

基于人工免疫算法的交通时段自动划分方法

杨立才, 贾 磊, 孔庆杰, 朱文兴

(山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要: 多时段定时控制是城市交通信号控制的重要方式之一, 交通时段的合理划分是制定多时段定时控制方案的基础. 为克服传统时段划分方法的局限性, 实现城市交通时段的自动划分, 论文提取生物免疫系统的隐喻机制, 基于免疫网络理论和克隆选择原理, 建立了一种人工免疫数据聚类分析算法, 并详细阐述了聚类算法在城市交通时段自动划分中的具体应用. 实例分析表明, 该算法可以有效减少聚类数据的冗余信息, 特别适合于解决分级聚类等传统方法不适应的大数据量聚类问题, 对解决城市交通时段的自动划分等数据聚类问题是可行的和有效的.

关键词: 聚类; 人工免疫系统; 模式识别; 交通控制

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Method of automatic programming traffic intervals based on artificial immune algorithm

YANG Li-cai, JIA Lei, KONG Qing-jie, ZHU Wen-xing

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan Shandong 250061, China)

Abstract: Time of day control is one of the important control schemes in urban traffic signal control systems. The basic problem to run time of day control schemes is to program the traffic intervals rationally. To eliminate limitations of traditional interval programming methods and to program urban traffic intervals automatically, an artificial immune algorithm for data clustering is proposed in this paper. This work is mainly based on the immune network theory and the clone selection principle extracted from vertebrate immune systems. Experiments show that the given clustering algorithm can effectively reduce the redundant information of data, and thus, especially fits to the mass data clustering applications where hierarchical clustering algorithm or other traditional clustering algorithms may be ineffective.

Key words: clustering; artificial immune system; pattern recognition; traffic signal control

1 引言 (Introduction)

智能交通系统是解决城市交通问题的重要手段, 交通信号控制是智能交通系统的重要组成部分. 道路交通信号控制有多时段定时控制和感应式闭环控制等基本形式. 感应式闭环控制根据道路车辆信息动态调整交通信号配时方案, 可以有效减少路口的车辆等待时间, 提高交通路网的通行能力. 但是, 交通实践表明, 当路口交通流量接近饱和时, 感应式控制的效果并不理想, 此时宜采用多时段定时控制. 另一方面, 感应式控制必须配置地感线圈等交通信息检测设备, 并对信号控制机有更高的要求, 因此, 目前城市交通信号控制应用较为普遍的仍然是多时段定时控制方案.

多时段定时控制 (time of day, TOD) 是根据车

流量等交通信息把一天划分为若干个时间段, 不同的时段采用不同的信号优化控制方案. TOD 控制的前提是交通时段的合理划分. 传统上, 交通工程技术人员根据收集到的交通流量, 绘制流量时间曲线图, 根据曲线的特征人工划分交通时段. 传统方法依据工程技术人员的主观判断划分交通时段, 具有很大的主观性, 极易产生不合理的时段划分, 而且难以满足现代城市交通模式快速变化的需求. 为解决传统交通时段划分方法的不足, HAUSER T 基于系统状态的概念应用分级聚类算法探讨了交通时段自动划分的可能性^[1]; PARK B 把遗传算法引入交通时段的自动划分^[2], 解决了文献[1]存在的“时段冲突”问题, 取得了较好的效果, 但由于遗传算法的早熟现象, 时段划分结果需要人工修正, 文献[2]的算法有

待进一步完善。

在基于脑神经系统原理的人工神经网络和基于遗传机制的进化算法广泛应用于各种知识领域以后,以生物免疫系统为基础的人工免疫系统 (artificial immune systems, AIS) 已成为目前国内外计算智能领域一个新的研究热点^[3]。近年来,研究者们不断从生物免疫系统中抽取隐喻机制,用于 AIS 的模型设计、算法实现和工程应用^[4]。AIS 在信息安全、模式识别、智能优化、机器学习、数据挖掘、自动控制和机器人学等诸多工程领域的初步应用,显示出其强大的信息处理和问题求解能力以及广阔的研究前景^[5]。本文基于生物免疫学和 AIS 的最新研究成果,建立了一种人工免疫数据聚类分析算法,该算法可以有效减少聚类数据的冗余信息,特别适合于解决分级聚类等传统聚类方法不适应的大数据量聚类问题。论文把建立的人工免疫算法用于城市交通时段的自动划分,克服了人工时段划分的不合理性,避免了基于遗传算法的分级聚类时段划分的不足,为 TOD 交通时段的划分及城市交通控制方案的制定提供了一条新的思路。

2 免疫系统的基本理论 (Theory of immune system)

生物免疫系统是一个由细胞、分子和器官组成的复杂系统,其主要功能是限制异物对机体的侵害^[6]。免疫系统抵御外部入侵,使其机体免受病原侵害的应答反应称为免疫 (immunity)。外部有害病原入侵机体并激活免疫细胞,诱导其发生反应的过程称为免疫应答。诱导免疫系统产生免疫应答的物质称为抗原 (antigen, 简称 Ag), 能与抗原进行特异性结合的免疫细胞称为抗体 (antibody, 简称 Ab), 抗原与抗体的结合强度用亲和度 (affinity) 度量。免疫应答主要由分布在生物体内部的免疫细胞实现。AIS 主要涉及 T 细胞和 B 细胞的相关免疫特性。B 细胞的作用是识别抗原和分泌抗体, T 细胞能够促进和抑制 B 细胞的产生与分化。两种淋巴细胞共同作用并相互影响和控制对方的功能,形成了机体内部高度规律的反馈型免疫网络。免疫系统的结构示意图如图 1 所示。

生物免疫学的研究成果是 AIS 的理论基础。本文给出的数据聚类算法,主要基于生物免疫隐喻的克隆选择理论^[7]和免疫网络理论^[8]。

克隆选择理论描述了自然免疫系统中获得性免疫的基本特征。当淋巴细胞实现对抗原的识别,即抗体与抗原的亲和度超过一定阈值后, B 细胞被激活

并增殖复制产生细胞克隆。由于遗传和免疫细胞在增殖中的基因突变,形成了免疫细胞的多样性。有机体内免疫细胞的多样性能达到这种的程度,以至于当每一种抗原侵入机体后都能在机体内选择出能识别和消灭相应抗原的免疫细胞克隆,使之激活、分化和增殖,进行免疫应答以最终清除抗原。克隆选择的主要特征是免疫细胞在抗原刺激下产生克隆扩增,随后通过遗传变异分化为多样性效应细胞和记忆细胞。

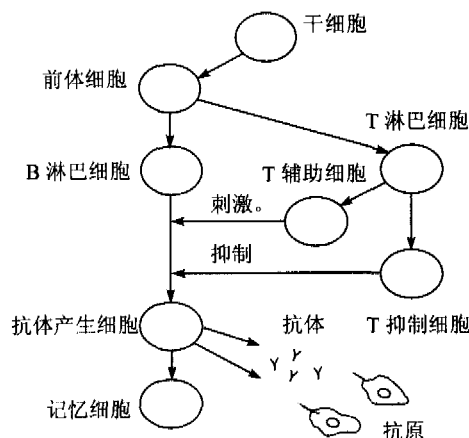


图1 免疫系统的基本结构

Fig. 1 Schematic representation of immune system

基于细胞选择学说的免疫网络理论对免疫细胞活动、抗体生成、免疫耐受、自我与非我识别、免疫记忆和免疫系统的进化过程等做出了系统的假设,并且将免疫系统视为由免疫细胞或者分子组成的调节网络。免疫网络理论可以方便地用于描述免疫系统的学习与记忆、自容噪、规模控制和细胞的多样性等突现特征,用于解决数据聚类、数据分析等工程问题。

3 人工免疫聚类分析算法 (Artificial immune clustering algorithm)

AIS 作为一种由理论生物学启发而来的计算范式,借鉴了一些生物免疫系统的功能、原理和模型,使用学习、记忆和关联检索来完成识别与分类任务,具有强大的和鲁棒的信息处理能力,是一种有效的数据聚类分析方法^[9]。AIS 将待分析的数据作为抗原,通过抗体对抗原的学习、记忆过程来识别、分类不同数据,并从中找出数据间的相关性能。

假设标称为 $[0,1]$ 下的 Q 个输入数据集构成抗原 Ag , 聚类分析的目的就是要通过免疫学习,寻找记忆数据集 M 作为输入数据的聚类。

为描述算法的方便,定义如下变量:

Ag : 输入抗原,即待聚类的输入数据集合,或研究问题的论域;

$$\begin{cases} Ag = [Ag_1, Ag_2, \dots, Ag_Q]^T, \\ Ag_j = [Ag_{j1}, Ag_{j2}, \dots, Ag_{jp}] \in \mathbb{R}^p, \\ j = 1, 2, \dots, Q. \end{cases} \quad (1)$$

Ab: 抗体, 即 N 个初始网络细胞:

$$\begin{cases} Ab = [Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_N]^T, \\ Ab_i = [Ab_{i1}, Ab_{i2}, \dots, Ab_{ip}] \in \mathbb{R}^p, \\ i = 1, 2, \dots, N. \end{cases} \quad (2)$$

M: 记忆数据集, 即 n_t 个网络记忆细胞:

$$\begin{cases} M = [m_1, m_2, \dots, m_{n_t}]^T, \\ m_k = [m_{k1}, m_{k2}, \dots, m_{kp}] \in \mathbb{R}^p, \\ k = 1, 2, \dots, n_t, n_t < Q. \end{cases} \quad (3)$$

$D_j \in \mathbb{R}_+^N, AF_j \in \mathbb{R}_+^N$: 所有抗体与抗原 Ag_j 的距离度量矢量和亲和力矢量;

$S \in \mathbb{R}_+^n$: **M** 中抗体的相似度矢量;

N_c : 激发细胞产生的克隆细胞数量;

C_j : 激发细胞产生的克隆细胞群体, 亲和力成熟后变为 **C**.

基于免疫网络理论和克隆选择原理的人工免疫聚类算法由如下步骤构成^[5,7]:

Step 1 随机初始化 N 个抗体 **Ab**, 作为初始网络细胞.

Step 2 设定循环控制参数.

Step 3 输入待聚类数据作为抗原, 对抗原 $Ag_j (j=1, 2, \dots, Q)$ 进行如下操作:

Step 3.1 计算距离度量矢量 D_j 和亲和力矢量 AF_j :

抗原与抗体之间的距离用欧几里德距离定义, 即

$$d_{ji} = \|Ab_i - Ag_j\|_2 = \left(\sum_{k=1}^p (Ab_{ik} - Ag_{jk})^2 \right)^{1/2}. \quad (4)$$

根据聚类分析的特点, 抗原与抗体之间的亲和力采用式(5)定义:

$$af_{ji} = (1 + d_{ji})^{-1}, \quad (5)$$

于是

$$D_j = [d_{j1}, d_{j2}, \dots, d_{jN}]^T, \quad (6)$$

$$AF_j = [af_{j1}, af_{j2}, \dots, af_{jN}]^T. \quad (7)$$

Step 3.2 按照 opR (optimal selecting Rate) 的比率从 **Ab** 中选择 n 个与 Ag_j 具有最高亲和力的抗体进行克隆扩增, 产生对应的克隆细胞集合 C_j .

根据克隆选择原理, 抗体与抗原的亲和力越大, 抗体产生的克隆细胞数量越多. 对 n 个选择细胞按亲和力从小到大的顺序排序, 克隆细胞的数量按下

式计算:

$$N_c = \sum_{i=1}^n \text{int}(\alpha \cdot N/i), n = \text{opR} \times N. \quad (8)$$

式中: N_c 为 n 个抗体产生的克隆细胞总数; α 为乘数因子, 用于控制克隆群体的规模; $\text{Int}(\cdot)$ 为取整函数.

Step 3.3 应用式(9)对克隆的抗体进行随机变异操作, 实现亲和力的成熟, 产生具有更高亲和力的抗体细胞 **C**:

$$\begin{cases} C = \text{rand}(C_R, N_R), \\ C_R = C_j - \mu(C_j - Ag_j) = [Ab_1^*, Ab_2^*, \dots, Ab_{N_c}^*]. \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\text{rand}(C_R, N_R)$ 为随机函数, 表示从 C_R 中随机抽取 N_R 个变量; μ 为抗体的变异率.

生物免疫系统抗体变异的实质是基因片断的重组, 使得子代抗体与抗原的亲和力得以迅速提高, 而且与抗原具有较大亲和力的抗体具有较小的变异率. 基此, 抗体的变异率按式(10)确定:

$$\mu = k \times \exp(-AF_v/\eta). \quad (10)$$

式中: AF_v 为抗体亲和力的标称值, k 为比例因子, η 为衰减控制系数. K 与 η 的合理取值可以保证变异个体在其允许的域值范围 $[0, 1]$ 之内.

Step 3.4 计算 **C** 的抗体细胞与抗原 Ag_j 的亲和力矢量 AFc_j .

Step 3.5 按照 rsR (re-selecting Rate) 的比率, 选择 **C** 中若干个与抗原 Ag_j 具有最高亲和力的抗体, 作为部分记忆细胞 M_p .

Step 3.6 去除 M_p 中相似度 s_{ij} 小于阈值 σ_d 的抗体, 产生新的记忆集 M_k , 实现免疫系统克隆抑制的效果. 抗体的相似度 s_{ij} 用抗体间的欧几里德距离描述, 即

$$s_{ij} = \|Ab_i - Ab_j\|_2 = \left(\sum_{k=1}^p (Ab_{ik} - Ab_{jk})^2 \right)^{1/2}. \quad (11)$$

Step 3.7 把部分记忆细胞 M_k 合并到记忆细胞集合 **M** ($M \leftarrow [M; M_k]$).

Step 4 计算 **M** 中各记忆细胞的相似度矢量 **S**, 去除 **M** 中相似度 s_{ij} 低于阈值 σ_s 的抗体, 实现不同克隆集的网络抑制. s_{ij} 按式(11)计算.

Step 5 按照 wsR (worst selecting Rate) 的比率, 随机产生若干个抗体替换原抗体中亲和力较低的个体, 体现免疫系统的自组织功能.

Step 6 变量替换, 返回 Step 3, 进行下一代的网络学习, 直到达到要求的学习代数, 或满足设定的聚类迭代要求 (如迭代达到了预定的记忆细胞的个

数或抗原与记忆细胞的平均亲和力达到了预定的误差范围等)。

学习过程结束后,算法的输出 M 为聚类数据的记忆数据集, S 为记忆数据集各抗体之间的相似度。根据待聚类数据与各记忆细胞的距离,或抗原与记忆细胞的亲和度,可方便的实现对抗原数据的聚类。

上述聚类算法的核心是保持网络抗体代克隆、变异及抑制的操作,最终产生记忆数据集。

调节抑制阈值 σ_i 可以控制网络的学习规模 and 性能,阈值越大,得到的免疫记忆数据越多,分类密度越大,数据的相似性越高。要得到既能充分反映原始数据特征、数据集规模又比较适中的免疫记忆集,抑制阈值的设置是关键,需要根据具体的分类问题,合理设置免疫抑制的阈值。

算法其他参数的选择原则如下:初始化抗体个数 N 根据经验选定,其大小不影响聚类结果,但选择过大影响计算速度,过小则体现不了抗原特征,一般取 $N = 20$ 。克隆乘数因子 α 的选择取决于初始抗体的个数 N 。最佳抗体选择率 opR 一般取初始抗体的 10% 到 20%,但 opR 的取值应保证每代至少有一个最优抗体克隆扩增。最差抗体选择率 wsR 体现免疫系统的自组织特性,一般取值不应超过 10%。从抗体多样性的角度考虑,再次选择率 rsR 可以取较大的值,但聚类的目的是减少数据冗余信息, rsR 不易太大,一般取克隆细胞的 10% 作为部分记忆细胞。

4 交通时段的免疫聚类研究 (Study of traffic interval clustering using AIS)

交通时段的人工免疫聚类分析分两步进行:第一步将交通数据看作免疫系统的抗原,由人工免疫算法提取抗原特征,得到交通数据的免疫记忆集及其相似性度量;第二步采用常规的聚类分析方法,对交通流量的免疫记忆集做聚类分析,实现交通时段的自动划分。交通工程实践中,一般以 15min 的交通流量为基础进行交通时段的划分,聚类分析时,首先将一天的 96 个交通流量数据作为免疫系统的抗原,应用人工免疫算法得到免疫记忆集 M 以及记忆集各抗体之间的相似度矩阵 S ,并用谱系聚类或最小生成树方法对记忆细胞进行分类;然后根据抗原与各记忆集的亲和度(用抗原与类的重心之间的距离度量)实现交通时段的划分。

4.1 交通数据的预处理 (Pretreatment of traffic data)

考虑交通数据变化较大(如白天峰值时段的交通流量与夜晚谷值时段的交通流量相差十分悬殊),聚类前首先应用式(12)对交通数据做标准化

变换处理:

$$Ag_j = \frac{Ag_j^* - \min\{Ag^*\}}{\max\{Ag^*\} - \min\{Ag^*\}} \quad (12)$$

式中“*”表示交通流量的原始数据。

聚类实践表明,如果直接应用每天的交通数据进行聚类,结果存在文献[2]指出的“时段冲突”或“聚类重叠”,即同一时间段在不同的工作日(如每周的星期一)归属于不同的类。聚类重叠的起因在于交通系统的随机性。为避免聚类重叠现象,本文应用同一时段多天交通流量的平均值作为抗原进行聚类分析,这样处理符合交通数据的随机分布特性,并大大减小了免疫聚类分析的计算量(3节中各式的 $p=1$, Ag, Ab, M 等矩阵均降为同维列向量)。

4.2 交通时段聚类分析实例 (Case of traffic interval clustering)

本文结合“城市交通智能控制技术研究”课题的需要,利用济南交警支队提供的济南市解放路的交通数据库,进行基于人工免疫算法的交通聚类研究,实现城市交通时段的自动划分。

图2为根据历史交通数据的96个平均流量绘制的解放路解放桥路口星期一的交通流量时间曲线图。

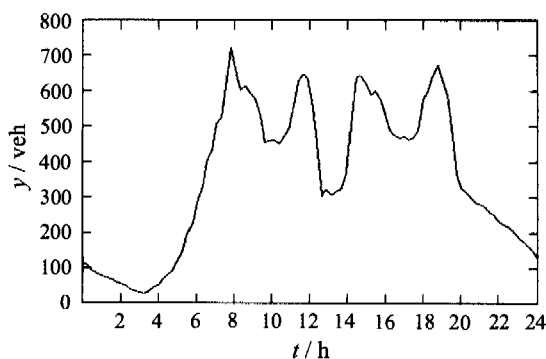


图2 24小时平均交通流量曲线

Fig. 2 24 h traffic flow-time curve of case

显然,不同的交通时段,具有不同的交通需求,为提高道路通行能力,不同的时段应采用不同的信号控制方案,而TOD控制的前提是对交通时段的合理划分。

把上述96个平均交通流量作为抗原应用于3节的人工免疫聚类算法,进行免疫识别和记忆。算法中的参数设置如下:初始化抗体个数 $N = 20$;最佳抗体选择率 $opR = 20\%$;克隆乘数因子 $\alpha = 1$;再次选择率 $rsR = 20\%$, $wsR = 10\%$;最大迭代次数 $NC = 15$;为保证抗体的多样性, σ_i 取值不宜太小,本文取为 0.005;实例仿真表明,对于交通流数据的聚类问题,免疫抑制阈值 σ_i 在 0.03 ~ 0.08 之间取值可以

得到既能充分反映原始数据特征,数据集规模又比较适中的免疫记忆数据集,本文取 σ_i 为 0.045.

表1是交通流数据的人工免疫计算过程,共分15代.从数据分类结果可以看出,免疫系统将整个数据信息记忆到最终的有限个记忆数据集中,去除了不必要的信息冗余,有效缩减了数据规模.另外,当进行12次迭代时,记忆数据集同抗原数据之间具有较大的平均亲和力,免疫记忆数据集的规模适中,是一种较为理想的数据分类结构.

表1 聚类数据的人工免疫计算过程

Table 1 AI clustering calculation of data

迭代次数	平均亲和力	网络细胞个数	迭代次数	平均亲和力	网络细胞个数
1	0.6573	17	9	0.6566	18
2	0.6521	16	10	0.6673	18
3	0.6652	17	11	0.6683	17
4	0.6716	16	12	0.6771	16
5	0.6746	15	13	0.6643	16
6	0.6489	15	14	0.6573	18
7	0.6561	17	15	0.6629	17
8	0.6668	15			

为直观起见,将由人工免疫算法得到的记忆数据的网络结构应用最小生成树的概念描述如图3所示.图中的虚线表示分类时可以剪除的连接.显然,第12次迭代结果的16个记忆数据被清晰地分成了6类.

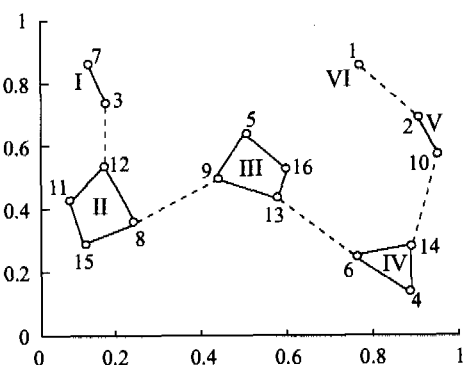


图3 数据分类结果

Fig. 3 Network structure of clustered data

采用重心法计算各交通数据与记忆类重心之间的距离,进行交通数据的二次聚类,并与其交通时段对应,得到解放桥路口星期一的TOD交通时段划分情况如图4所示(sorts表示类别).即根据交通流量可以把全天分为如下几个交通时段:交通谷值时段23:15-5:30,对应于图3的类I;交通峰值时段7:00-9:15,17:00-18:30,对应于图3的类VI;中午上下班交通峰值时段11:00-12:15,13:30-15:00,对应于

图3的类V;常规交通时段5:00-7:00,12:15-13:30,18:30-19:45和9:15-11:00,15:00-17:00,分别对应于图3的类III和类IV;傍晚交通时段19:45-21:00,对应于图3的类II.

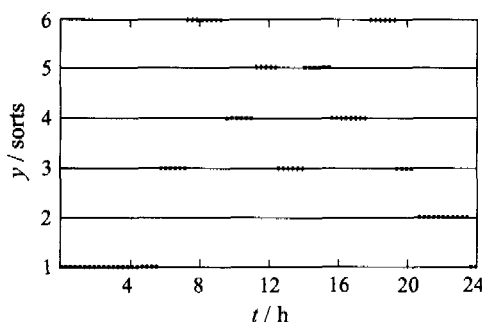


图4 TOD交通时段划分

Fig. 4 TOD intervals of case study

上述基于人工免疫聚类算法得到的时段划分与交通工程师根据历史交通数据手工绘制的该路口时段划分是一致的.应用给出的算法编制交通软件,交通工程技术人员可以根据检测到的交通信息定期(如每周或隔日)运行聚类软件,进行交通时段的自动划分,使得时段的划分和交通控制方案的制定满足现代城市交通变化的需求,以最大限度地挖掘交通路网的通行潜力.

5 结束语(Conclusion)

本文基于生物免疫系统的隐喻机制,建立了一种人工免疫数据聚类算法,该算法可以有效减少聚类数据的冗余信息,特别适合于解决分级聚类等传统方法不适应的大数据量聚类问题.作者把建立的人工免疫聚类算法应用于城市交通时段的自动划分,克服了人工时段划分的不合理性,避免了基于遗传算法的分级聚类等交通时段划分的不足,为TOD交通时段的划分及城市交通控制方案的制定提供了一条新的思路.

本文聚类算法有较多的可调参数,合理设置参数的取值范围可以满足不同聚类问题的需要.论文给出了参数选择的一般规律,如何根据具体的聚类问题,提取工程技术人员经验作为疫苗,指导参数更加合理的选择,进一步完善聚类算法,将是作者下一步的研究工作.

参考文献(References):

- [1] HAUSER T, SCHERER W. Data mining tools for real time traffic signal decision support and maintenance[C]// Proc of IEEE Int Conf on Systems, Man, and Cybernetics. Tucson, USA: IEEE Press, 2001: 1471-1477.
- [2] PARK B, LEE Do-Hoon, YUN Hsoo. Enhancement of Time of

- Day Based Traffic Signal Control[C]// *Proc of IEEE Int Conf on Systems, Man, and Cybernetics*. USA: IEEE Press, 2003: 3619 - 3624.
- [3] 焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1540 - 1547.
(JIAO Licheng, DU Haifeng. Development and project of the artificial immune system [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(10): 1540 - 1547.)
- [4] DASGUPTA D, FORREST S. Artificial immune systems in industrial applications[C]// *Proc of Second Int Conf on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials*. Honolulu, USA: IEEE Press, 1999: 257 - 267.
- [5] 肖人彬, 王磊. 人工免疫系统: 原理、模型、分析及展望[J]. 计算机学报, 2002, 25(12): 1282 - 1291.
(XIAO Renbin, WANG Lei. Artificial immune system: principle, models, analysis and perspectives [J]. *Chinese J of Computers*, 2002, 25(12): 1282 - 1291.)
- [6] 林学颜, 张玲. 现代细胞与分子免疫学[M]. 北京: 科学出版社, 1999: 46 - 62.
(LIN Xueyan, ZHANG Ling. *Modern Cellular and Molecular Immunology* [M]. Beijing: Science Press, 1999: 46 - 62.)
- [7] CASTRO L, ZUBEN F. An evolutionary immune network for data clustering[C]// *Proc of the Sixth Brazilian Symposium on Neural Networks*. Janeiro: IEEE Press, 2000: 84 - 89.
- [8] LIU Ruochen, DU Haifeng, JIAO Licheng. Immunity clonal strategies[C]// *Proc of the Fifth Int Conf on Computational Intelligence and Multimedia Application*. Piscataway, USA: IEEE Press, 2003: 290 - 295.
- [9] TIMMIS J, NEAL M. An artificial immune systems for data analysis[J]. *BioSystems*, 2000, 55(2): 143 - 150.

作者简介:

杨立才 (1962—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为系统工程理论与应用、智能交通系统、复杂系统理论与应用, E-mail: yanglc@sdu.edu.cn;

贾磊 (1959—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 中国自动化学会专家工作委员会专家, 主要研究方向为鲁棒控制、复杂系统理论与应用、智能交通系统, E-mail: jjalei@sdu.edu.cn;

孔庆杰 (1980—), 男, 硕士研究生, 研究方向为智能交通系统, E-mail: qjkong-rick@hotmail.com;

朱文兴 (1971—), 男, 硕博连读研究生, 研究方向为智能交通系统、复杂系统理论与应用, E-mail: zhuwenxing@sdu.edu.cn.