

基于直觉模糊核匹配追踪的目标识别方法

雷 阳,雷英杰,周创明,孔韦韦

(空军工程大学导弹学院计算机工程系,陕西三原 713800)

摘 要: 针对反导目标识别系统需对具有不同重要性的目标类别进行不同精度识别这一问题,提出一种基于直觉模糊核匹配追踪的目标识别方法.该方法利用核匹配追踪算法及平方间隔损失函数的优势设计了基于平方间隔损失函数的直觉模糊核匹配追踪学习机,并进一步扩展到任意非平方间隔损失函数,建立基于任意损失函数的直觉模糊核匹配追踪学习机.提出直觉模糊参数函数化的选取算法,使学习机的最终判决对指定的重要目标类别达到较高的识别精度.线性、同心圆样本高精度识别的实验分别展示了直觉模糊核匹配追踪算法的优越性,实际目标样本的识别结果验证了该方法的高识别率.

关键词: 目标识别;核匹配追踪;直觉模糊集;损失函数

中图分类号: TP182; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 06-1441-06

Techniques for Target Recognition Based on Intuitionistic Fuzzy Kernel Matching Pursuit

LEI Yang, LEI Ying-jie, ZHOU Chuang-ming, KONG Wei-wei

(Department of Computer Engineering, Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan, Shaanxi 713800, China)

Abstract: In order to classify the target samples of diverse importance much more precisely according to the predefined importance of samples in antimissile system, a technique for target recognition based on intuitionistic fuzzy kernel matching pursuit (IFKMP) is proposed. With the help of the advantages of kernel matching pursuit (KMP) and least-squares loss function, intuitionistic fuzzy kernel matching pursuit learning machine (IFKMPLM) is devised and built based on least-squares loss function, which is expanded to any non-squares loss function, following with IFKMPLM based on that build. Ascribing to transforming intuitionistic fuzzy parameter into a renewed form of intuitionistic fuzzy function, the algorithm for ascertaining intuitionistic fuzzy function is also presented, serving for the appointed important target samples possessing much more precise. An extensive experimental comparison among KMP, FKMP, and IFKMP performed on linear and homocentric circle samples, respectively, shows its superiority over others, moreover, the recognition results of the practical target samples prove the high efficiency of the proposed technique.

Key words: target recognition; kernel matching pursuit; intuitionistic fuzzy sets; loss function

1 引言

支撑向量机、相关向量机及核匹配追踪 (Kernel Matching Pursuit, KMP) 是近年来新兴的三大机器学习方法^[1], 而核匹配追踪的提出为模式识别领域提供了一种崭新有效的核机器方法, 其基本思想来源于信号处理中的匹配追踪算法及支撑向量机中的核方法. 核匹配追踪方法将某些在低维空间线性不可分的问题转化为高维空间线性可分的问题以期实现解决, 核匹配追踪分类器的分类性能几乎可以达到支撑向量机的分类性能, 却具有更为稀疏的解^[2], 因而核匹配追踪的起步期发展已成功应用于目标分类^[3]、图像识别^[4~6]、雷达目标识别^[7]、特征模式识别^[8]、人脸识别、数据挖掘等领域.

虽然核匹配追踪的优良特性已成功服务于目标识别领域, 然而在实际反导系统应用中却存在一种特殊情况: 一类目标比另一类目标 (或其余目标) 更为重要, 要求对重要目标类别的识别精度要高, 而对其余目标可进行粗略识别, 如当对导弹进行识别时, 往往要从众多诱饵、各类飞行器等构成的威胁中将具有最大威胁的飞行目标——携带核弹头或其他大规模杀伤武器的弹头分离开来. 但经典的核匹配追踪在处理模式识别的问题中平等地对待所有样本, 最终的求解是对错分误差和分类间隔进行折中的结果, 它可以对两类样本做出平等综合的考虑, 要求总识别误差尽可能小, 却不能对某一类或某一些指定的样本进行针对性的识别, 这就限制了核匹配追踪在有特殊性要求问题中的应用. 文献[8]提出

了模糊核匹配追踪方法,根据样本之间的重要性不同,对每个类别样本分别赋予不同的权重(即模糊因子),使得学习机训练出针对目标样本的决策,然而每个类别样本的模糊因子完全取决于折中因子的设定,而折中因子仅仅是根据人工经验进行选取,这一点会对学习训练过程带来一定的风险导致识别信息的损失.

鉴于此,本文提出了直觉模糊核匹配追踪算法并建立了相应的学习机,即引入直觉模糊集(Intuitionistic fuzzy sets, IFS),利用 IFS 的隶属度函数、非隶属度函数、直觉指数及非犹豫度指数,通过将直觉模糊参数函数化从而提出相应的算法,根据具有不同重要性的样本,有效地将直觉模糊参数赋予不同的目标样本,克服了核匹配追踪算法平等综合训练各类样本的缺陷,解决了重要样本高精度识别这一瓶颈问题,从而进一步扩展了核匹配追踪在反导目标识别系统中的实际应用.

2 核匹配追踪

核匹配追踪的本质是采用核方法生成函数字典,而核方法的应用启发于机器学习方法中的支撑向量机.核匹配追踪的基本思想:首先将训练数据从输入空间映射到高维希尔伯特空间中,通过计算样本间的核函数值来代替样本在高维空间中的向量内积,并由相应的核函数值生成基函数字典,最后通过贪婪算法在基函数字典中寻找一组基原子的线性组合来逼近目标函数,即最小化损失函数,该线性组合即为所求解的决策函数.在支撑向量机中,应用的核函数要满足 Mercer 条件^[9,10],然而在匹配追踪中,核函数不必满足此条件,且在生成函数字典的同时可采用多个核函数.通常采用的核函数有^[11,12]:

(1)高斯核: $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2/2p^2)$, $p \neq 0$;

(2)多项式核: $K(x, x_i) = [(x, x_i) + 1]^d$, $d \in N$;

(3)Sigmoid 核:

$$K(x, x_i) = \tanh(a(x, x_i) + c), a, c \in R.$$

给定核函数 $K: R^d \times R^d \rightarrow R$, 利用观测点 $\{x_1, \dots, x_l\}$ 处的核函数值生成函数字典: $D = \{g_i = K(\cdot, x_i) \mid i = 1, \dots, l\}$. 核匹配追踪其本质表明目标函数是分类函数的一种逼近,表达式即

$$f_N = \sum_{n=1}^N \alpha_n g_n \quad (1)$$

其中 N 是字典 D 中基函数的个数, $\{g_1, \dots, g_l\}$ 是定义在希尔伯特空间中的一组基函数, $\{\alpha_1, \dots, \alpha_l\} \in RN$ 是与基函数 $\{g_1, \dots, g_l\}$ 对应的相关系数.

3 直觉模糊核匹配追踪

3.1 基于平方间隔损失函数的直觉模糊核匹配追踪学习机

定义 1 (\odot 运算^[8]). 对于两个向量 $x = (x_1, \dots,$

$x_m)$, $y = (y_1, \dots, y_m)$, 向量之间的 \odot 运算定义为

$$x \odot y = (x_1 \cdot y_1, \dots, x_m \cdot y_m) \quad (2)$$

同时,

$$\|x \odot y\|^2 = \sum_{i=1}^m (x_i, y_i)^2 \quad (3)$$

下面详细地建立基于平方损失函数的直觉模糊核匹配追踪.

给定样本 $\{(x_1, y_1, \omega(y_1)), \dots, (x_l, y_l, \omega(y_l))\}$, 其中 $x \in R^N$ 为其特征, $y \in R$ 为观测值, $\omega(y_i)$ 为直觉模糊参数, 采用核函数 $K: R^d \times R^d \rightarrow R$, 利用观测点 $\{x_1, \dots, x_m\}$ 处的核函数值生成函数字典: $D = \{g_i = K(\cdot, x_i) \mid i = 1, \dots, l\}$.

重新定义残差

$$r_N = \omega(y_i) \odot (y - f_N) = \begin{bmatrix} \omega(y_1)(y_1 - f_N(x_1)) \\ \vdots \\ \omega(y_l)(y_l - f_N(x_l)) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $f_N(x_i) = \sum_{j=1}^N \alpha_j g_j(x_i)$ 是第 $i (i = 1 \sim l)$ 点的估计值 \hat{y}_i , 则其重构误差为

$$\|r_N\|^2 = \|\omega(y_i) \odot (y - f_N)\|^2 = \sum_{i=1}^l (\omega(y_i)(y_i - f_N(x_i)))^2 \quad (5)$$

由匹配追踪算法,

$$\begin{aligned} \|r_{N+1}\|^2 &= \|\omega(y_i) \odot (y - (f_N + \alpha_{N+1} g_{N+1}))\|^2 \\ &= \|\omega(y_i) \odot (y - f_N) - \omega(y_i) \odot (\alpha_{N+1} g_{N+1})\|^2 \\ &= \|r_N - \omega(y_i) \odot (\alpha_{N+1} g_{N+1})\|^2 \\ &\triangleq \|r_N - \omega(y_i) \odot (\alpha g)\|^2 \end{aligned} \quad (6)$$

则

$$\|r_{N+1}\|^2 = \|r_N\|^2 - 2\alpha \langle r_N, \omega(y_i) \odot g \rangle + \alpha^2 \|\omega(y_i) \odot g\|^2 \quad (7)$$

寻找相应的 $\alpha \in R, g \in D$, 使得重构误差 $\|r_{N+1}\|^2$ 最小, 令 $\frac{\partial \|r_{N+1}\|^2}{\partial \alpha} = 0$, 可得

$$-2[\langle r_N, \omega(y_i) \odot g \rangle + 2\alpha \|\omega(y_i) \odot g\|^2 = 0 \quad (8)$$

故

$$\alpha = \frac{\langle r_N, \omega(y_i) \odot g \rangle}{\|\omega(y_i) \odot g\|^2} \quad (9)$$

将上式代入式(6), 得

$$\begin{aligned} \|r_{N+1}\|^2 &= \|r_N\|^2 - 2 \frac{\langle r_N, \omega(y_i) \odot g \rangle}{\|\omega(y_i) \odot g\|^2} \cdot \langle r_N, \omega(y_i) \odot g \rangle \\ &\quad + \left(\frac{\langle r_N, \omega(y_i) \odot g \rangle}{\|\omega(y_i) \odot g\|^2} \right)^2 \|\omega(y_i) \odot g\|^2 \\ &= \|r_N\|^2 - \left(\frac{\langle r_N, \omega(y_i) \odot g \rangle}{\|\omega(y_i) \odot g\|^2} \right)^2 \end{aligned} \quad (10)$$

由上, 直觉模糊核匹配追踪即是在由核函数生成的字

典 D 中,寻找基函数 g ,使得 $\|r_{N+1}\|^2$ 最小,即

$$g_{N+1} = \arg \min_{g \in D} \left(\|r_N\|^2 - \left(\frac{\langle r_N, \omega(y_i) \odot g \rangle}{\|\omega(y_i) \odot g\|^2} \right)^2 \right) \quad (11)$$

式(11)等价于

$$g_{N+1} = \arg \max_{g \in D} \left| \frac{\langle r_N, \omega(y_i) \odot g \rangle}{\|\omega(y_i) \odot g\|^2} \right| \quad (12)$$

相应的

$$\alpha_{N+1} = \frac{\langle r_N, \omega(y_i) \odot g_{N+1} \rangle}{\|\omega(y_i) \odot g_{N+1}\|^2} \quad (13)$$

采用同标准匹配追踪相似的方法,每 $fitN$ 步进行一次后拟合来修正系数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i$,使 f_i 进一步逼近观测值,即

$$\begin{aligned} \alpha_1, \dots, \alpha_i &= \arg \min_{\alpha_1, \dots, \alpha_i} \|\omega(y_i) \odot (f_i - y)\|^2 \\ &= \arg \min_{\alpha_1, \dots, \alpha_i} \|\omega(y_i) \odot \left(\sum_{k=1}^N \alpha_k g_k - y \right)\|^2 \end{aligned} \quad (14)$$

最终得到应用于模式识别的判决函数

$$f_N(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i g_i(x) \right) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i K(x, x_i) \right) \quad (15)$$

其中 $\{sp\}$ 表示直觉模糊核匹配追踪算法得到的支撑模式。

3.2 基于任意损失函数的直觉模糊核匹配追踪学习机

类似于核匹配追踪学习机向非平方损失函数地拓展策略,采用梯度下降法将直觉模糊核匹配追踪学习机拓展到任意的非平方损失函数。给定某损失函数 $L(y_i, f_N(x_i))$,结合直觉模糊参数重新建立基于损失函数 $L(y_i, f_N(x_i))$ 的自适应残差为 $\omega(y_i) \cdot L(y_i, f_N(x_i))$,即

$$\tilde{r}_N = \left(-\omega(y_i) \frac{\partial L(y_1, f_N(x_1))}{\partial f_N(x_1)}, \dots, -\omega(y_i) \frac{\partial L(y_l, f_N(x_l))}{\partial f_N(x_l)} \right) \quad (16)$$

利用贪婪算法,在第 $N+1$ 步迭代中,最优基原子和相应的系数为

$$g_{N+1} = \arg \max_{g \in D} \left| \frac{\langle g, \tilde{r}_N \rangle}{\|g\|} \right| \quad (17)$$

$$\alpha_{N+1} = \arg \min_{i=1}^l \left(\omega(y_i) \cdot L(y_i, f_N(x_i)) + \alpha_{N+1} g_{N+1}(x_i) \right) \quad (18)$$

当增加 $\alpha_{N+1} g_{N+1}$ 后,匹配追踪在第 i 代对观测值的逼近并不一定是最优的;仍然通过后拟合的方法修正 f_i ,使其进一步逼近观测值,即重新调整系数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{N+1}$,使得当前的自适应残差能量最小:

$$\alpha_1, \dots, \alpha_{N+1} = \arg \min_{\alpha_k \in R(k=1-N+1)} \sum_{i=1}^l \omega(y_i) L(y_i, \sum_{j=1}^{N+1} \alpha_j g_j(x_i)) \quad (19)$$

最后得到的应用于模式识别的直觉模糊核匹配追踪学

习机的判决超平面为

$$f_N(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i g_i(x) \right) = \text{sgn} \left(\sum_{i \in \{sp\}} \alpha_i K(x, x_i) \right) \quad (20)$$

其中 $\{sp\}$ 表示直觉模糊核匹配追踪算法得到的支撑模式。

3.3 直觉模糊参数选取

在反导系统目标识别中,一类目标的识别比另一类目标(或其余目标)的识别显得尤为重要,因此要求对这些目标的识别精度要高。针对这一情况直觉模糊参数 $\omega(y_i)$ 选取给出以下算法:

Step1 给定一类目标 y_i 且确定该类目标为指定目标类别或是非指定目标类别。需确定其隶属度函数及隶属度 $\mu(y_i) = \exp[-(y_i - c)^2/2\sigma^2] \in [0, 1]$ (隶属度函数形态各式各样,此处选定 Gaussian 型隶属度函数,且 σ 与 c 分别表示宽度和中心),并确定其非隶属度函数及非隶属度 $\gamma(y_i) = \delta(y_i) - \exp[-(y_i - c)^2/2\sigma^2] \in [0, 1]$ 且 $\delta(y_i) = 1 - \pi(y_i)$ ($\delta(y_i)$ 为非犹豫指数^[13], $\pi(y_i)$ 为直觉指数)。

Step2 直觉模糊参数 $\omega(y_i)$ 选取如下:

$$\begin{aligned} \omega(y_i) &= \begin{cases} \mu(y_i) + \delta(y_i), & y_i \text{ 为指定目标类别} \\ \gamma(y_i) - \delta(y_i)/\delta(y_i) - \gamma(y_i), & y_i \text{ 为非指定目标类别} \end{cases} \end{aligned} \quad (21)$$

上式中, $\delta(y_i) \in (0, 1)$ 为非犹豫指数。直觉模糊参数 $\omega(y_i)$ 算法的物理意义是明确区分出指定目标与非指定目标,使得指定目标类别的识别精度大大增加,降低非指定目标的识别精度,从而使得指定目标类别可进行针对性地学习训练,达到实际应用中重要目标优先高精度识别的效果。需要说明的是即使对非指定类别产生较大的错分误差 ϵ ,它带来的总识别风险仍然比较小,而且有效降低了非指定类别目标由低精度识别所带来的损失。

4 仿真实验

4.1 线性样本高精度识别

产生两类交错的线性样本 $y = ax + b$,其中第一类样本与第二类样本为均匀分布,两类样本各取 100 个作为训练样本。采用高斯核 $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2/2p^2)$, $p = 6$,此处, KMP 均采用了早停策略,即预设贪婪算法的最大迭代次数 $\max N = 40$,且每经过 $fitN$ 步进行一次后拟合, $fitN = 5$ 。直觉模糊参数 $\omega(y_i)$ 根据 3.3 节给出的算法选取,选取 $\delta(y_i) = 0.6$,可得:(1)指定类别样本 y_1 (图中“+”)的直觉模糊参数 $\omega(y_1) = 1.1$; (2)非指定类别样本 y_2 (图中“*”)的直觉模糊参数 $\omega(y_2) = 0.4$ 。图中分别用“+”和“*”表示两类样本,要求对样本

“+”的识别精度尽可能高.图1~3分别给出了用标准核匹配追踪、模糊核匹配追踪和直觉模糊核匹配追踪的识别结果.由图清晰可见直觉模糊核匹配追踪的对“+”样本高精度识别效果最好,错分误差仅为 $\epsilon_1 =$

0.0135,模糊核匹配追踪识别效果次之,错分误差 $\epsilon_2 = 0.1779$,标准核匹配追踪识别较之其他两种最差,错分误差 $\epsilon_3 = 0.3001$.

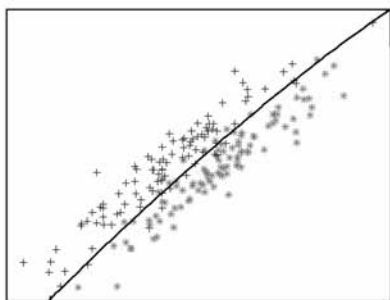


图1 标准核匹配追踪

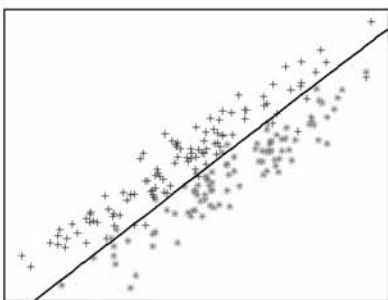


图2 模糊核匹配追踪

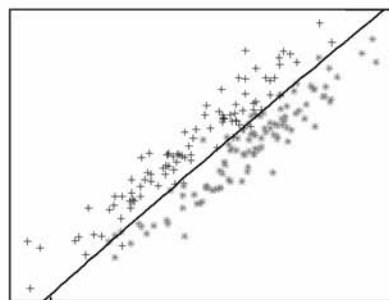


图3 直觉模糊核匹配追踪

4.2 同心圆样本高精度识别

产生两类交错的同心圆样本 $\begin{cases} x = \rho \cdot \cos\theta \\ y = \rho \cdot \sin\theta \end{cases}, \theta \in U[0, 2\pi]$, 其中第一类样本与第二类样本的半径为均匀分布,且分别为 $[0, 3], [2, 10]$, 两类样本各取 100 个作为训练样本.采用高斯核 $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2p^2)$, $p = 4$, 此处, KMP 均采用了早停策略,即预设贪婪算法的最大迭代次数 $\max N = 50$, 且每经过 $\text{fit}N$ 步进行一次后拟合, $\text{fit}N = 6$. 直觉模糊参数 $\omega(y_i)$ 根据 3.3 节给出的算法选取, 选取 $\delta(y_i) = 0.8$, 可得: (1) 指定类别

样本 y_1 (图中“·”)的直觉模糊参数 $\omega(y_1) = 1.5$; (2) 非指定类别样本 y_2 (图中“*”)的直觉模糊参数 $\omega(y_2) = 0.5$. 图中分别用“·”和“*”表示两类样本, 要求对样本“·”(即中心区域样本)的识别精度尽可能高. 图4~6分别给出了用标准核匹配追踪、模糊核匹配追踪和直觉模糊核匹配追踪的识别结果, 由图清晰可见直觉模糊核匹配追踪的对“·”样本高精度识别效果最好, 错分误差仅为 $\epsilon_1 = 0.0181$, 模糊核匹配追踪识别效果次之, 错分误差 $\epsilon_2 = 0.1947$, 标准核匹配追踪识别较之其他两种最差, 错分误差 $\epsilon_3 = 0.2294$.

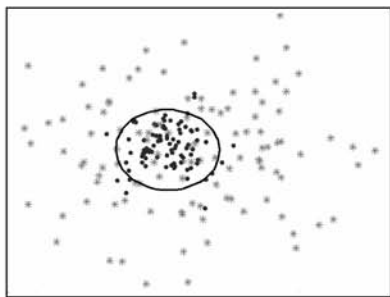


图4 标准核匹配追踪

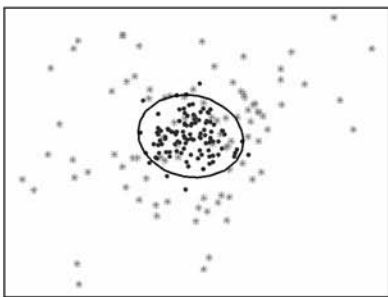


图5 模糊核匹配追踪

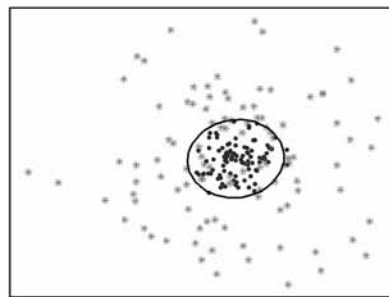


图6 直觉模糊核匹配追踪

4.3 对实际目标类别的识别测试

重点选取防空反导系统中洲际弹道导弹(可携带核弹头的导弹)以及战术弹道导弹、反辐射导弹、巡航导弹这四类威胁程度大^[14]的目标作为高精度识别样本, 对本文提出的直觉模糊核匹配追踪(IFKMP)算法进行测试, 并与核匹配追踪(KMP)、模糊核匹配追踪(FKMP)算法进行比较. 除高精度识别的目标类别外, 大量的空中诱饵、各式飞行器均为干扰性目标类别. 此处, 空中目标特征描述为雷达反射截面积、巡航速度、垂直速度、飞行高度和加速度^[15]. 因此, 空中目标样本属性数据由 5 个特征属性和一个类别属性构成, 是一个 2 类问题. 在第一类目标 y_1 (洲际弹道导弹) 的识别测试中, 选取 300 个目标样本, 其中 200 个作为训练样本, 对其余 100 个样本中的 33 个正类样本进行识别测试, 采

用高斯核 $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2p^2)$, $p = 1.6$, $\max N = 55$, $\text{fit}N = 5$, $\omega(y_1) = 1.4$; 第二类目标 y_2 (战术弹道导弹) 识别测试时选取 450 个目标样本, 其中 375 个作为训练样本, 对其余 75 个样本中的 25 个正类样本进行识别测试, 采用高斯核 $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2p^2)$, $p = 3.5$, $\max N = 70$, $\text{fit}N = 6$, $\omega(y_2) = 1.3$; 第三类目标 y_3 (反辐射导弹) 识别测试时选取 520 个目标样本, 400 个作为训练样本, 对其余 120 个样本中的 50 个正类样本进行识别测试, 采用高斯核 $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2p^2)$, $p = 5.8$, $\max N = 80$, $\text{fit}N = 7$, $\omega(y_3) = 1.6$; 第四类目标 y_4 (巡航导弹) 识别中选取 730 个目标样本, 580 个作为训练样本, 对其余 150 个样本中的 75 个正类样本进行识别测试, 采用高斯核 $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2p^2)$, $p = 7.0$, $\max N = 100$, $\text{fit}N = 8$,

$\omega(y_4) = 1.5$. 以上正类样本刻画为需高精度识别的目标样本. 每类目标样本的两次识别测试均选取平方间隔损失函数(Loss-mse)和其他任意损失函数, 此处选取修正双曲正切损失函数(Loss-tanh).

本次仿真实验结果是在 Matlab 环境下进行 80 次实验取平均后的结果, 如表 1 所示. 由实验结果可知, 由于传统的 KMP 算法平等对待所有样本的特性, 并不能对小数量类别样本进行识别, 甚至有时失去识别能力, FKMP 算法解决了这一问题, 但指定样本识别率却没有达到十分理想的效果, 而利用 IFKMP 算法实现了对重要样本的充分学习, 次要样本的粗略学习, 使学习机对指定样本最终判决的识别精度有效提高到了 98% 以上, 达到了良好的效果.

表 1 四类目标样本高精度识别测试结果

目标类别	训练样本	测试样本	损失函数	算法	识别率
洲际弹道导弹	+ 1 类:137 - 1 类:63	+ 1 类:33	Loss-mse	KMP	33.76%
				FKMP	68.87%
				IFKMP	99.89%
			Loss-tanh	KMP	37.86%
				FKMP	84.31%
				IFKMP	98.65%
战术弹道导弹	+ 1 类:315 - 1 类:60	+ 1 类:25	Loss-mse	KMP	40.25%
				FKMP	76.45%
				IFKMP	99.51%
			Loss-tanh	KMP	38.15%
				FKMP	72.81%
				IFKMP	99.75%
反辐射导弹	+ 1 类:325 - 1 类:75	+ 1 类:50	Loss-mse	KMP	41.78%
				FKMP	80.98%
				IFKMP	98.99%
			Loss-tanh	KMP	51.12%
				FKMP	80.65%
				IFKMP	99.66%
巡航导弹	+ 1 类:137 - 1 类:495	+ 1 类:75	Loss-mse	KMP	53.35%
				FKMP	83.45%
				IFKMP	99.93%
			Loss-tanh	KMP	56.78%
				FKMP	85.88%
				IFKMP	99.01%

5 结论

本文的主要贡献是以核匹配追踪为原型, 有效结合了直觉模糊参数的选取算法, 从而提出了直觉模糊核匹配追踪算法, 设计了直觉模糊核匹配追踪学习机, 为解决反导系统目标识别中根据目标样本的重要性可进行不同精度识别这一问题提供了一种新的尝试与方法, 使学习机的最终判决对指定的重要目标类别达到较高的识别精度, 而对次要的目标类别仅进行粗略识别. 在本文的仿真实验中, 线性样本与同心圆样本的高精度识别实验充分说明了在非反导系统目标识别情况

下直觉模糊核匹配追踪算法较之核匹配追踪算法、模糊核匹配追踪算法的优越性, 而实际目标类别识别测试的实验结果又验证了在反导系统目标识别情况下直觉模糊核匹配追踪算法较之核匹配追踪算法、模糊核匹配追踪算法具有较高的识别率, 且达到了十分理想的效果. 故而, 直觉模糊核匹配追踪方法是一次核机器拓展有效的新尝试.

参考文献

[1] Vlad Popovici, Sam Bengio, Jean-Philippe Thiran. Kernel matching pursuit for large datasets [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(12): 2385 – 2390.

[2] Vincent Pascal, Bengio Yoshua. Kernel matching pursuit [J]. Machine Learning, 2002, 48(1 – 3): 165 – 187.

[3] Liao X J, Li H, Krishnapuram B. An M-ary kernel macthing pursuit classifier for multi-aspect target classification [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP) [C]. Montreal, Quebec, Canada, 2004. 61 – 64.

[4] 缙水平, 焦李成. 基于多尺度几何分析与核匹配追踪的图象识别 [J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(6): 776 – 781.

 Gou Shui-ping, Jiao Li-cheng. Image recognition based on multi-scale geometric analysis and kernel matching pursuit [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2007, 20(6): 776 – 781. (in Chinese)

[5] 龙泓琳, 皮亦鸣, 曹宗杰. 基于非负矩阵分解的 SAR 图像目标识别 [J]. 电子学报, 2010, 38(6): 1 – 5.

 Long Hong-lin, Pi Yi-ming, Cao Zong-jie. Non-negative matrix factorization for target recognition [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(6): 1 – 5. (in Chinese)

[6] 张志龙, 张焱, 沈振康. 基于特征谱的高分辨率遥感图像港口识别方法 [J]. 电子学报, 2010, 38(9): 2184 – 2188.

 Zhang Zhi-long, Zhang Yan, Shen Zhen-kang. Port recognition in high resolution remote sensing images based on feature spectrum [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(9): 2184 – 2188. (in Chinese)

[7] 马建华, 刘宏伟, 保铮. 利用核匹配追踪算法进行雷达高分辨距离像识别 [J]. 西安电子科技大学学报 (自然科学版), 2005, 32(1): 84 – 88.

 Ma Jian-hua, Liu Hong-wei, Bao Zheng. Radar HRRP recognition based on the kernel matching pursuit classifier [J]. Journal of Xidian University (Natural Sciences), 2005, 32(1): 84 – 88. (in Chinese)

[8] 李青, 焦李成, 周伟达. 基于模糊核匹配追踪的特征模式识别 [J]. 计算机学报, 2009, 32(8): 1687 – 1694.

 Li Qing, Jiao Li-cheng, Zhou Wei-da. Pattern recognition based on the fuzzy kernel matching pursuit [J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(8): 1687 – 1694. (in Chinese)

- [9] Vapnik V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5): 988 – 999.
- [10] Burges C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 1 – 47.
- [11] Scholkopf B, Smola A. Learning with Kernels[R]. Cambridge, MA: MIT Press, 1999.
- [12] Burges C J C. Geometry and in Variance in Kernel Based Method [R]. Advance in Kernel Method-Support Vector learning, Cambridge MA: MIT Press, 1999. 86 – 116.
- [13] Lei Y, Hua J X, Yin H Y. Normal Techniques for Ascertaining Nonmembership Functions of Intuitionistic Fuzzy Sets[R]. Yantai, China: Proceeding of CCDC 2008 by IEEE Press, 2008. 2520 – 2524.
- [14] 范春彦, 韩晓明, 王献峰. 基于最大隶属度的目标威胁评估与排序法[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(1): 48 – 49&67.
Fan Chun-ming, Han Xiao-ming, Wang Xian-feng. Target treat evaluating and sequencing method based on the maximum degree of membership[J]. System Engineering and Electronics, 2003, 25(1): 48 – 49, 67. (in Chinese)
- [15] 雷阳, 雷英杰, 华继学, 等. 基于自适应直觉模糊推理的

目标识别方法[J]. 2010, 32(7): 1471 – 1475.

Lei Yang, Lei Ying-jie, Hua Ji-xue, et al. Techniques for target recognition based on adaptive intuitionistic fuzzy inference [J]. System Engineering and Electronics, 2010, 32(7): 1471 – 1475. (in Chinese)

作者简介



雷 阳 女, 1984 年 5 月出生于陕西西安. 现为空军工程大学计算机应用技术专业博士生, 主要研究方向为智能信息处理与信息融合.
E-mail: surina526@163.com



雷英杰 男, 1956 年 11 月出生于陕西华阴. IEEE 高级会员. 现为空军工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能信息处理与智能决策.
E-mail: leiyjie@163.com