



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107273914 B

(45)授权公告日 2020.06.30

(21)申请号 201710347933.1

(22)申请日 2017.05.17

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 107273914 A

(43)申请公布日 2017.10.20

(73)专利权人 西北工业大学  
地址 710072 陕西省西安市碑林区友谊西路127号

(72)发明人 刘准钊 刘永超 周平 潘泉

(74)专利代理机构 西安维赛恩专利代理事务所  
(普通合伙) 61257

代理人 刘艳霞

(51)Int.Cl.  
G06K 9/62(2006.01)

(56)对比文件

CN 104036257 A,2014.09.10,全文.

CN 105975913 A,2016.09.28,全文.

CN 102087786 A,2011.06.08,全文.

CN 102222040 A,2011.10.19,全文.

US 2007073681 A1,2007.03.29,全文.

YaXin Bi等.the combination of multiple classifiers using an evidential reasoning approach.《artificial intelligence》.2008,全文.

王成刚.目标综合识别系统中的多级分层属性融合方法研究.《船舶电子工程》.2010,全文.

审查员 李亚楠

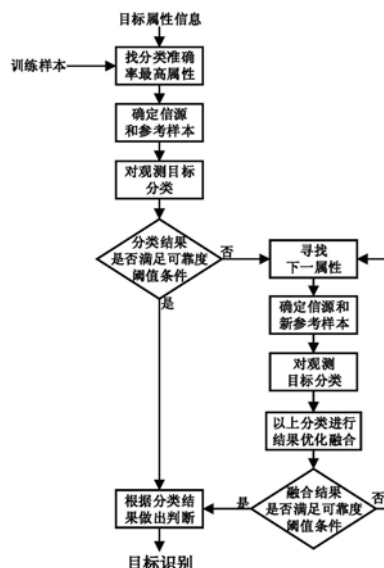
权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54)发明名称

基于信源自适应动态选择的高效融合识别方法

(57)摘要

本发明公开了自适应动态选择信源信息进行高效融合识别方法,对训练样本集采集数据,并进行预处理和特征提取,对训练样本均将其属性划分为N个属性集;得出使训练样本集分类准确率最高的属性集;对目标进行分类,判断分类结果的可靠度是否满足阈值要求:当满足时,对目标进行目标识别;当不满足时,得出新的分类结果,将全部的分类结果进行优化融合,并得出融合后的分类结果,直至分类结果的可靠度满足阈值要求或所有属性集均被用完为止,当所有属性集均被用完时,使用最终得到的分类结果对目标进行目标识别。本发明解决信源获取过程中耗费代价太大、鲁棒性差、优化过程的非局部最优的问题。



CN 107273914 B

1. 基于信源自适应动态选择的高效融合识别方法,其特征在于,具体包括以下步骤:

步骤一、通过多个传感器对训练样本集进行采集数据,并对采集到的数据进行预处理和特征提取,对训练样本集中的每个训练样本,均将其属性划分为N个属性集;

步骤二、通过每个属性集对训练样本集进行交叉验证,并得出使训练样本集分类准确率最高的属性集;

步骤三、根据步骤二中得出的属性集对目标进行分类,得出分类结果;

步骤四、判断分类结果的可靠度是否满足阈值要求:

当满足时,按照满足阈值要求的分类结果对目标进行目标识别,方法结束;

当不满足时,在剩余的属性集中找到下一属性集,并对目标进行分类,得出新的分类结果;

计算分类结果可靠度的方法为:

步骤4.1、根据当前分类结果对应的属性集 $A_1$ ,在训练样本集中选择与目标 $y$ 距离最近的K个训练样本作为参考样本,其中 $A_1 \in \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ ,  $\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ 为步骤一中的N个属性集;

步骤4.2、根据步骤4.1中的属性集 $A_1$ 对目标 $y$ 进行分类并得到分类结果 $m_1$ ,且对K个参考样本 $x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,k}$ 进行分类,得到分类结果 $m_{1,1}, m_{1,2}, \dots, m_{1,K}$ ,  $x_{1,k}$ 是针对属性集 $A_1$ 选出的第k个参考样本;

步骤4.3、计算每个参考样本 $x_{1,k}$ 的重要度 $\alpha_{1,k}$ :

$$\alpha_{1,k} = e^{-\gamma_1 d_{1,k}}$$

其中,  $\gamma_1$ 为当属性集选取 $A_1$ 时,两两参考样本间的平均距离;  $d_{1,k}$ 为当属性集选取 $A_1$ 时,参考样本 $x_{1,k}$ 到目标 $y$ 的欧式距离,且  $\gamma_1$ 、 $d_{1,k}$ 均通过以下公式得出:

$$\begin{cases} d_{1,k} = \|x_{1,k} - y\| \\ \gamma_1 = \frac{2}{Z(Z-1)} \sum_{i \neq j} \|x_{1,i} - x_{1,j}\| \end{cases}$$

式中,  $Z$ 是训练样本集中训练样本的总数,  $x_{1,i}$ 、 $x_{1,j}$ 分别为K个参考样本中第i个、第j个训练样本,且有  $0 < i \leq K$ , 有  $0 < j \leq K$ ;

步骤4.4、计算目标 $y$ 的分类结果对应的可靠度 $r$ :

$$r = \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{1,k} \delta_2(k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_{1,k} \delta_1(k)}$$

其中,当每个参考样本的分类结果 $m_{1,k}$ 与目标 $y$ 的分类结果 $m_1$ 相同,则 $\delta_1(k) = 1$ ,否则 $\delta_1(k) = 0$ ;当每个参考样本的分类结果与目标 $y$ 的分类结果相同且分类正确,则 $\delta_2(k) = 1$ ,否则 $\delta_2(k) = 0$ ;

步骤五、将步骤三中得出的分类结果和步骤四中得出的分类结果进行优化融合,并得出融合后的分类结果;

步骤六、根据步骤五中得出的融合后的分类结果重复执行步骤四，直至分类结果的可靠度满足阈值要求或所有属性集均被用完为止，当所有属性集均被用完时，使用最终得到的分类结果对目标进行目标识别。

2. 如权利要求1所述的基于信源自适应动态选择的高效融合识别方法，其特征在于，当步骤五中融合后的分类结果的可靠度满足阈值要求，且共用了L个属性集时，则目标y融合后的分类结果及其可靠度具体获得方法为：

$$m_{DS} = \beta_1 m_1 \oplus \dots \oplus \beta_L m_L$$

$$\begin{cases} \alpha_{DS,k} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \alpha_{l,k} \\ m_{DS,k} = \beta_1 m_{1,k} \oplus \dots \oplus \beta_L m_{L,k} \end{cases}$$

计算目标y的融合后的分类结果对应的可靠度r：

$$r = \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{DS,k} \delta_2(k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_{DS,k} \delta_1(k)}$$

其中，当参考样本优化融合后的分类结果 $m_{DS,k}$ 与目标y融合后的分类结果相同，则 $\delta_1(k) = 1$ ，否则 $\delta_1(k) = 0$ ；当参考样本优化融合后的分类结果与目标y融合后的分类结果相同且分类正确时，则 $\delta_2(k) = 1$ ，否则 $\delta_2(k) = 0$ ；

$\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_L\}$  是权重系数， $L=2, \dots, N$ ， $\beta_1$ 为分类结果 $m_1$ 的优化权重， $\alpha_{DS,k}$ 为优化融合时第k个参考样本的重要度； $m_{DS,k}$ 表示第k个参考样本优化融合后的分类结果； $m_{l,k}$ 表示第l个选出的属性集对应的第k个参考样本的分类结果。

3. 如权利要求2所述的基于信源自适应动态选择的高效融合识别方法，其特征在于， $\beta_1$ 通过以下方法获得：

$$f = \sum_{k=1}^K \left\| \left( \bigoplus_{l=1}^L \beta_l m_{l,k} \right) - T_k \right\|,$$

$$\text{其中, } \begin{cases} \beta_l \in [0,1] \\ \sum_{l=1}^L \beta_l = 1 \end{cases} \quad l=1, \dots, L, T_k \text{ 为每个参考样本的已知标签}$$

$$T_k = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}^T, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}^T, \dots, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}^T$$

$$\text{则有, } \beta = \arg \min_{\beta} \sum_{k=1}^K \left\| \left( \bigoplus_{l=1}^L \beta_l m_{l,k} \right) - T_k \right\|。$$

4. 如权利要求1所述的基于信源自适应动态选择的高效融合识别方法,其特征在于,当第一次选择属性集时,K的取值为20~40。

## 基于信源自适应动态选择的高效融合识别方法

### 【技术领域】

[0001] 本发明属于目标识别技术领域,具体涉及一种基于信源自适应动态选择的高效融合识别方法。

### 【背景技术】

[0002] 随着现代科学技术的飞速发展及其在军事领域内日益广泛的应用,传统的作战思想、作战方式已发生根本性的变化。战略预警已成为一个国家安全和战略军事行动的重要保障,是国家战略防御和威慑力量不可缺少的重要基础。目标识别技术是雷达智能化、信息化的重要技术支撑手段。在现代化战争中,目标识别技术在预警探测、精确制导、战场指挥和侦察、敌我识别等军事领域都有广泛的应用前景,已受到了世界各国的关注。

[0003] 在错综复杂的战场环境下,由于外界环境干扰、人为对抗欺骗以及传感器自身性能等诸多因素的影响,信源(传感器获得的目标属性信息)一般具有很大的不确定性和高冲突性。然而在JQ多平台多传感器融合识别时,由于每个移动平台(如无人机)携带的燃料(电源)有限,为了延长航时,需要提高传感器观测信息利用效率,在保证识别率的同时要尽量降低冗余或无效传感器观测,也就是要用尽量少的信源来获取尽可能高的识别准确度。并且,在多源信息融合识别系统中,由于各信源间存在数据属性差异,可靠度差异,同时也存在信息冗余,因此并非信源越多,融合识别准确度就越高,相反选择利用部分互补程度高的信源则可得到较高的识别准确率。在此背景下,如何自适应动态选择有效信源信息以获得较高的识别准确率成为一个越来越重要的问题,因此迫切需要研究性能更为优越的融合方法。目前在高层信息融合领域,关于如何自适应动态选择信源信息进行高效融合识别还没有见诸文献报道。

### 【发明内容】

[0004] 本发明的目的是提供一种基于信源自适应动态选择的高效融合识别方法,以解决信源获取过程中耗费代价太大、鲁棒性差、优化过程的非局部最优的问题。

[0005] 本发明采用以下技术方案:基于信源自适应动态选择的高效融合识别方法,具体包括以下步骤:

[0006] 步骤一、通过多个传感器对训练样本集进行采集数据,并对采集到的数据进行预处理和特征提取,对训练样本集中的每个训练样本,均将其属性划分为N个属性集;

[0007] 步骤二、通过每个属性集对训练样本集进行交叉验证,并得出使训练样本集分类准确率最高的属性集;

[0008] 步骤三、根据步骤二中得出的属性集对目标进行分类,得出分类结果;

[0009] 步骤四、判断分类结果的可靠度是否满足阈值要求:

[0010] 当满足时,按照满足阈值要求的分类结果对目标进行目标识别,方法结束;

[0011] 当不满足时,在剩余的属性集中找到下一属性集,并对目标进行分类,得出新的分类结果;

[0012] 步骤五、将步骤三中得出的分类结果和步骤四中得出的分类结果进行优化融合，并得出融合后的分类结果；

[0013] 步骤六、根据步骤五中得出的融合后的分类结果重复执行步骤四，直至分类结果的可靠度满足阈值要求或所有属性集均被用完为止，当所有属性集均被用完时，使用最终得到的分类结果对目标进行目标识别。

[0014] 进一步地，步骤四中计算分类结果可靠度的方法为：

[0015] 步骤4.1、根据当前分类结果对应的属性集 $A_1$ ，在训练样本集中选择与目标 $y$ 距离最近的 $K$ 个训练样本作为参考样本，其中 $A_1 \in \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ ， $\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ 为步骤一中的 $N$ 个属性集；

[0016] 步骤4.2、根据步骤4.1中的属性集 $A_1$ 对目标 $y$ 进行分类并得到分类结果 $m_1$ ，且对 $K$ 个参考样本 $x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,K}$ 进行分类，得到分类结果 $m_{1,1}, m_{1,2}, \dots, m_{1,K}$ ， $x_{1,k}$ 是针对属性集 $A_1$ 选出的第 $k$ 个参考样本；

[0017] 步骤4.3、计算每个参考样本 $x_{1,k}$ 的重要度 $\alpha_{1,k}$ ：

$$[0018] \quad \alpha_{l,k} = e^{-\gamma_l d_{l,k}}$$

[0019] 其中， $\gamma_l$ 为当属性集选取 $A_l$ 时，两两参考样本间的平均距离； $d_{l,k}$ 为当属性集选取 $A_l$ 时，参考样本 $x_{l,k}$ 到目标 $y$ 的欧式距离，且 $\gamma_l$ 、 $d_{l,k}$ 均通过以下公式得出：

$$[0020] \quad \begin{cases} d_{l,k} = \|x_{l,k} - y\| \\ \gamma_l = \frac{2}{Z(Z-1)} \sum_{i \neq j} \|x_{l,i} - x_{l,j}\| \end{cases}$$

[0021] 式中， $Z$ 是训练样本集中训练样本的总数， $x_{l,i}$ 、 $x_{l,j}$ 分别为 $K$ 个参考样本中第 $i$ 个、第 $j$ 个训练样本，且有 $0 < i \leq K$ ，有 $0 < j \leq K$ ；

[0022] 步骤4.4、计算目标 $y$ 的分类结果对应的可靠度：

$$[0023] \quad r = \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{l,k} \delta_2(k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_{l,k} \delta_1(k)}$$

[0024] 其中，当每个参考样本的分类结果 $m_{1,k}$ 与目标 $y$ 的分类结果 $m_1$ 相同，则 $\delta_1(k) = 1$ ，否则 $\delta_1(k) = 0$ ；当每个参考样本的分类结果与目标 $y$ 的分类结果相同且分类正确，则 $\delta_2(k) = 1$ ，否则 $\delta_2(k) = 0$ 。

[0025] 进一步地，当步骤五中融合后的分类结果的可靠度满足阈值要求，且共用了 $L$ 个属性集时，则目标 $y$ 融合后的分类结果及其可靠度具体获得方法为：

$$[0026] \quad m_{DS} = \beta_1 m_1 \oplus \dots \oplus \beta_L m_L$$

$$[0027] \quad \begin{cases} \alpha_{DS,k} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \alpha_{l,k} \\ m_{DS,k} = \beta_1 m_{1,k} \oplus \dots \oplus \beta_L m_{L,k} \end{cases}$$

[0028] 计算目标y的融合后的分类结果对应的可靠度r:

$$[0029] \quad r = \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{DS,k} \delta_2(k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_{DS,k} \delta_1(k)}$$

[0030] 其中,当参考样本优化融合后的分类结果 $m_{DS,k}$ 与目标y融合后的分类结果相同,则 $\delta_1(k) = 1$ ,否则 $\delta_1(k) = 0$ ;当参考样本优化融合后的分类结果与目标y融合后的分类结果相同且分类正确时,则 $\delta_2(k) = 1$ ,否则 $\delta_2(k) = 0$ ;

[0031] 其中, $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_L\}$ 是权重系数, $L = 2, \dots, N$ , $\beta_1$ 为分类结果 $m_1$ 的优化权重, $\alpha_{DS,k}$ 为优化融合时第k个参考样本的重要度; $m_{DS,k}$ 表示第k个参考样本优化融合后的分类结果; $m_{1,k}$ 表示第1个选出的属性集对应的第k个参考样本的分类结果。

[0032] 进一步地, $\beta_1$ 通过以下方法获得:

$$[0033] \quad f = \sum_{k=1}^K \left\| \left( \bigoplus_{l=1}^L \beta_l m_{l,k} \right) - T_k \right\|,$$

$$[0034] \quad \text{其中,} \begin{cases} \beta_l \in [0,1] \\ \sum_{l=1}^L \beta_l = 1 \end{cases} \quad l = 1, \dots, L, T_k \text{为每个参考样本的已知标签}$$

$$[0035] \quad T_k = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}^T, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}^T, \dots, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}^T$$

$$[0036] \quad \text{则有,} \beta = \arg \min_{\beta} \sum_{k=1}^K \left\| \left( \bigoplus_{l=1}^L \beta_l m_{l,k} \right) - T_k \right\|。$$

[0037] 进一步地,当第一次选择属性集时,K的取值为20~40。

[0038] 本发明的有益效果是:通过信源自动快速选择方法,有效减少所需信源的数量,节约了成本;通过动态融合识别结果准确度估计方法,既保证了分类效果的准确又增强了算法本身鲁棒性;融合权重通过逐级局部优化来获得,有效避免全局优化对特定目标识别的局限性;本方法在进行融合时对目标属性信息进行有选择的获取,并对分类结果进行可靠度评估,从而降低了信源获取花费又提高了目标识别的鲁棒性能。

### 【附图说明】

[0039] 图1为本发明中动态融合识别结果可靠度估计流程图;

[0040] 图2为本发明中参与融合信源自动选择流程图。

**【具体实施方式】**

[0041] 下面结合附图和具体实施方式对本发明进行详细说明。

[0042] 本发明公开了自适应动态选择信源信息进行高效融合识别方法,结合图1、图2所示,具体包括以下步骤:

[0043] 步骤一、通过多个传感器对训练样本集采集数据,并对采集到的数据进行预处理和特征提取,针对训练样本集中的每个训练样本,均将其属性按相同的规则划分为N个属性集,即 $\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ ,其中,N为大于0的整数, $a_N$ 表示第N个属性集。

[0044] 步骤二、通过每个属性集对训练样本集进行交叉验证,并得出使训练样本集分类准确率最高的属性集。

[0045] 步骤三、根据步骤二中得出的属性集对观测目标进行分类,得出分类结果。

[0046] 步骤四、判断分类结果的可靠度是否满足阈值要求,阈值为预设值,当计算出的可靠度大于阈值时,认为可靠度满足阈值要求:

[0047] 当满足时,按照满足阈值要求的分类结果对目标进行目标识别;

[0048] 当不满足时,在剩余的属性集中找到下一属性集,并对目标进行分类,得出新的分类结果。

[0049] 可靠度通过动态融合识别结果准确度估计方法计算得出,具体方法如下:

[0050] 步骤4.1、根据当前分类结果对应的属性集 $A_1$ ,在训练样本集中选择与目标y距离最近的K个训练样本作为参考样本,其中 $A_1 \in \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ , $\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ 为步骤一中的N个属性集;

[0051] 当使用第一次选择的属性集得出的分类结果的可靠度满足阈值要求时,参考样本K的值优选为20~40,当需要使用第二次选择的属性集选择参考样本时,参考样本的数量选择为0.8K,以此类推,当需要使用第L次选择的属性集时,参考样本的数量选择为 $0.8^{L-1}K$ 。

[0052] 步骤4.2、根据步骤4.1中的属性集 $A_1$ 训练分类器,并根据该分类器对目标y进行分类并得到分类结果 $m_1$ ,且对K个参考样本 $x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,K}$ 进行分类,得到分类结果 $m_{1,1}, m_{1,2}, \dots, m_{1,K}$ , $x_{1,k}$ 是针对属性集 $A_1$ 选出的第k个参考样本;

[0053] 步骤4.3、计算每个参考样本 $x_{1,k}$ 的重要度 $\alpha_{1,k}$ :

$$[0054] \quad \alpha_{1,k} = e^{-\gamma_1 d_{1,k}}$$

[0055] 其中, $\gamma_1$ 为当属性集选取 $A_1$ 时,两两参考样本间的平均距离, $d_{1,k}$ 为当属性集选取 $A_1$ 时,参考样本 $x_{1,k}$ 到目标y的欧式距离, $d_{1,k}$ 越小,则 $x_{1,k}$ 越重要, $x_{1,k}$ 是针对第1个选出的属性集选出的第k个参考样本,且 $\gamma_1$ 、 $d_{1,k}$ 均通过以下公式得出:

$$[0056] \quad \begin{cases} d_{1,k} = \|x_{1,k} - y\| \\ \gamma_1 = \frac{2}{Z(Z-1)} \sum_{i \neq j} \|x_{1,i} - x_{1,j}\| \end{cases}$$

[0057] 式中,Z是训练样本集中训练样本的总数, $x_{1,i}$ 、 $x_{1,j}$ 分别为K个参考样本中第i个、第j个训练样本,且有 $0 < i \leq K$ ,有 $0 < j \leq K$ ;

[0058] 步骤4.4、计算目标y的分类结果对应的可靠度r:



$$[0059] \quad r = \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{l,k} \delta_2(k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_{l,k} \delta_1(k)}$$

[0060] 其中,当每个参考样本的分类结果 $m_{1,k}$ 与目标 $y$ 的分类结果 $m_1$ 均相同,则 $\delta_1(k) = 1$ ,否则 $\delta_1(k) = 0$ ;当每个参考样本的分类结果与目标 $y$ 的分类结果相同且分类正确,则 $\delta_2(k) = 1$ ,否则 $\delta_2(k) = 0$ 。

[0061] 判断得出的可靠度是否满足预设阈值的要求:

[0062] 当满足时,按照满足阈值要求的分类结果对目标进行目标识别;

[0063] 当不满足时,在剩余的属性集中找到下一属性集,并对目标 $y$ 进行分类,得出新的分类结果;

[0064] 在寻找下一属性集时,对于上面的参考样本,分别计算在其他 $N-1$ 个属性集对参考样本的分类结果。然后根据分类结果计算参考样本分别在其他 $N-1$ 个属性上得到总票数,所有参考样本在属性集 $a_g$ 上得票总数记为 $V_g$ 。对于一个属于 $\omega_i$ 类的参考样本, $v_{g,k}$ 是在属性集 $a_g$ 上得票数目,即支持其属于 $\omega_i$ 类的数目。

$$[0065] \quad \begin{cases} V_g = \sum_{k=1}^K v_{g,k} \\ g = \arg \max_g (V_g) \end{cases}$$

[0066] 其中, $a_g$ 就是我们要寻找的下一属性集,同时也要寻找训练样本的新的参考样本(根据该属性集在 $K$ 个近邻中找到目标的 $K_2 = 0.8 * K_1$ 个近邻),并对目标 $y$ 在该属性集下进行分类。

[0067] 融合后的分类结果的可靠度满足阈值要求,且共用了 $L$ 个属性集时,则目标 $y$ 融合后的分类及其可靠度通过如下方法获得:

$$[0068] \quad m_{DS} = \beta_1 m_1 \oplus \dots \oplus \beta_l m_l,$$

$$[0069] \quad \begin{cases} \alpha_{DS,k} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \alpha_{l,k} \\ m_{DS,k} = \beta_1 m_{1,k} \oplus \dots \oplus \beta_l m_{l,k}, \end{cases}$$

[0070] 计算目标 $y$ 的融合后的分类结果对应的可靠度:

$$[0071] \quad r = \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{DS,k} \delta_2(k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_{DS,k} \delta_1(k)}$$

[0072] 其中,当参考样本优化融合后的分类结果 $m_{DS,k}$ 与目标 $y$ 融合后的分类结果相同,则 $\delta_1(k) = 1$ ,否则 $\delta_1(k) = 0$ ;当参考样本优化融合后的分类结果与目标 $y$ 融合后的分类结果相同且

分类正确时,则 $\delta_2(k) = 1$ , 否则 $\delta_2(k) = 0$ ;

[0073]  $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_L\}$  是权重系数,  $l = 1, \dots, L, L = 2, \dots, N, \alpha_{DS,k}$  为优化融合时第 $k$ 个参考样本的重要度;  $m_{DS,k}$  表示第 $k$ 个参考样本优化融合后的分类结果;  $m_{l,k}$  表示第 $l$ 个选出的属性集对应的第 $k$ 个参考样本的分类结果,  $\beta_l$  为分类结果 $m_l$ 的优化权重。

[0074] 分类结果间相互融合的权重, 通过对优化函数进行优化来获取, 也就是优化出来的参数就是融合时的权重系数, 即 $\beta_l$  通过以下方法获得, 优化函数 $f$ 构造如下式:

$$[0075] \quad f = \sum_{k=1}^K \left\| \left( \bigoplus_{l=1}^L \beta_l m_{l,k} \right) - T_k \right\|,$$

$$[0076] \quad \text{其中, } \begin{cases} \beta_l \in [0,1] \\ \sum_{l=1}^L \beta_l = 1 \end{cases} \quad l = 1, \dots, L, L \text{ 是信源数目, 即使用的属性集的数目, 则有,}$$

$$\beta = \arg \min_{\beta} \sum_{k=1}^K \left\| \left( \bigoplus_{l=1}^L \beta_l m_{l,k} \right) - T_k \right\|, \beta \text{ 为包含有优化权重 } \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_L \text{ 的向量, 由于原始分}$$

类标签为 $1, 2, \dots$ 。为了构造优化函数, 需要将原始标签重新改为向量的形式, 则 $T_k$  为每个参考样本的已知标签

$$[0077] \quad T_k = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}^T, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}^T, \dots, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}^T。$$

[0078] 步骤五、将步骤三中得出的分类结果和步骤四中得出的分类结果进行优化融合, 并得出融合后的分类结果。

[0079] 步骤六、根据步骤五中得出的融合后的分类结果重复执行步骤四, 直至分类结果的可靠度满足阈值要求或所有属性集均被用完为止, 当所有属性集均被用完时, 使用最终得到的分类结果对目标进行目标识别。

[0080] 针对自适应动态选择信源信息进行高效融合识别方法的有效性, 通过用三种不同的分类器 (支持向量机, 朴素贝叶斯, 证据最近邻) 和12个数据集对不同方法 (平均值法 (MV), 加权平均法 (WDS), 证据推理 (DS), 加权证据推理 (WDS), 优化证据推理 (OWDS), 提出的新方法 (NEW)) 进行了对比实验验证。实验数据集的基本信息如表1, 实验结果如表2, 表3, 表4, 实验结果包括每种方法所用平均属性数 (Attributes) 和平均正确率 (Accuracy)。

[0081]

Data	Classes	Attributes	Instances
Vehicle (Veh)	4	18	946
Sonar (So)	2	60	208
Seeds (Se)	3	7	210
Vowel (Vo)	11	13	990
Page (Pa)	5	10	5473
Satimage (Sa)	6	36	6435

Pima (Pi)		2	8	768
Movement-libras (ML)		15	90	455
Wisconsin (Wis)		2	9	683
Wdbc (Wd)		2	30	569
Whitewinequality (Wwq)		7	11	4898
Red wine quality (Rwq)		6	11	1599

[0082] 表1

Data	N	MV	WMV	DS	WDS	OWDS		NEW	
		Accuracy	Accuracy	Accuracy	Accuracy	Attribute	Accuracy	Attribute	Accuracy
Ve	8	0.5831	0.5890	0.5742	0.6037	4	0.5428	3.2724	0.6549
So	13	0.7510	0.7510	0.7309	0.7149	3	0.7289	2.7149	0.7952
Se	3	0.9246	0.9286	0.9206	0.9325	2	0.9345	1.7540	0.9484
Vo	5	0.3039	0.3418	0.2761	0.4024	4	0.3093	30.328	0.4773
Pa	3	0.9171	0.9180	0.9171	0.9187	2	0.9153	1.5128	0.9326
Sa	8	0.7944	0.7941	0.7945	0.7944	3	0.7577	2.3301	0.8071
Pi	4	0.6862	0.7079	0.6895	0.7047	3	0.7166	2.0445	0.7438

[0083]

ML	10	0.6378	0.6378	0.6311	0.6422	5	0.6067	4.9178	0.6933
Wi	4	0.9635	0.9562	0.9599	0.9574	4	0.9471	3.2129	0.9550
Wd	8	0.9342	0.9357	0.9284	0.9196	2	0.9167	1.7018	0.9342
wq	5	0.4546	0.4543	0.4543	0.4546	3	0.4643	2.3441	0.4752
Rwq	5	0.5587	0.5603	0.5618	0.5681	4	0.4953	3.5399	0.5853

[0084]

[0085] 表2

Data	N	MV	WMV	DS	WDS	OWDS		NEW	
		Accuracy	Accuracy	Accuracy	Accuracy	Attribute	Accuracy	Attribute	Accuracy
Ve	8	0.4415	0.4405	0.4346	0.4444	3	0.4671	2.2724	0.5811
So	13	0.7149	0.7189	0.7229	0.7309	2	0.6908	1.8072	0.7952
Se	3	0.8929	0.8929	0.8976	0.9048	2	0.9127	1.7667	0.8810
Vo	5	0.6136	0.6052	0.5800	0.5648	3	0.4436	2.8502	0.7062
Pa	3	0.9191	0.9201	0.9201	0.9214	2	0.9149	1.2566	0.9271
Sa	8	0.8042	0.8053	0.8048	0.8054	3	0.7919	2.1237	0.8344
Pi	4	0.7199	0.7296	0.7286	0.7383	2	0.7155	1.9327	0.7188
ML	10	0.5978	0.5978	0.5756	0.5956	4	0.5622	3.4933	0.6422
Wi	4	0.9732	0.9745	0.9720	0.9732	2	0.9428	1.6363	0.9367
Wd1	8	0.9371	0.9371	0.9357	0.9342	2	0.9298	1.4795	0.9459
Wq	5	0.4778	0.4780	0.4693	0.4786	3	0.4969	2.0197	0.5089
Rwq	5	0.5696	0.5676	0.5655	0.5717	4	0.5284	3.1862	0.5816

[0087] 表3

Data	N	MV	WMV	DS	WDS	OWDS		NEW	
		Accuracy	Accuracy	Accuracy	Accuracy	Attribute	Accuracy	Attribute	Accuracy
Ve	8	0.5841	0.5855	0.5782	0.5855	4	0.4572	3.2581	0.6150
So	13	0.7169	0.7048	0.6747	0.7108	4	0.6747	3.3193	0.7470
Se	3	0.9167	0.9167	0.9226	0.9107	2	0.9167	1.8155	0.9226
Vo	5	0.5543	0.5795	0.5694	0.5694	2	0.4356	1.8131	0.6124

Pa	3	0.9388	0.9402	0.9388	0.9406	2	0.8920	1.4077	0.9543
Sa	8	0.8836	0.8838	0.8818	0.8840	2	0.7967	1.9743	0.8910
Pi	4	0.6987	0.6889	0.6857	0.7134	3	0.6694	2.2785	0.7150
ML	10	0.6833	0.6833	0.6800	0.6867	3	0.5233	2.1633	0.6900
Wi	4	0.9708	0.9726	0.9690	0.9653	2	0.9434	1.5730	0.9617
Wd	8	0.9254	0.9211	0.9167	0.9123	2	0.9430	1.8311	0.9583
wq	5	0.5242	0.5260	0.5222	0.5237	3	0.4847	2.8058	0.5368
Rwq	5	0.5360	0.5501	0.5665	0.5728	4	0.5352	3.0344	0.6056

[0090] 表4

[0091] 最后,做出信源探测代价与识别贡献的性价比评估;

[0092] 因为每个信源的获取都是需要付出代价的,这个代价不仅仅是资金意义上的成本代价,它泛指在特定条件下执行任务所需的一切资源。这个特定的条件包括,特殊的任务、

有限的能源,有限的时间,有限的资金等等。要想达到这个效果,必须确保所获取的信源的充分有效性,以避免获取太多无用的信源所付出的那部分代价。因此我们必须考虑信源探测代价与对识别贡献的性价比评估。这里定义性价比的评估方法如下:

$$[0093] \quad \varphi = \frac{\rho}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n C_i} \times 100 \quad n=1, \dots, N$$

[0094] 其中,N是传感器总数,也就是实验中的属性集数目, $\rho$ 是正确率,n是实际所用的信源数目, $C_i$ 是获取每个信源的代价,它需要根据具体工程实际来确定,本实施例中默认为其皆相等且为1。

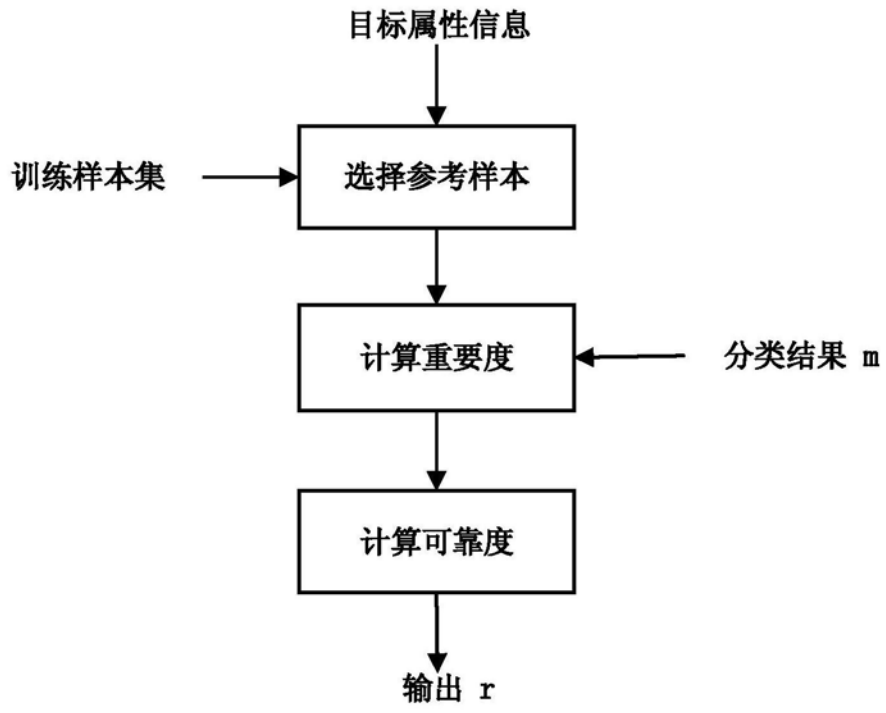


图1

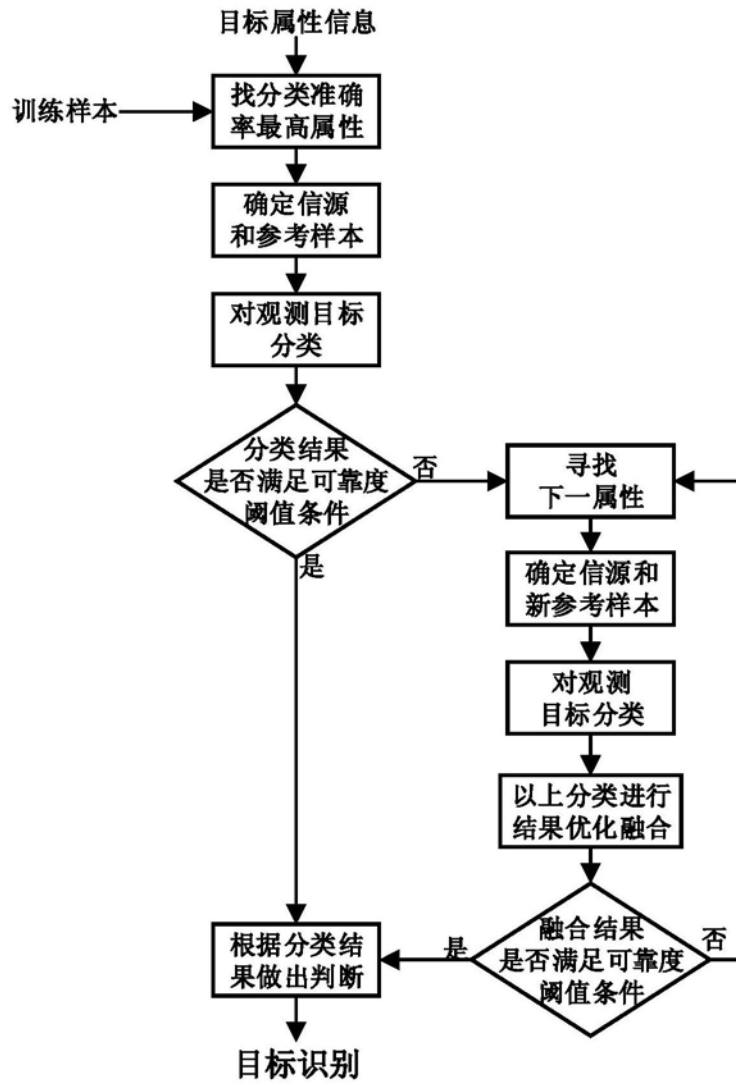


图2