

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2010.01.018

## 基于多分类支持向量机和证据合成方法的多传感器信息融合研究

苏思, 姜礼平, 邹明

(海军工程大学 理学院, 湖北 武汉 430033)

**摘要:** 为克服支持向量机和 Dempster 方法的不足, 提出一种基于 SVM 多分类器的识别结果概率输出方法。以 BPA 函数的形式输出 SVM 多分类结果, 对 Dempster 证据合成方法进行了改进: 根据证据之间的相似性程度判断是否存在证据冲突, 对于证据数目在 3 条以上且存在冲突的证据组合, 引用统计理论中马氏距离的计算公式计算各证据与其余证据组合之间的距离, 导出各证据的重要性权系数, 由此对证据的 BPA 函数进行转化, 采用 Dempster 方法对转化后的 BPA 函数进行合成。然后, 将 SVM 多分类器的 BPA 输出作为参与融合的各传感器对应的 BPA 函数, 采用改进的证据合成方法进行合成, 得到最后识别结果。结果表明, SVM 识别方法能降低错误率, 其输出形式包含更多信息量。

**关键词:** 支持向量机; 证据理论; 信息融合; 多传感器

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

## Research of Multi-Sensor Information Fusion Based on Multi-Class Classification SVM and Improved Evidence Combination Method

SU Si, JIANG Li-ping, ZOU Ming

(College of Science, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

**Abstract:** To overcome the shortage of SVM and Dempster's method, a new method of probabilistic outputs based on multi-class classification SVM is presented. The classification results are used as BPA functions, an improved evidence combination method is presented: the similarities between evidences are used as an approach judging whether conflicts exist, if there are more than 3 evidences as well as conflicts, the Mahalanobis Distance algorithm is used to calculate the distance between each evidence and the other groups of evidences so as to obtain the evidences' weight coefficients. By means of these coefficients, BPA functions are transformed, and the Dempster's method is used for the combination. Then, the probabilistic outputs of multi-class classification SVM are taken as BPA functions, the improved evidence combination method is used to fulfill the combination. Simulation results show that the output's error rate is reduced, as well as the quantity of information is increased.

**Keywords:** SVM; Evidence theory; Information fusion; Multi-sensor

### 0 引言

由 Vapnik<sup>[1]</sup>等人提出的支持向量机 (Support Vector Machine, 简称 SVM) 是一种通用的前馈神经网络, 它通过运用结构风险最小化准则和核函数方法, 较好地解决了模式分类器复杂性和推广性之间的矛盾。近年来, 支持向量机已被广泛应用于目标识别、智能导航和笔迹鉴定等领域证据理论<sup>[2]</sup>。Dempster 证据合成方法是由 Dempster 和 Shafer 于 20 世纪 60 年代末和 70 年代初建立的一套不确定推理方法, 它面向识别框架中基本假设集合的幂集, 适用于不同层次的传感器测量, 该理论考虑了二值不确定性, 是适合多传感器信息融合的一种较好的不确定性推理方法<sup>[2]</sup>。

由于 SVM 的硬判决输出不利于后续数据的处

理, 难以应用于多传感器信息融合。而 Dempster 方法则无法对存在冲突的理论进行有效处理<sup>[3]</sup>。此外, 在采用 Dempster 方法进行信息融合的过程中, 如何确定各传感器的基本可信度分配函数 (BPA 函数), 也是一个难题。故在 SVM 一对多 (OAA) 分类法<sup>[4]</sup>的基础上, 提出一种基于 SVM 多分类器的识别结果概率输出方法。

### 1 多分类 SVM 及多证据合成方法的改进

#### 1.1 多分类 SVM 简介

单个 SVM 只能解决二分类问题, 对多目标分类问题, 可以组合多个 SVM 构成联合分类器来解决。对于 SVM 多分类问题, 当前主要以一对多 (OAA) 法、一对一 (OAO) 法和二叉树结构 (BTA)

收稿日期: 2009-07-09; 修回日期: 2009-09-09

基金项目: 海军工程大学科研基金资助课题 (hjsk200811)

作者简介: 苏思 (1983-), 男, 河南人, 助理工程师, 海军工程大学在读硕士, 从事信息融合与模式识别研究。

法为主<sup>[4]</sup>。以 OAA 法为例：当识别目标有  $k$  个类型时，构造  $k$  个 SVM，其中第  $i$  个 SVM 对应第  $i$  个目标类型 ( $i=1,2,\dots,k$ ) 的判别输出为 +1，对其余目标类型输出为 -1。设训练样本为  $(x_i, y_i)$ ， $x_i \in R^d$ ， $y_i \in \{-1, +1\}$ ， $i=1,2,\dots,n$ ，则对第  $i$  个 SVM 的训练即是求解如下的优化问题：

$$\min_a \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n a_i$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \\ a_i \geq 0 \end{cases} \quad i=1,2,\dots,n \quad (1)$$

式 (1) 中， $K(x_i, x_j)$  为核函数。最优解为  $a_i^*$ ，在检验阶段， $k$  个 SVM 对应  $k$  个决策函数：

$$f_i(x) = \text{sign}[\sum_{j=1}^n a_j^* y_j K(x_j, x) + b_i^*] \quad i=1,2,\dots,k \quad (2)$$

式 (2) 中， $b^*$  为分类的域值。最终的决策函数为  $f_p(x) = \max_{1 \leq p \leq k} [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]$ ，即认为第  $p$  个类型为最终识别结果。

### 1.2 对多证据合成方法的改进

设融合系统的辨识框架  $\Theta$  包含  $w$  个完备的互不相容的假设命题  $\{A_1, A_2, A_3, \dots, A_w\}$ ， $n$  个证据  $e_1, e_2, \dots, e_n$  的 BPA 函数分别为  $m_1, m_2, \dots, m_n$ ，按以下步骤合成：

1) 检验证据之间是否存在冲突。对证据  $e_i, e_j$ ，找出其 BPA 函数  $m_i, m_j$  中的最大值  $\max_{1 \leq p \leq w} [m_i(A_p)]$ 、 $\max_{1 \leq q \leq w} [m_j(A_q)]$ ，如果  $A_p, A_q$  对应着同一个识别结果，认为不存在证据冲突；否则，将  $m_i, m_j$  看作 2 个向量，考查它们之间的相似性系数：

$$\delta(m_i, m_j) = \frac{m_i^T m_j}{\|m_i\| \|m_j\|} \quad (3)$$

设置阈值  $p$ ，如果  $\delta(m_i, m_j) \leq p$ ，则认为证据  $e_i, e_j$  相互冲突。两两检验 BPA 函数  $m_1, m_2, \dots, m_n$ ，发现存在相互冲突的证据，转 2)；如果检验完毕，没有发现证据冲突，则转 5)；

2) 检验证据总数  $n$ 。如果  $n=2$ ，转 3)；如果  $n > 2$ ，则转 4)；

3) 采用加性策略<sup>[6]</sup>对 BPA 函数  $m_1, m_2$  进行处

理，转 5)；

4) 计算每条证据与剩余证据组合的距离。将除证据  $e_i$  以外的所有剩余证据看作一个总体  $G$ ，其均值  $\mu$  为  $w$  维向量，协方差  $\Sigma$  为  $w \times w$  阶矩阵，引用马氏距离计算公式<sup>[5]</sup>，定义  $e_i$  与总体  $G$  之间的距离  $d(i)$  为：

$$d(i) = \sqrt{(m_i - \mu) \Sigma^{-1} (m_i - \mu)^T}$$

$$i=1,2,\dots,n \quad (4)$$

式 (4) 中， $d(i)$  表示证据  $e_i$  与其余证据的远近程度。定义  $n$  维重要性权系数向量为：

$$\beta(i) = \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n d(i) - d(i)}{\max_{1 \leq i \leq n} [\sum_{i=1}^n d(i) - d(i)]} \right\}^2$$

$$i=1,2,\dots,n \quad (5)$$

这里  $\beta(i)$  反映了证据  $e_i$  在  $e_1, e_2, \dots, e_n$  之中的重要性程度，利用重要性权系数对 BPA 函数  $m_1, m_2, \dots, m_n$  进行如下转化后，转 5)。

$$m_i'(A) = \beta(i) m_i(A), \quad \forall A \in \Theta, \quad A \neq \Theta$$

$$i=1,2,\dots,n \quad (6)$$

$$m_i'(\Theta) = \beta(i) m_i(\Theta) + [1 - \beta(i)]$$

$$i=1,2,\dots,n \quad (7)$$

5) 采用 Dempster 方法对证据  $e_1, e_2, \dots, e_n$  进行合成，得到最终结果。

改进后证据合成的整体处理流程如图 1。

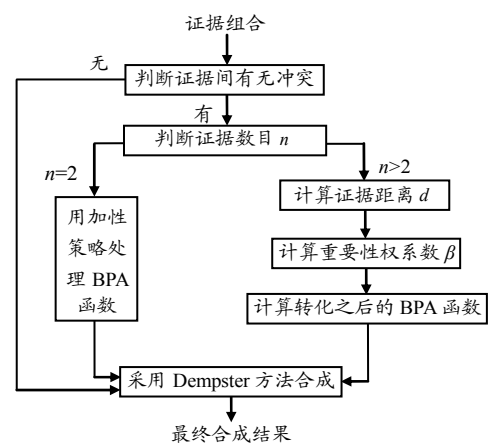


图 1 改进证据合成方法的整体处理流程

## 2 多分类 SVM 与改进后证据合成法的结合

### 2.1 多分类 SVM 的 BPA 输出

标准 SVM 的判决输出为硬判决，使得在应用

多个 SVM 进行信息融合时只能依赖于专家打分法, 在实际应用中更需要一个具有软判决输出的 SVM。Platt<sup>[7]</sup>提出采用 sigmoid 函数作为连接把 SVM 的输出  $f(x)$  映射到  $(0, 1)$ , 实现了二类 SVM 的后验概率输出, 其后验概率输出的简化形式<sup>[8]</sup>如下:

$$p(x) = p(y = 1/x) = 1 / \{1 + \exp[-f(x)]\} \quad (8)$$

$$p(-x) = p(y = -1/x) = \exp[-f(x)] / \{1 + \exp[-f(x)]\} \quad (9)$$

文献[2]指出, 如果一组训练样本能被一个最优分类面或广义最优分类面分开, 则对于测试样本分类错误率的上界是训练样本中平均的支持向量数占总训练样本数的比例, 即:

$$E(P(\text{error})) \leq \frac{E(\text{支持向量数})}{\text{训练样本总数} - 1} \quad (10)$$

文献[9]认为这个误差上限恰好反应 SVM 对于样本的不确定性, 对应着输出识别框架中的  $\Theta$ 。故采用以下方式 SVM 多分类器定义 BPA 函数输出:

设目标总共有  $k (k \geq 2)$  个识别类型, 识别框架为  $\{A_1, A_2, \dots, A_k, \Theta\}$ , 则相应设置  $k$  个二类 SVM, 这  $k$  个 SVM 就构成了一个 SVM 多分类器。其中, 第  $i$  个 SVM 对识别框架中的第  $i$  个焦点  $A_i (i=1, 2, \dots, k)$  的判决输出为 +1, 对其余  $k-1$  焦点的输出均为 -1, 以此设计训练样本, 对这  $k$  个 SVM 进行训练。

对于检验样本集中第  $p$  个样本点, 应用训练好的 SVM 多分类器计算其识别结果的概率输出, 识别结果中焦点  $A_i (i=1, 2, \dots, k)$  所对应的 BPA 函数值:

$$m_p(A_i) = p_i(x) \frac{s_i}{l-1} + \frac{1}{k-1} \left[ \sum_{j=1, j \neq i}^k p_j(-x) \frac{s_j}{l-1} \right] \quad (11)$$

$i = 1, 2, \dots, k$

$$m_p(\Theta) = \frac{1}{k-1} \left( \sum_{j=1}^k p_j(-x) \frac{s_j}{l-1} \right) \quad (12)$$

其中,  $p_i(x)$  为由式 (8)、式 (9) 计算出的第  $i$  个二类 SVM 的后验概率输出,  $s_i$  为第  $i$  个 SVM 对应的支持向量个数,  $l$  为训练样本总数,  $\Theta$  为识别结果中不确定性。对得到 BPA 函数值再归一化处理:

$$m'_p(A_i) = m_p(A_i) / \sum_{i=1}^k m_p(A_i), \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (13)$$

这样, 就得到了该 SVM 多分类器对应第  $p$  个检验样本点输出的 BPA 函数  $m'_p$ 。

### 2.2 多分类 SVM 的 BPA 输出与改进合成法的结合

设有  $m$  个 SVM 多分类器参与融合。首先, 对各个 SVM 进行训练以确定各 SVM 的参数。实际应用时, 传感器的测量数据经由第  $i$  个 SVM 多分类器得到 BPA 函数  $m_i (i=1, 2, \dots, m)$ , 再采用改进后的证据合成方法对这  $m$  个 BPA 函数进行融合得到最终判决结果, 如图 2。

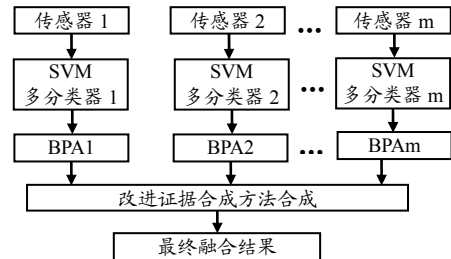


图 2 多分类 SVM 与改进证据合成方法的结合

### 3 仿真实例

在 MATLAB 7.1 平台上对 UCI 标准数据集 IRIS<sup>[10]</sup>进行实验。IRIS 数据集由 R.A Fisher 创建于 1988 年, 是模式识别领域应用较多的数据集之一, 包含 4 个特征属性, 识别目标划分为 setosa、versicolor、virginica 三类, 每类包含 50 个样本, 其中两类与另一类线性可分, 但彼此之间线性不可分。

对 OAA 分类法和多分类 SVM 与改进证据合成相结合方法 (以下简称 SVM+DS 方法) 的分类性能进行比较。所用 SVM 均采用高斯核函数, 惩罚因子  $C = 500$ , 损失函数  $\varepsilon = 1$ , 核函数参数  $\delta = 0.5$ , 对 SVM+DS 方法的 BPA 输出建立目标识别框架  $\{\text{setosa}, \text{versicolor}, \text{virginica}, \Theta\}$ ,  $\Theta$  代表不确定性。

第 1 次实验随机抽取 30 个样本作为训练样本, 对 OAA 法, 以这 30 个样本整体为训练样本; 对 SVM+DS 方法, 设置 3 个 SVM 多分类器, 第 1 个多分类器选 30 个训练样本中的第 1~15 个样本为训练样本, 第 2 个多分类器选第 16~30 个样本为训练样本, 第 3 个多分类器选第 11~25 个样本为训练样本, OAA 法和 SVM+DS 方法都以全部 150 个样本为检验样本。

第 2 次实验训练样本数量扩大到 50 个, 对 OAA 法, 以这 50 个样本整体为训练样本; 对 SVM+DS 方法, 仍设置 3 个 SVM 多分类器, 第 1 个多分类器选 50 个训练样本中的第 1~25 个样本为训练样本, 第 2 个多分类器选第 26~50 个样本为训练样本, 第 3 个多分类器选第 11~35 个样本为训练样本, OAA 法和 SVM+DS 方法都以全部的 150 个样本作为检验样本。2 次实验的识别结果对比如表 1。

表 1 OAA 方法中识别结果错误情况

训练样本数目	序号	目标正确类型	错误识别类型	平均错误率
30	42	setosa	virginica	3.75%
	69	versicolor	virginica	
	73	versicolor	virginica	
	84	versicolor	virginica	
	99	versicolor	virginica	
50	139	virginica	versicolor	3.33%
	42	setosa	virginica	
	69	versicolor	virginica	
	73	versicolor	virginica	
	84	versicolor	virginica	
	139	virginica	versicolor	

表 2 SVM+DS 方法中识别结果错误情况

训练样本数目	序号	目标正确类型	错误识别类型	平均错误率
30	101	virginica	versicolor	1.25%
	128	virginica	versicolor	
50	84	versicolor	virginica	0.63%

从表 1、表 2 中可看出，随着训练样本数目的增加，OAA 法和 SVM+DS 方法的识别错误率都在降低，说明训练样本数目越多，对应的识别精度也就越高。在同样的训练样本和检验样本条件下，SVM+DS 方法的识别错误率始终低于 OAA 法，说明采用多传感器信息融合方式的识别精度要优于单一传感器的识别精度；并且 OAA 法的输出是基于“是”或者“否”的硬判决，包含的信息量较少，采用证据合成方法以概率的形式输出最终识别结果，可以对识别结果中所包含的不确定性有更清晰的了解，比如第 101、128 个检验样本对应的目标正确类型均为“virginica”，在训练样本数目为 30 时，采用 SVM+DS 方法在这 2 个检验样本上的概率输出分别为(0.119, 0.435, 0.404, 0.042)、(0.087, 0.436, 0.436, 0.041)，均误判为“versicolor”；在第 84 个检验样本对应的目标正确类型为“versicolor”，在训练样本数目为 50 时，SVM+DS 方法对这个检验样本的概率输出为(0.082, 0.435, 0.445, 0.038)，误判为“virginica”，可见，这种输出方式包含了更多的信息量，也有利于后续的数据处理。在这 3 个错判的检验样本中，目标类型正确焦点与错误焦点所对应的 BPA 函数值相差均不大，这需要增加训练样本数目，以进一步增加合成证据所包含的信息量，提高识别结果的正确性。

#### 4 结论

仿真结果表明，在同样的训练样本和检验样本的情况下，该方法相比 OAA 多分类法，进一步降低了识别结果的错误率，与 OAA 方法的硬判决输

出相比，这种概率输出的形式包含了更多的信息量，更有利于后续数据的处理。

#### 参考文献：

- [1] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [2] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 82-90.
- [3] 李建国, 王晓峰, 孙晓明. 冲突证据融合算法性能分析[J]. 兵工自动化, 2008, 27(2): 39-41.
- [4] 史豪杰, 邢清华, 沈继承. 基于支持向量机和无源特征的目标识别方法[J]. 电光与控制, 2009, 16(2): 36-39.
- [5] 王岩, 隋思涟, 王爱青. 数理统计与 MATLAB 工程数据分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007: 251-253.
- [6] 曲斌, 孙晓明. 干扰情况下单传感器的数据融合算法[J]. 火箭与制导学报, 2006, 27(1): 305-307.
- [7] Platt J. Probabilities for Support Vector Machines[C//]. Advances in Large Margin Classifiers, Massachusetts Avenue: MIT Press, 2000.
- [8] 李焯, 蔡云泽, 尹汝波, 等. 基于证据理论的多类分类支持向量机集成[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(4): 570-576.
- [9] 周皓, 李少洪. 支持向量机与证据理论在信息融合中的结合[J]. 传感技术学报, 2008, 21(9): 1566-1570.
- [10] UCIMLG. UCI common dataset[DB/OL]. (2005-06-01) [2007-02-16]. <http://mllearn.ics.uci.edu/MLRepository.html>.

\*\*\*\*\*

(上接第 58 页)

#### 4 结束语

基于 FPGA 的跳频通信接收系统与常规跳频通信接收系统相比，该系统具有灵活性强、可靠性高、开发周期短和费用低等优点，将广泛应用于通信领域。这对以后设计新型的跳频通信接收系统有一定的借鉴意义。

#### 参考文献：

- [1] 查光明, 熊贤柞. 扩频通信[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990.
- [2] 叶军林, 蔡兆波. 一种基于 FPGA 的通信系统平台的设计[J]. 微计算机信息, 2008(35): 205-206.
- [3] 梅文华. 跳频通信[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [4] 梅文华, 杨义先. 跳频通信地址编码理论[M]. 北京: 国防工业出版社, 1996.
- [5] 李一兵, 曲会英, 吴海训. 软件无线电的扩频通信接收系统的研究与实现[J]. 信息技术, 2003(7): 72-74.
- [6] 沈振元, 聂志泉, 赵雪荷. 通信系统原理(第 1 版)[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1995.
- [7] 曾菊玲, 金力军. OFDM 跳频通信系统设计[J]. 移动通信, 2004(2): 155-158.