

基于免疫克隆选择的最优 ECOC 编码输出

雷 蕾¹, 余晓东², 王晓丹¹, 罗 玺³, 王艺菲¹

(1. 空军工程大学防空反导学院, 陕西西安 710051; 2. 空军研究院系统工程研究所, 北京 100076;
3. 空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安 710077)

摘要: 纠错输出编码(Error Correcting Output Codes, ECOC)是解决模式识别领域多类分类问题的有效工具。在寻找最优编码输出的问题上, 现有方法忽略了样本类别之间的相关性, 导致学习效率和分类效果低下。为构造数据感知的编码矩阵, 提出基于免疫克隆选择(Immune Clonal Selection Algorithm, ICOSA)的最优纠错输出编码方法, 将矩阵构造的多约束 NP(Non-deterministic Polynomial, NP)难问题转换为优化搜索问题。首先基于分类精度和编码长度定义亲合度函数, 然后结合样本知识改进变异交叉算子, 根据约束性条件对矩阵进行搜索, 从而快速有效地构建最优 ECOC 编码。实验表明该方法能够在提升多类分类精度的同时加快算法效率, 而且输出的编码矩阵更加紧凑。

关键词: 多类分类; 纠错编码; 免疫克隆选择; 数据感知; 编码矩阵; 多约束优化

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)12-3044-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.12.031

An Optimization Strategy of ECOC Coding Matrix-Based on Immune Clonal Selection Algorithm

LEI Lei¹, YU Xiao-dong², WANG Xiao-dan¹, LUO Xi³, WANG Yi-fei¹

(1. The Air and Missile Defense Institute, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710051, China;

2. The Systems Engineering Institute, AIR Force Research Institute, Beijing 10076, China;

3. The Information and Navigation Institute, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

Abstract: Error correcting output codes (ECOC) is a powerful tool to solve multi-classification problem. The existing methods of seeking the optimal coding matrix ignore the correlation between classes, which leads to bad performance in learning speed and classification accuracy. In order to construct data-driven coding matrix, an optimization strategy of coding matrix based on immune clonal selection algorithm (ICOSA) is presented. The strategy reduces the multiple constraints non-deterministic polynomial problem (NP) of finding the optimal coding matrix to a finite heuristic search problem. Firstly, the affinity function based on accuracy and coding length is defined. Then, the mutation, crossover and selection operator are modified respectively. Meanwhile, the validity constraints are combined to execute the quick search. The experiment results based on UCI and traffic data prove that the proposed strategy can enhance the classification performance and accelerated the speed. The output coding matrix is more compact as well.

Key words: multi-classification; ECOC; immune clonal selection algorithm; data driven; coding matrix; multiple constraints optimization

1 引言

纠错输出编码(Error Correcting Output Codes, ECOC)^[1]作为一种分解策略, 已成为解决多类分类问题的第一方案。编码矩阵的构造作为纠错输出编码多类分类的第一步, 很大程度上决定了其分类性能的好

坏。由于事前编码忽略了样本数据包含的类别信息, 分类性能无法达到最佳。因此, 如何构造符合问题域的编码矩阵成为研究的重点。

经典的数据感知编码方法有判别式纠错输出编码方法(Discriminate ECOC, DECOE)^[2], 基类子集再分割的编码方法(Subclass ECOC, SECOE)^[3]。周进登提出基

于混淆矩阵的编码方法,利用混淆矩阵计算多类问题中各类别的相关性,基于 Fisher 准则找出最有利于分类的类别组合,根据组合方案构建编码矩阵^[4]. LEI 基于 SVDD 对原始类别进行子类划分并利用二叉树构建层次纠错输出编码^[5]. Bautista 利用遗传算法来优化编码矩阵的构造,将初始 ECOC 编码矩阵看作遗传个体,经过交叉和变异形成新的编码矩阵.新矩阵不仅具有较高的差异性,而且简化了特征空间,提高了收敛速度^[6].但如何设计编码矩阵使其在拥有优秀分类能力的同时最大限度地减小编码长度仍是一个重要的难题.

鉴于此,本文提出基于免疫克隆选择算法的最优 ECOC 编码方法(the Optimal ECOC matrix based on Immune Clonal Selection Algorithm, ICSA-ECOC).该方法通过免疫克隆算法对初始编码矩阵进行编码,利用样本数据先验知识设计亲合度函数,并对矩阵进行正确率变异、扩展变异、交叉操作,结合约束性条件搜索最优个体,输出最优编码矩阵.

2 ECOC 编码最优化设计

数据感知编码矩阵通常是已知问题域和基分类器构造使分类错误率最小的编码矩阵.随着二类分类器研究的深入,特别是基于结构风险最小化的支持向量机的提出,任何数据都可以找到与之对应的二类分类函数,即测试样本总能找到一个 N 维空间,在这 N 维空间中线性可分.因此,构造数据感知的编码矩阵实质上是一个多约束组合优化问题,然而这被证明是一个 NP 难完全问题^[7].而进化算法为解决 NP 难问题提供了新途径.

人工免疫算法是模拟生物免疫系统功能和原理来处理复杂优化问题的自适应系统.2002 年,Castro 首次提出了克隆选择算法,并成功将其应用于组合优化、数值优化等领域^[8].但在其算法实现过程中,克隆的父代和子代间只有单纯抗体的复制,没有不同抗体间的交流,无法促进抗体种群自我进化.针对此问题,焦李成等构造了适用于人工智能的克隆、记忆及遗传算子等,并提出了基于柯西变异的免疫单克隆策略^[9,10].

基于免疫克隆选择算法的最优 ECOC 编码方法将初始编码矩阵看作克隆个体,采用结构体形式对矩阵及其性能指标进行编码,改进克隆、变异和交叉操作,生成新种群进行迭代,并从子种群中选择最优个体作为最终编码输出.通常一个有效的 ECOC 编码矩阵应满足矩阵中无重复行,无全 0、全 1 列,无重复列、互补列三个基本约束性条件.在免疫克隆选择算法搜索最优编码矩阵的过程中,由于变异交叉操作,编码矩阵中的码字会发生变化.因此,在每次对矩阵进行操作后,都要用约束性条件进行逐一检验,保证输出编码矩阵的可用

性和有效性.

3 基于免疫克隆选择的最优 ECOC 编码方法—ICSA-ECOC

3.1 抗体编码及亲合度函数设计

ICSA-ECOC 采用结构体形式对抗体进行编码,表示为:

$$\text{struct } I = \{ \mathbf{M}, \mathbf{C}, \mathbf{E}, \varepsilon \} \quad (1)$$

$\mathbf{M} = (m_{ij})_{N \times l}$, $m_{ij} \in \{1, 0, -1\}$ 为编码矩阵,在生成初始种群时,令编码长度 $l = \text{Int} \lceil \log_2 N \rceil^{[11]}$, N 为类别数. \mathbf{C} 为多类混淆矩阵. $\mathbf{E} = (e_i)_{1 \times l}$ 为 l 个基分类器在验证集上的分类正确率. ε 为 \mathbf{M} 在验证集上的多类分类错误率.

亲合度函数反映了各个抗体的优劣程度.通常来讲,衡量一个编码矩阵优劣程度最直观的指标就是分类器正确率,而编码的纠错能力则受矩阵长度的影响.为综合衡量编码性能,ICSA-ECOC 定义亲合度函数如下:

$$f(I_k) = \frac{1}{\varepsilon_{I_k} + \lambda l_{I_k}} \quad (2)$$

其中 ε_{I_k} 为抗体 I_k 对应的多类分类器在验证集上的分类错误率, l_{I_k} 为对应编码矩阵长度, λ 为一常数.

3.2 克隆交叉变异操作

3.2.1 克隆操作

在生物免疫系统中,选择应答的抗体依据其亲合力进行一定规模的克隆,克隆的数目与其亲合力成正比.基于这一原理,对每个抗体进行克隆操作:

$$T_c^c(I_k) = I_k \Theta O_k \quad (3)$$

其中, O_k 为元素值为 1 的 q_k 维向量, q_k 为抗体 I_k 克隆后的规模,其大小与亲合度函数相关:

$$q_k = \text{Int} \left[n_c \times \frac{f(I_k)}{\sum_{k=1}^n f(I_k)} \right] \quad (4)$$

n 为抗体规模, n_c 为克隆扩增后总的抗体种群规模, $n_c > n$.

3.2.2 变异操作

变异操作为抗体的迭代产生潜在的个体,实现全局搜索. ICSA-ECOC 方法基于样本数据设计了不同的变异操作.

(1) 正确率变异操作

给定一个正确率矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{N \times l}$, a_{ij} 为第 j 列分类器对验证集中第 i 类样本的分类正确率. 如果 $m_{ij} = 1$, $a_{ij} = 0$, 意味着分类器 h_j 对 C_i 类样本的分类正确率为 0, 即分类完全错误. 此时, 应将码字 m_{ij} 变为 -1 , 其余码字维持不变. 算法 1 给出了基于正确率变异的具体步骤.

算法 1 基于正确率变异算子

输入: 编码矩阵 $M_{N \times l}$, 变异位数 B , 验证集 S_v , 基分类器 $h_j, j = 1:l$, 正确率阈值 α, β , 其中 $\alpha < \beta$.

输出: 变异后的编码矩阵 $M'_{N \times l}$.

步骤 1: 初始化, 令变异计数器 $t = 0$;

步骤 2: 基于验证集计算得到正确率矩阵 A ;

步骤 3: for $j = 1:l$

for $i = 1:N$

if $a_{ij} < \alpha$ then 将 m_{ij} 符号翻转

if $\alpha < a_{ij} < \beta$ then 令 $m_{ij} = 0$

end

判断变异后的矩阵是否满足约束条件. 若满足, 则 $t++$, 并跳转至步骤 4; 若不满足则恢复变异前的状态并跳转至步骤 3.

步骤 4: 判断是否满足终止条件 $t \geq B$, 若满足, 则停止迭代, 输出变异后的编码矩阵 $M'_{k \times l}$; 否则, 转至步骤 3.

end

通过正确率变异算法, 不仅可以在候选解附近中搜寻多个可能解, 实现局部寻优, 也可以在一定程度上跳出局部搜索, 更快地获得全局最优解.

(2) 扩展变异操作

扩展变异操作能将编码矩阵 $M_{N \times l}$ 扩增为 $M_{N \times (l+1)}$. 通常的做法是根据混淆矩阵挑选出最容易混淆的两类样本数据 C_i 和 C_j , 对其采用一对一编码生成新的编码列. 为增加编码的稀疏性, 文献 [6] 对新增的编码列进行了稀疏化处理, 通过混淆矩阵 $C = (c_{ij})_{N \times N}$ 选择最容易与 C_i 和 C_j 混淆的类别 $C_k = \arg \max_k (c_{ki} + c_{ik} + c_{kj} + c_{jk})$ 将其在新增编码列中的码元变为 1 或 -1. 算法 2 给出了扩增变异操作的具体步骤.

算法 2 扩展变异算子

输入: 编码矩阵 M_N , 混淆矩阵 C .

输出: 变异后的编码矩阵 M'_N .

步骤 1: 找到最不容易区分的两类目标类 $(C_i, C_j) = \arg \max_{i,j} (c_{ij} + c_{ji})$;

步骤 2: 对该两类类别进行一对一编码, 令 $d_{n+1}^i = 1, d_{n+1}^j = -1$ 或 $d_{n+1}^i = -1, d_{n+1}^j = 1$;

步骤 3: 搜索目标类 $C_k = \arg \max_k (c_{ki} + c_{ik} + c_{kj} + c_{jk})$;

$$p(I_A(k+1) = I'_A(k)) = \begin{cases} 1, & f(I_A(k)) < f(I'_A(k)) \\ \exp\left(-\frac{f(I_A(k)) - f(I'_A(k))}{\eta}\right), & f(I_A(k)) \geq f(I'_A(k)) \\ & \text{且 } I_A(k) \text{ 不是目前群体最优抗体} \\ 0, & f(I_A(k)) \geq f(I'_A(k)) \\ & \text{且 } I_A(k) \text{ 是目前群体最优抗体} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\eta > 0$ 是一个与抗体种群多样性相关的常数, η 取值越大则多样性越好, 反之多样性越差.

步骤 4: if $c_{ki} > c_{kj}$, then $d_{n+1}^k = d_{n+1}^i$

else $d_{n+1}^k = d_{n+1}^j$

步骤 5: 令 d_n 中其他码元为 0, 并将其加入到原始编码矩阵中, 从而得到新的变异后的编码矩阵 M'_k .

3.2.3 交叉操作

ICSA-ECOC 编码方法设计了矩阵的 \oplus 和 \odot 算子, 从母体矩阵中取出对应的列组成新的编码矩阵, 实现抗体的优势互补, 有利于算法收敛.

定义 1 设有矩阵 $M^1_{N \times l}$ 和 $M^2_{N \times l}$, 定义矩阵 $M = M^1 \oplus M^2$.

当 $m_{ij}^1 = m_{ij}^2$, 则 $m_{ij} = m_{ij}^1 = m_{ij}^2$;

当 $m_{ij}^1 \neq m_{ij}^2$, 且 $m_{ij}^2 \neq 0$, 令 $m_{ij} = m_{ij}^2$; 当 $m_{ij}^2 = 0$ 时, 令 $m_{ij} = m_{ij}^1$.

定义 2 设有矩阵 $M^1_{N \times l}$ 和 $M^2_{N \times l}$, 定义矩阵 $M = M^1 \odot M^2$.

当 $m_{ij}^1 = m_{ij}^2$, 则 $m_{ij} = m_{ij}^1 = m_{ij}^2$;

当 $m_{ij}^1 \neq m_{ij}^2$, 且 $m_{ij}^2 \neq 0$, 令 $m_{ij} = m_{ij}^1$; 当 $m_{ij}^2 = 0$ 时, 令 $m_{ij} = m_{ij}^2$. 算法 3 给出了交叉变异的具体步骤.

算法 3 交叉变异算子

输入: 编码矩阵 M^1 , 编码矩阵 M^2 .

输出: 交叉后的编码矩阵 M_c .

步骤 1: 确定编码矩阵 $M^1 \oplus M^2$, 判断其是否满足约束性条件;

步骤 2: 确定编码矩阵 $M^1 \odot M^2$, 判断其是否满足约束性条件;

步骤 3: p_{\oplus} 和 p_{\odot} 分别为矩阵 $M^1 \oplus M^2$, $M^1 \odot M^2$ 在验证集上的多类分类正确率;

步骤 4: if $p_{\odot} > p_{\oplus}$, 则 $M^1 \odot M^2$, 否则 $M^1 \oplus M^2$.

值得注意的是 \oplus 和 \odot 算子不仅完成了交叉操作, 还在一定程度上实现了变异操作, 因此必须进行约束性条件的检验, 确保有效性.

3.2.4 选择操作

设原抗体为 $I_A(k)$, 经过扩增、变异和交叉等操作后亲合度最大的抗体为 $I'_A(k)$, 为了保持抗体种群的多样性, ICSA-ECOC 方法给出如下选择算子:

3.3 算法流程及复杂性分析

在算法 4 中, 假设一个二类分类器的平均训练量为 r , 抗体种群规模为 n , 迭代次数为 T , 则 ICSA-ECOC

编码方法的时间复杂度为 $O(n \cdot T \cdot l \cdot r)$, 由于 $l = \text{Int} \lceil \log_2 N \rceil$, 所以复杂度可以写为 $O(n \cdot T \cdot \text{Int} \lceil \log_2 N \rceil \cdot r)$. 在实际算法迭代时, 只需要直接读取训练好的基分类器参数即可, 不需要重复训练, 因此算法的时间复杂度可近似为 $O(n \cdot \text{Int} \lceil \log_2 N \rceil \cdot r)$.

算法 4 基于免疫克隆选择的最优 ECOC 编码算法

输入: 训练集 S_t , 验证集 S_v , 克隆规模 n , 变异概率 P_1 , 交叉概率 P_2 以及最大迭代次数 T , 阈值 α, β

输出: 最优编码矩阵 M .

步骤 1: 通过事前编码初始化种群 $A(t)$, 根据式(3)、(4)对当前种群进行克隆扩增操作, 得到种群 $A'(t)$.

步骤 2: 以概率 P_1 对种群 $A'(t)$ 进行变异, 得到种群 $A''(t)$.

步骤 3: 以概率 P_2 对变异后的种群 $A''(t)$ 进行交叉操作, 得到种群 $A'''(t)$.

步骤 4: 根据式(5)对当前种群 $A'''(t)$ 进行选择操作, 令 $t++$, 得到新一代种群 $A(t+1)$.

步骤 5: 判断 t 是否达到最大迭代次数, 或者 $\varepsilon(t+1) > \varepsilon(t)$ 则进化停止, 跳出循环, 输出最优编码矩阵 M , 否则转到步骤 2.

4 实验

4.1 实验设计

实验利用 UCI 公共数据集和交通数据集对比 IC-SA-ECOC 方法和经典编码方法的分类效果. UCI 公共数据集及各类数据描述如表 1 所示^[5].

表 1 UCI 数据集及数据描述 (Features: C-continuous, B-binary, N-nominal)

数据集	样本数	类别数	维数	特征		
				连续值	二值	符号
Ecoli	336	8	7	7	-	0
Iris	150	3	4	4	-	
Glass	214	6	10	9	-	-1
Satimag	6435	6	36	36	-	-
Segment	2310	7	19	19	-	-
Soybean	306	18	35	-	35	-
Vehicle	846	4	18	18	-	-
Vowel	990	11	13	13	-	-
Yeast	1484	10	8	8	-	-
Zoo	101	7	16	1	15	-

实验采用的交通数据集包含了从自然场景中采集到的 17 类共 550 个样本. 这些样本在实际采集过程中存在仿射变换, 部分遮挡, 背景影响以及照明变化等干扰因素, 因此识别难度较大. 部分交通标志样本如图 1 所示.

实验中用于搜索的初始编码矩阵为 Hammar 编码



图1 部分交通标志样本

矩阵, 在构造密集和稀疏随机编码时, 码字长度都为类别数加 1, 解码策略为最小二乘解码 (LS)^[12], 基分类器为支持向量机和决策树. 实验中所用到的各算法的参数设置如表 2 所示.

表 2 各算法参数设置

Algorithm	Parameters
SVM _{poly}	C = 1.0 Tolerance parameter = 0.001 Epsilon = 1.0E - 12 Kernel type = polynomial Fit logistic models = true
Treec	Maxcrit = purity Prune = 0 no pruning

免疫克隆选择的参数设置为: 初始种群规模设定为 3 * 类别数, 克隆规模取初始种群规模的 2 倍, 变异概率 $P_1 = 0.6$, 交叉概率 $P_2 = 0.9$, 其余参数根据交叉验证取值. 正确率阈值 $\alpha = 0.45, \beta = 0.80$. 令亲合度连续 5 次迭代没有提升为算法终止条件, 估计分类错误率时采用交叉验证法和 t 检验法^[13].

4.2 实验结果及分析

图 2 给出了 IC-SA-ECOC 编码方法对部分数据集分类正确率的进化情况.

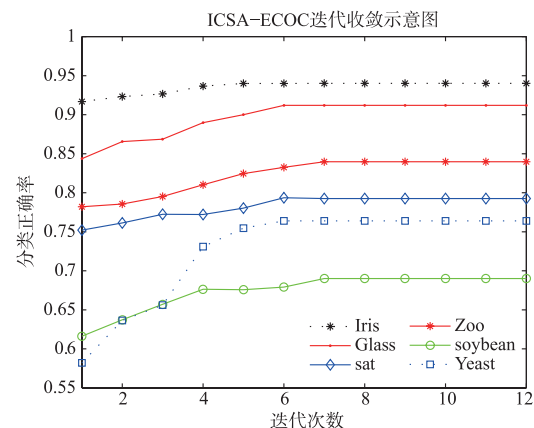


图2 数据集基于ICSA-ECOC进化过程的分类正确率

从图 2 可以看出, 随着迭代的进行, 数据集的分类

正确率均有所提升,并快速达到收敛. ICSA-ECOC 编码方法通过变异选择操作对初始编码矩阵进行局部和全局的搜索,利用数据集先验知识不断调整搜索方向,使编码矩阵逐渐接近最优值,促进多类分类器的性能

提升.

图3列出了各编码算法对部分数据集的分类错误率和矩阵大小, Bautista 为文献[6]中采用的编码方法.

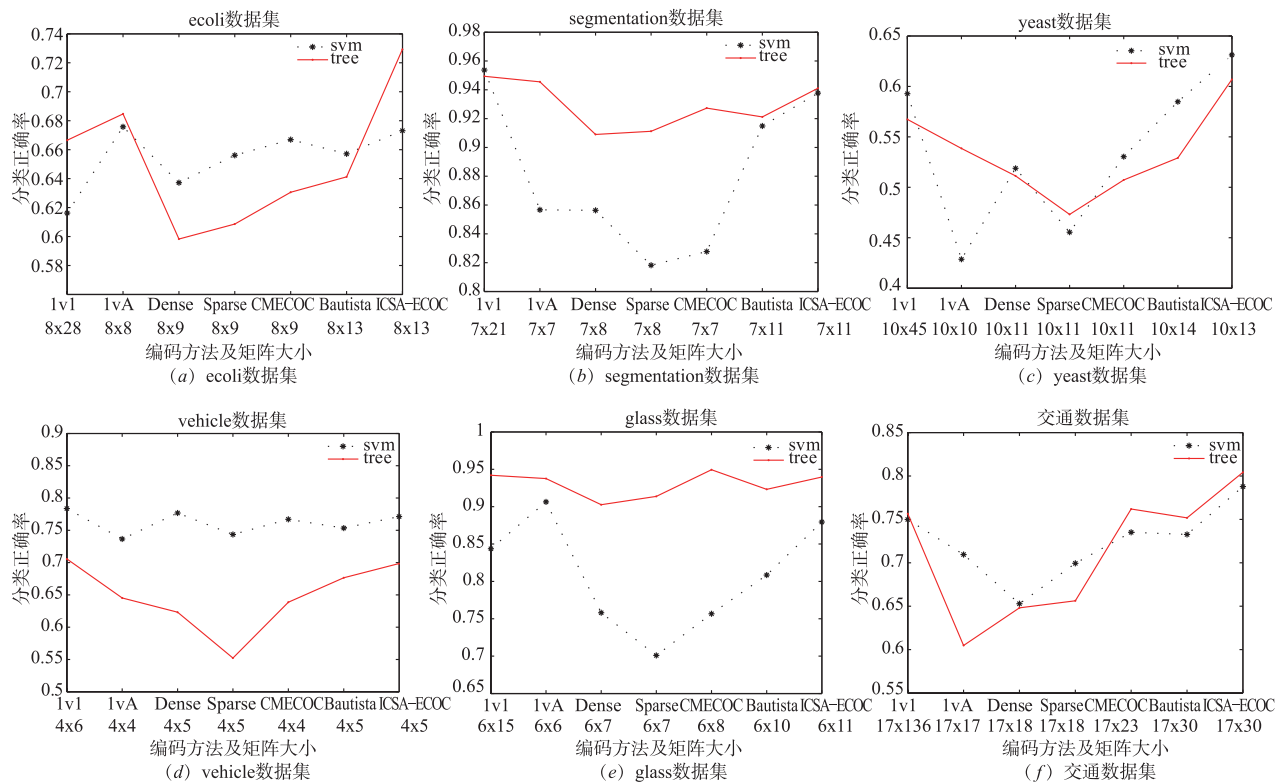


图3 基于不同分类器和Hamming距离解码的各数据集分类正确率比较

从图3中可以看出, ICSA-ECOC 编码选择方法在大部分情况下的分类正确率要优于经典的事前编码和基于数据的编码. 经典的一对一编码和基于混淆矩阵的编码方法在部分数据集上也能取得很好的分类效果. 一对一编码通过成对编码充分考虑了每个两类划分, 而基于混淆矩阵的编码能够利用预分类器对原始类别的可分性进行评估, 为子类划分提供依据, 能获得比事前编码更优秀的分类性能.

从编码长度比较可以看出, 由于 ICSA-ECOC 编码方法是事前编码和数据感知编码的组合搜索, 其编码长度普遍要高于事前编码, 低于一对一编码, 与经典的混淆矩阵编码和 Bautista 编码长度相差不大. 在部分类别数较大的数据集上, ICSA-ECOC 方法与 Bautista 方法编码长度要大于基于混淆矩阵的编码方法, 从侧面反映两者方法拥有更优秀的纠错能力.

5 结论

本文提出的 ICSA-ECOC 编码方法将最优编码矩阵的构造问题转化为基于免疫克隆选择算法的搜索问题, 基于样本知识的亲合度函数和变异交叉操作可加

速算法收敛, 快速搜索数据感知的紧凑型编码. 实验结果说明 ICSA-ECOC 方法能提高分类精度, 并在保证纠错能力的同时最大限度减小编码长度.

参考文献

- [1] Dietterich T G, Kong E. Error correcting output codes corrects bias and variance [A]. Proceedings of the 21th International Conference on Machine Learning [C]. S Prieditis, S Russell, UK: AAA, 1995. 313 - 321.
- [2] Oriol P, Radeva P, Vitria J. Discriminate ECOC: A heuristic method for application dependent design of error correcting output codes [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(6): 1001 - 1007.
- [3] Escalera S, David M J T, Oriol P, et al. Subclass problem-dependent design for error-correcting output codes [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(6): 1041 - 1054.
- [4] ZHOU J D, YANG Y, ZHANG M J, et al. Constructing ECOC based on confusion matrix for multiclass learning problems [J]. Science China Information Sciences, 2016,

- 59(1):1-14.
- [5] LEI L, WANG X D. Hierarchical error-correcting output codes based on SVDD[J]. Pattern Analysis and Applications, 2016, 19(1):163-171.
- [6] Bautista M Á, Escalera S, Baró X, et al. On the design of an ECOC-compliant genetic algorithm[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(2):865-884.
- [7] Crammer K, Singer Y. On the learnability and design of output codes for multiclass problems[A]. Proceedings of the Thirteenth Annual Conference on Computational Learning Theory [C]. Kluwer Academic Publishers, Boston, 2000. 896-909.
- [8] DeCastro L N, VonZuben F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(3):239-251.
- [9] Gou S P, Zhang X, Jiao L C. Quantum immune fast spectral clustering for SAR image segmentation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(1):8-12.
- [10] 马文萍, 黄媛媛, 李豪, 等. 基于粗糙集与差分免疫模糊聚类算法的图像分割[J]. 软件学报, 2014, 25(11):2675-2689.
Ma Wen-ping, Huang Yuan-yuan, Li Hao. Image segmentation based on rough set and differential immune fuzzy clustering algorithm [J]. Journal of Software, 2014, 25(11):2675-2689. (in Chinese)
- [11] Miguel A B, Sergio E. Minimal design of error-correcting output codes [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(10):693-702.
- [12] ZHOU J D, WANG X D. Coding design for error-correcting output codes based on perception [J]. Optical Engineering, 2012, 51(5):322-331.

- [13] 雷英杰, 余晓东, 王睿, 王毅. 根据混合选择策略的直觉模糊核匹配追踪集成算法[J]. 控制理论与应用. 2016, 33(3):336-343.

Lei Ying-jie, Yu Xiao-dong, Wang Rui, et al. Intuitionistic fuzzy kernel-matching pursuit ensemble algorithm based on hybrid selection strategy [J]. Control Theory and Applications, 2016, 33(3):336-343. (in Chinese)

作者简介



雷 蕾 女, 1988 年生于四川南充. 讲师, 博士. 主要研究方向为智能信息处理和目标识别.

E-mail: wendyandpaopao@163.com



余晓东 男, 1989 年生于江西九江. 工程师, 博士. 主要研究方向为目标识别、直觉模糊理论.

E-mail: 1438894571@qq.com



王晓丹 女, 1966 年生于陕西汉中. 教授, 博士. 研究方向为模式识别、深度学习.

E-mail: afeu_wang@163.com