出综合权值方法,将自适应特征权值与类别权值进行综合,其中类别权值是与标签重要程度相关的先验数值。

对于 k 分类问题采用 m 种特征融合进行分类时,其概率输出可以表示为概率输出矩阵的形式,矩阵中的元素 $p_{i,j}$ 表示第 i 个特征分类器对第 j 种标签的概率输出。

$$P = \begin{bmatrix} p_{1,1} & \cdots & p_{1,j} & \cdots & p_{1,k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ p_{i,1} & \cdots & p_{i,j} & \cdots & p_{i,k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ p_{m,1} & \cdots & p_{m,j} & \cdots & p_{m,k} \end{bmatrix} \quad (9)$$

同样,特征权值可以表示为向量的形式,即

$$\omega_c = (\omega_{c,1}, \omega_{c,2}, \dots, \omega_{c,m}) \quad (10)$$

在解决非平衡问题时,常采用先验知识确定类别标签权值 ω_l ,第 k 类标签类别的重要性越大,则其所对应的标签权值 ω_k 就越大,将所有 k 类标签所对应的权值表示为向量形式,即

$$w_i = (\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{ik}) \quad (11)$$

然后与特征值向量 w_c 综合考虑,以矩阵乘的方式进行运算,得到综合权值矩阵,即

$$W = w_c^T w_i = \begin{bmatrix} \omega_{1,1} & \dots & \omega_{1,j} & \dots & \omega_{1,k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \omega_{i,1} & \dots & \omega_{i,j} & \dots & \omega_{i,k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \omega_{m,1} & \dots & \omega_{m,j} & \dots & \omega_{m,k} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中,元素 $\omega_{i,j}$ 表示第 i 个特征分类器中第 j 种标签的综合权值。

将矩阵 W^T 与矩阵 P 相乘得

$$P_f = W^T P \quad (13)$$

P_f 为 $k \times k$ 矩阵,其对角线元素

$$p_{F_j,j} = \sum_{i=1}^m \omega_{i,j} p_{i,j}, 1 \leq j \leq k \quad (14)$$

表示第 j 类标签的综合权值概率输出。

分类器最终判决结果为

$$f(x) = \arg \max_{j=1,2,\dots,k} (p_{F_j,j}) \quad (15)$$

3 实验结果

为验证本文自适应权值多特征融合方法的有效性,本

文利用 8 种雷达辐射源数据进行实验分析。雷达脉冲信号为单频形式,脉冲信噪比在 15~25dB 范围内。每类雷达辐射源包含 100 个脉冲信号,共计 800 个脉冲。其中类数据选择 40 个进行训练,其余 60 个进行测试。另外,由于类别标签共有 8 种,因此每组分类器由 7 个 PSVM 构成。为避免不同核函数引起的性能差异,PSVM 统一选取参数为 5 的多项式核函数。而在特征提取阶段,选择 3 种特征用于实验,分别为包络特征、经验模态分解特征以及模糊函数切片特征。

将 3 种特征分别输入 3 组分类器进行训练、测试。为更加清晰地阐述实验过程,随机选取一个测试样本,利用式(4)分别计算 3 组分类器的概率输出,如表 2 所示。从表 2 可以看出,推广到多分类情况的 PSVM 继承了传统二分类 PSVM 的优良特性,其输出非常全面,最大程度地保留了样本中所包含的信息,十分有利于后续处理。采用本文提出的方法进行进一步处理,可以根据式(6)和式(7)计算分别计算 3 组分类器的融合权值, $\omega_1 = \frac{0.52}{0.52+0.60+0.73} = 0.281$,同理可以求得 $\omega_2 = 0.324, \omega_3 = 0.395$ 。最后利用式(8)对 3 组分类器进行融合,得到最终结果为 $class=4$ 。同样,对 640 个测试样本进行实验,结果如表 3 所示。

表 2 PSVM 的输出结果

特征类型	$P(class=1)$	$P(class=2)$	$P(class=3)$	$P(class=4)$	$P(class=5)$	$P(class=6)$	$P(class=7)$	$P(class=8)$
包络特征	0.03	0.05	0.26	0.52	0.02	0.01	0.06	0.05
经验模态分解特征	0.03	0.04	0.15	0.60	0.03	0.05	0.06	0.04
模糊函数切片特征	0.02	0.03	0.11	0.73	0.01	0.01	0.05	0.04

表 3 自适应权值融合方法识别结果

特征类型	SVM		PSVM		WSVM	
	识别率/%	SVM 数量	识别率/%	PSVM 数量	识别率/%	WSVM 数量
包络特征	62.5	28	60.2	7		
经验模态分解特征	69.4	28	67.7	7	78.3	21
模糊函数切片特征	73.0	28	70.8	7		

从实验结果可以看出,当选择单一特征进行识别分类时,采用式(5)将 PSVM 结果转换为硬判决形式的识别率略低于传统 SVM,其中 SVM 采用一对一方法。但是针对每种特征,一对一方法需要 $k(k-1)/2$ 共 28 个二分类 SVM 才能完成 8 分类问题,而 PSVM 仅需 7 个二分类 PSVM 即可完成分类。采用本文提出的融合方法,针对每个测试样本系统自动调节权值大小,充分考虑了每组分类器对不同样本的判决准确性,最终显著提升了识别准确率,得到优于传统一对一方法的识别性能。另外,本次实验对 3 种特征进行融合,总共仅需要 21 个二分类 PSVM 就可以完成分类。对于 k 分类问题,如果选择 m 种特征进行融合,那么仅需要 $m(k-1)$ 个二分类 PSVM 即可解决,相较传统的一对一方法,尤其当 k 值很大时,使用 SVM 的数量明显下降,使多类

分类器的结构设计更加合理。

在实际应用中,应考虑非平衡问题的情况。在雷达辐射源识别的真实应用中,是根据辐射源识别的结果判断雷达载机的类型,而该目标的军事威胁性越大,则系统对其的识别准确率应该越高。本文对 8 种雷达辐射源数据进行军事威胁性划分,威胁程度越大,则类别标签权值 ω_i 越大。根据先验知识将权值设定为 $w_i = (0.4, 0.4, 0.4, 0.6, 0.6, 0.6, 0.8, 0.8)$,采用综合权值方法再次进行实验,结果如表 4 所示。

表 4 综合权值方法识别结果

标签	1	2	3	4	5	6	7	8
识别率	70.0	66.7	73.3	80.0	76.7	81.7	90.0	86.7

从实验结果可以看出,相较于 WSVM 方法最终 78.3% 的识别准确率,综合权值方法针对威胁性较低的 1,2,3 号

标签的识别率略有下降;对威胁性适中的 4,5,6 号标签的识别率相对没有太大变化;而对威胁性最高的 7,8 号标签的识别率有明显提升。这个判决结果在处理类似非平衡问题时,更加合理,提高了 SVM 的实际应用价值。

4 结 论

本文利用一种树状结构将 PSVM 推广到多分类问题,该方法仅需 $k-1$ 个二分类 PSVM 即可解决 k 分类问题。然后提出一种自适应权值的多分类器融合方法,充分利用 PSVM 的特性,根据概率输出计算权值,该权值可以根据分类器对不同样本产生的概率输出进行自动调节。实验结果表明,该融合方法相比传统的一对一方法以及 PSVM 方法具有更高的识别率,解决了雷达辐射源识别系统单特征识别准确率的问题。另外,该方法对 m 组分类器进行融合时,仅需要 $m(k-1)$ 个二分类 PSVM 即可解决 k 问题,而传统的一对一方法需要 $k(k-1)/2$ 个二分类 SVM,当 k 值很大时,本方法有效降低了二分类 SVM 的使用数量。在此基础上提出的综合权值方法,在解决非平衡分类问题时,具有更加合理的判决结果,更加有利于解决实际中遇到的分类问题。

参考文献:

- [1] Jan M. Specific emitter identification[C]// *Proc. of the International Radar Symposium*, 2008; 1-4.
- [2] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3):273-297.
- [3] Hsu C W, Lin C J. A comparison of methods for multiclass support vector machines[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2002, 13 (2): 415-425.
- [4] Wang T H. Improving SVM classification by feature weight learning[C]// *Proc. of the International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation*, 2010;518-521.
- [5] Chen H H, Tino P, Yao X. Probabilistic classification vector machines[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2009, 20 (6):901-914.
- [6] Zhuang D, Zhang B Y, Yang Q, et al. Efficient text classification by weighted proximal SVM[C]// *Proc. of the 5th IEEE International Conference on Data Mining*, 2005; 8-15.
- [7] Bicego M, Figueiredo M A T. Soft clustering using weighted one-class support vector machines [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42 (1): 27-32.
- [8] Hwang J P, Park S, Kim E. A new weighted approach to imbalanced data classification problem via support vector machine with quadratic cost function[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38 (7): 8580-8585.
- [9] Kittler J, Hatef M, Robert R P W, et al. On combining classifiers[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20 (3): 226-239.
- [10] Platt J C. *Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods* [M]. Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology Press, 1999.
- [11] Tao Q, Wu G W, Wang F Y, et al. Posterior probability support vector machines for unbalanced data[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2005, 16 (6): 1561-1573.
- [12] Gonen M, Tanugur A G, Alpaydin E. Multiclass posterior probability support vector machines[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2008, 19 (1): 130-139.
- [13] Jain A K, Duin R P W, Mao J C. Statistical pattern recognition: a review[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22 (1): 4-37.
- [14] Deng P H, Bi Y M, Liu W D, et al. Applications of a modified evidence theory in target recognition[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(7): 1296-1297. (邓鹏华, 毕义明, 刘卫东, 等. 改进的证据理论在目标识别中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2008,30(7): 1296-1297.)
- [15] Li L, Ji H B. Radar emitter recognition based on multiple classifier fusion[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2010, 25(3): 396-400. (李林, 姬红兵. 一种基于多分类器融合的雷达辐射源识别方法[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(3): 396-400.)

作者简介:

张文博(1985-),男,博士研究生,主要研究方向为模式识别与智能系统、智能分类器。

E-mail: zwbsoul@163.com

姬红兵(1963-),男,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为光电信息处理、智能信息处理、被动多传感器定位与跟踪、雷达目标识别与分类、微弱信号检测与识别、医学影像处理。

E-mail: hbji@xidian.edu.cn

王磊(1979-),男,讲师,博士,主要研究方向为模式识别、雷达信号处理。

E-mail: leiwang@mail.xidian.edu.cn