

文章编号: 1001-0920(2006)03-0323-04

基于遗传算法的学习分类器系统研究

沈晓蓉, 张 海, 孙先仿, 范跃祖

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100083)

摘 要: 分析了基于遗传算法的学习分类器系统的体系结构, 并对消息与分类器匹配、桶队列算法信用分配以及基于遗传算法的规则发现等关键技术进行了研究, 推导证明了利用桶队列算法更新分类器强度的收敛性理论。通过对六值布尔函数的学习, 进一步对学习分类器系统的学习性能、分类器强度更新收敛性进行了仿真验证。

关键词: 学习分类器系统; 桶队列算法; 遗传算法; 布尔函数

中图分类号: TP88

文献标识码: A

Research on Learning Classifier Systems Based on Genetic Algorithm

SHEN Xiaorong, ZHANG Hai, SUN Xianfang, FAN Yuezu

(Automation Science and Electrical Engineering College, Beihang University, Beijing 100083, China. Correspondent: SHENG Xiaorong, E-mail: shen.lily@sohu.com)

Abstract: The problems of the learning classifier system are discussed based on genetic algorithm. The system framework and the key techniques are analyzed, such as messages and classifiers match, credit assignment with bucket-brigade algorithm, rule discovery with genetic algorithm. The convergence for the strength update of classifiers is proved with bucket-brigade algorithm. The simulation results on the system performance and the convergence of the strength update are obtained under the conditions of the 6-multiplexer Boolean function learning.

Key words: Learning classifier system; Bucket-brigade algorithm; Genetic algorithm; Boolean function

1 引言

基于遗传算法的学习分类器系统(Learning classifier system based on genetic algorithm, 简称 LCS), 是 Holland^[1]于 1986 年提出的一种结合信用分配(Credit assignment)增强学习机制和基于遗传算法的规则发现(Rule discovery)机制的自适应独立在线学习系统^[2]。该系统方法自提出以来, 吸引了很多学者致力于这方面的理论和应用研究。基于 Holland 的学习分类器系统, Wilson 提出了 XCS^[3]学习分类器系统; Helen^[4]则将学习分类器系统与模糊理论相结合, 建立了学习模糊分类器系统。目前, 虽然在分类器理论和应用领域开发出了各种算法, 国内在该领域的研究也主要集中在 SVM 分类器

贝叶斯分类器、决策树分类器以及神经网络分类器等, 但国内对 LCS 的研究一直进展缓慢^[5-7], 还有待进一步展开。

本文立足 Holland 提出的 LCS 理论, 在对 LCS 结构体系和关键技术进行深入分析的基础上, 推导证明了 LCS 利用桶队列算法更新分类器强度的收敛性理论, 并利用六值布尔函数, 仿真验证了 LCS 的自适应学习能力和分类器强度更新的收敛性质。

2 LCS 理论分析

2.1 LCS 体系结构

LCS 主要由 3 个子系统组成^[8]: 执行子系统, 完成系统与环境之间相互作用的操作; 信用分配子系统, 分配回报给相应的分类器; 规则发现子系统, 运

收稿日期: 2005-01-10; 修回日期: 2005-05-23

基金项目: 北京市教育委员会共建项目(BHBJZD-1-5)。

作者简介: 沈晓蓉(1976—), 女, 四川彭州人, 博士生, 从事人工智能、智能交通的研究; 范跃祖(1936—), 男, 江苏常熟人, 教授, 博士生导师, 从事智能交通、惯性导航技术等研究。

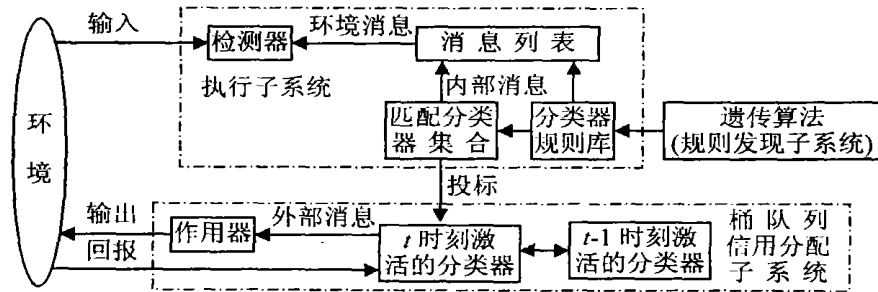


图1 LCS系统结构

用遗传算法搜索更优良的分分类器,提高系统性能
LSC系统结构如图1所示

在LCS中,分类器(Classifier)^[9]是一个状态:动作对,用二元组 C, A 表示每个分类器有一个称为“强度(Strength)”的参数,用来表征分类器在系统中的效用,记为 $S_i(t)$,表示在时刻 t 分类器 i 的强度值

消息^[10]为定义在字符集 $\{0, 1\}$ 上的有限长位串,它分为外部消息和内部消息。外部消息是指与环境直接交互消息,内部消息由分类器的动作部分产生,不与环境直接交互

LCS系统流程如下:

Step 1: 检测器对环境输入进行位串编码,形成环境消息,存储于消息列表中

Step 2: 环境消息与分类器规则库中分类器的状态部分进行匹配,匹配成功的分类器组成匹配分类器集合

Step 3: 匹配的分类器根据自身强度值进行投标,中标的分类器称为激活的分类器。激活的分类器允许将其动作部分作为新消息向外发送,所发送的新消息为外部消息或内部消息

Step 4: 清空消息列表。如果 Step 3 中产生的是内部消息,则将内部消息放入消息列表中。内部消息需再与分类器规则库中的分类器进行匹配,激活下一个分类器,产生新的消息,由此构成一个内部消息链,直至最后形成外部消息

Step 5: 运用桶队列算法(Bucket brigade algorithm,简称BB算法)对激活的分类器进行回报的信用分配。如果激活的分类器产生的是外部消息,则该分类器直接得到环境回报;如果激活的分类器产生的是内部消息,它将在下一个周期中,其他分类器匹配该内部消息后才能得到回报。这两种激活的分类器分别用“ t 时刻激活的分类器”和“ $t-1$ 时刻激活的分类器”加以区分

Step 6: 当执行子系统和桶队列信用分配子系统运行一定的时间间隔 T_{gen} 后,启动遗传算法的规

则发现子系统对分类器规则库进行遗传操作,选择优良的分分类器作为父辈个体,运用交叉和变异操作产生新的分类器子个体,加入到分类器规则库中

Step 7: 回到 Step 1

2.2 LCS技术关键研究

LCS主要涉及3个技术关键,即消息与分类器的匹配技术,桶队列算法的信用分配,以及遗传算法的规则产生机制

2.2.1 消息与分类器的匹配技术

所谓匹配,即环境消息与规则库中的分类器状态部分非“#”位相同。因为分类器通配符“#”可以与“1”或“0”匹配,所以对于每一条环境消息,可能有多个分类器与它匹配,例如:

| 环境消息 | 规则库中的分类器 |
|---------|----------------|
| | 11010# 0: 010 |
| | 0# 10100: 101 |
| 0110100 | # 1# 0100: 110 |
| | 1100101: 001 |
| | 001# 010: 101 |

规则库中分类器 0# 10100: 101 和分类器 # 1# 0100: 110 同时与环境消息 0110100 相匹配

如果规则库中没有与消息匹配的分类器,则利用覆盖技术生成一个新的分类器。新生成的分类器状态编码与环境消息非通配符编码相同。通配符按概率 $P_{general}$ 进行随机分配,新分类器的动作位随机赋值“0”或“1”

2.2.2 桶队列算法的信用分配

为了使系统具有自适应能力,LCS采用桶队列算法^[2](BB算法)作为信用分配手段来更新分类器强度。桶队列算法模拟经济学原理模型建立,它被形象地看成一个消息拍卖市场,采用拍卖(Auction)机制和交易(Clearing)机制,分类器可以进行交易权的买卖。获得交易权的分类器可以进行消息的交易,于是在消息产生(环境)与消息使用(作用器)之间形成了一个以分类器为中介的信用分配链

1) 拍卖过程:所有匹配的分类器需根据其强度

$S_i(t)$ 参与投标 (bid). 投标值 $B_i(t)$ 与该分类器的强度成比例, 强度越高, 投标值越高, 投标值最高的分类器允许发送消息

2) 征税过程: 对系统所有分类器征集生存税 T_{life} , 对参加投标的分类器还要额外征收投标税 T_{bid} . 征税的目的在于调节分类器的强度, 避免强度较低的分类器控制遗传操作过程

3) 交易过程: 被选中 (中标) 发送消息的分类器, 通过交易支付其投标值给上一次中标的分类器, 作为回报 $R_i(t)$.

采用 BB 算法在 t 时刻更新分类器 i 强度的表达式为

$$S_i(t) = S_i(t-1) - B_i(t) - T_i(t) + R_i(t). \quad (1)$$

其中

$$B_i(t) = C_{bid} S_i(t-1), \quad (2)$$

$$T_i(t) = (\tau_{bid} + \tau_{life}) S_i(t-1). \quad (3)$$

式中: C_{bid} 为投标系数, τ_{bid} 为投标税系数, τ_{life} 为生存税系数. 通常 $C_{bid} \gg (\tau_{bid} + \tau_{life})$.

2.2.3 基于遗传算法的规则发现机制

在 LCS 中运用遗传算法实现规则发现机制, 目的主要有:

1) 产生比现有分类器更优良的分类器, 提高系统整体性能;

2) 在信用分配的基础上, 搜索优良的分类器规则, 避免陷入局部优化

LCS 中遗传算法利用分类器强度作为适应度, 交叉算子只在分类器状态部分应用, 变异操作时, 基因位“1”可以变异为“0”和“#”, 其他两个基因位的变异过程同理. 由于遗传算法只是起到调整分类器规则库的目的, 为了保证系统的稳定性, 定义 T_{gen} 为遗传算法启动周期, 它表示两次遗传算法启动的间隔时间. 如果时间间隔超过 T_{gen} , 则系统启动遗传操作

为了不破坏已有的优良个体, 在产生新的子个体后, LCS 采用拥挤 (Crowding) 方案将子个体加入种群中. 拥挤方案将种群分为 k_{crowd} 个子种群, 从每个子种群中选择一个最弱 (强度最低) 的个体, 选择这 k_{crowd} 个个体中与子个体最相似 (相同基因位数量最多) 的个体被子个体替换掉

3 桶队列更新分类器强度的收敛性研究

分类器强度利用桶队列算法进行更新. 根据 2.2 节对桶队列算法更新分类器强度的描述, 对桶队列算法更新分类器强度的过程进行研究, 得到如下 LCS 信用分配过程分类器强度更新收敛性质:

性质 1 基于遗传算法的学习分类器系统, 利

用桶队列算法进行分类器强度更新, 如果分类器得到的回报为定常数, 则分类器强度收敛, 且分类器强度趋于稳定时, 分类器的投标值与所得到的回报值大致相等

证明 由式 (1) ~ (3) 可得

$$S_i(t) = (1 - C_{bid} - \tau_{bid} - \tau_{life}) S_i(t-1) + R_i(t). \quad (4)$$

因为 C_{bid} , τ_{bid} 和 τ_{life} 都为常数, 令

$$\varphi = 1 - C_{bid} - \tau_{bid} - \tau_{life}, \quad (5)$$

并令分类器在各 t 时刻的回报值都为 R , 则式 (4) 可表示为

$$\begin{aligned} S_i(t) &= \varphi S_i(t-1) + R = \\ &= \varphi^2 S_i(t-2) + R + R = \\ &= \varphi^3 S_i(t-3) + 2R + R = \dots = \\ &= \varphi^{t-1} S_i(0) + R \sum_{j=0}^{t-1} \varphi^j, \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $S_i(0)$ 为分类器 i 的初始强度值. 由于 C_{bid} , τ_{bid} 和 τ_{life} 都为小于 1 的正数, 满足 $0 < \varphi < 1$, 在经过充分长的时间 ($t = 1, 2, \dots$) 后, 式 (6) 中的前一部分 $\varphi^{t-1} S_i(0)$ 将逐渐趋于零, 而后一部分 $R \sum_{j=0}^{t-1} \varphi^j$ 则为一无穷等比级数的和, 即

$$A = a_1 + a_2 + \dots + a_n + \dots = \sum_{n=1}^{\infty} a_n, \quad (7)$$

其中 $a_n = R \varphi^n$. 根据达兰贝尔判别法^[10], 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{a_{n+1}}{a_n} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{R \varphi^{n+1}}{R \varphi^n} = \varphi < 1, \quad (8)$$

且 $a_n = R \varphi^n > 0, n = 1, 2, \dots$

根据式 (8), $a_{n+1} < a_n, R \sum_{j=0}^{t-1} \varphi^j$ 为无穷递减等比级数, 所以有

$$R \sum_{j=0}^{\infty} \varphi^j = \frac{R}{1 - \varphi} \quad (9)$$

将式 (5) 代入 (9), 得

$$R \sum_{j=0}^{\infty} \varphi^j = \frac{R}{C_{bid} + \tau_{bid} + \tau_{life}} \quad (10)$$

式 (6) 中, 因为 $0 < \varphi < 1, S_i(0)$ 为一有限常值, 所以 $\lim_{t \rightarrow \infty} \varphi^{t-1} S_i(0) = 0$ (11)

由式 (6), (8), (10) 和 (11) 可知, 采用桶队列算法更新的分类器强度收敛

当分类器强度趋于稳定时, 根据式 (6), (10) 和 (11), 有

$$S_i(n) = S_i(n-1) = S_{ss} = \frac{R}{C_{bid} + \tau_{bid} + \tau_{life}} \quad (12)$$

根据式 (2), 因为 $C_{bid} \gg (\tau_{bid} + \tau_{life})$, 分类器强度趋于稳定时, 有



$$B_{ss} = C_{bid} S_{ss} = \frac{C_{bid} R}{C_{bid} + \tau_{bid} + \tau_{life}} R. \quad (13)$$

所以,当分类器的强度趋于稳定时,分类器的投标值与所得到的回报值大致相等

综上所述,利用桶队列算法更新的分类器强度收敛,且分类器强度趋于稳定时,分类器的投标值与所得到的回报值大致相等

4 LCS 仿真实验研究

下面应用六值布尔函数^[9]测评LCS.建立单步马尔科夫环境,即LCS不产生内部消息,允许发送消息的匹配分类器直接将消息通过作用器作用于环境,同时得到环境回报.如果LCS产生的动作与环境输入确定的输出相同,则得到动作正确的回报,否则得到错误动作的惩罚.通过LCS学习六值布尔函数的仿真实验,考察LCS自适应学习的能力,进一步仿真验证桶队列增强学习的收敛性.LCS涉及诸多参数,如表1所示

表1 LCS参数表

| 参数表示 | 参数定义 | 参数值 |
|----------------|-------------|--------|
| p_{cross} | 遗传算法交叉操作概率 | 0.8 |
| $p_{mutation}$ | 遗传算法变异概率 | 0.04 |
| $p_{general}$ | 通配符“#”所占的比例 | 0.33 |
| τ_{bid} | 投标税系数 | 0.001 |
| τ_{life} | 生存税系数 | 0.0005 |
| C_{bid} | 投标系数 | 0.1 |
| T_{gen} | 遗传算法间隔周期 | 200 |
| k_{crowd} | 拥挤算法子种群个数 | 3 |

4.1 LCS 仿真学习性能仿真

将系统输出与六值布尔函数确定的输出值相比较,如果二者相同,则系统输出正确.LCS每运行50次为一个周期,每个周期中正确输出占总运行次数的比例(即系统输出正确率)作为LCS的性能评价指标.系统运行10000次的性能曲线如图2所示

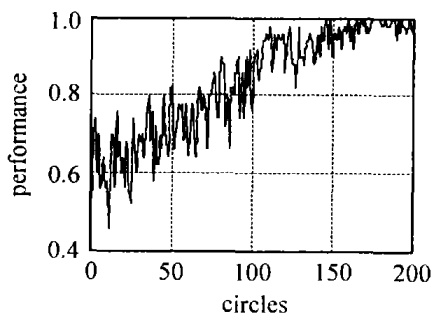


图2 LCS学习六值布尔函数性能曲线

图2中,LCS每运行50次作为一个周期,横轴表示算法运行的周期数,纵轴为LCS自适应学习环境

的性能.从图2可以看出,LCS经过200个周期左右的学习,便能基本适应环境的变化,根据环境输入,能够给出基本正确的输出(平均性能接近100%),具有较强的学习能力

4.2 桶队列算法更新分类器强度收敛性仿真

通过LCS对六值布尔函数的学习,考察采用桶队列信用分配的分类器的强度稳定性.根据表1所设定的参数,不触发遗传算法,系统运行10000次,分类器强度变化曲线如图3所示.从分类器的强度变化曲线可以看出,LCS运用桶队列算法分配信用,分类器强度收敛.在本次仿真中,系统运行3000次左右分类器强度便趋于稳定

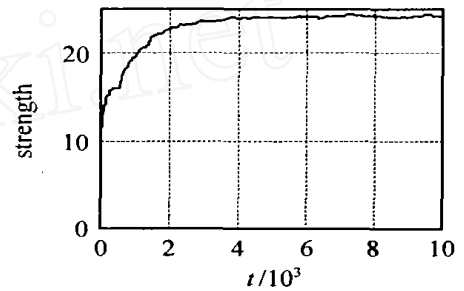


图3 分类器强度变化曲线

5 结 语

本文研究了基于遗传算法的学习分类器系统.从系统结构、原理以及技术关键逐一分析,通过理论推导证明了桶队列算法更新分类器强度的收敛性,并通过LCS对学习六值布尔函数的仿真实验进行了验证.由于遗传算法会将“早熟”和“随机漫游”等缺点带入基于遗传算法的学习分类器系统,如何针对不同环境回报级别,建立更完备的“状态-动作强度”匹配的学习分类器系统,尚有待于对基于遗传算法的学习分类器系统进行更深入的研究和改进

参考文献(References)

- [1] Holland J. H. *A daptation in N atural and A rtificial Syste ms* [M]. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [2] Holland J. H. *A M athematical F ram ew ork for S tudying L earning in Classifier System s* [M]. M sterdam: North-Holland, 1986: 307-317.
- [3] Wilson S. Classifier Fitness Based on Accuracy [J]. *Evolutionary Computation*, 1995, 3(2): 149-175.
- [4] Helen A. Fuzzy Learning Classifier System s for Classification Task [J]. *Transport and Telecommunication*, 2002, 3(3): 43-51.
- [5] Richard O Duda, Peter E Hart, David G. *Strok Patter Classification* [M]. Beijing: China Machine Press, 2004: 1-20.

(下转第 330 页)

$\tau_m = 12$, 采样周期 $T_s = 1$ s

针对二阶大时滞慢时变对象的仿真结果如图4所示, 参数自适应整定曲线如图5所示 参考输入是

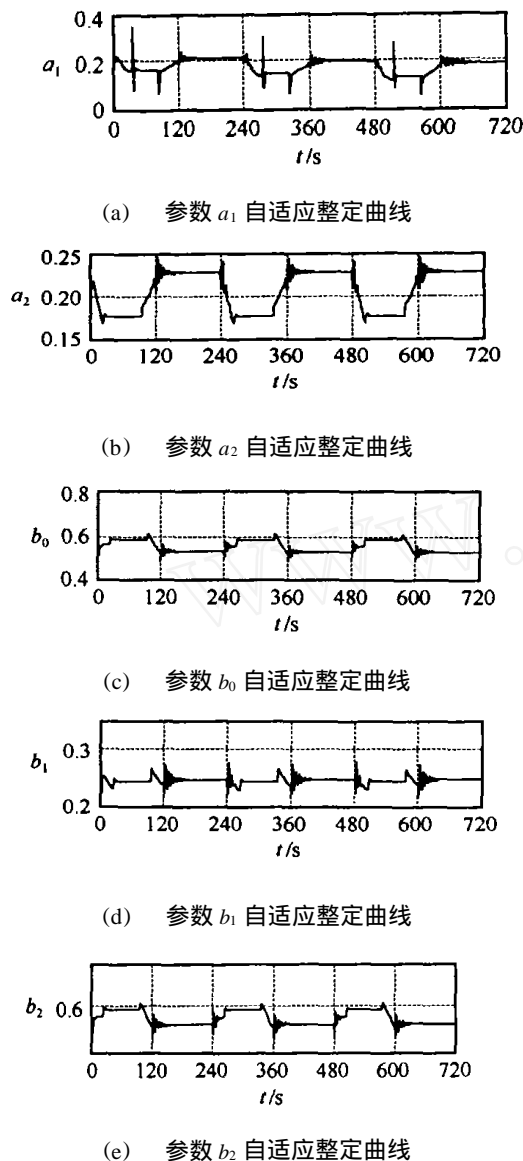


图5 参数自适应整定曲线

值为 ± 10 , 周期为 120 的方波信号 在给定对象和采样周期情况下, 离散时间对象模型均是逆不稳定的 实验结果表明, 本文提出的基于神经网络的自适应 Dahlin 数字控制器不仅能适用于逆不稳定对象, 而且能克服参数时变影响, 具有良好的伺服性能和鲁棒性

5 结 论

基于神经网络的自适应 Dahlin 数字控制器是一种算法简单、实现方便、易于理解的控制 器, 可用于参数和时滞未知或慢时变对象的控制 在对象为逆不稳定情况下亦具有较强的鲁棒性和较好的伺服性能 它从根本上解决了大时滞、慢时变对象控制的稳定性问题, 具有很大的工程应用价值

参考文献 (References)

- [1] Yu L. Guaranteed Cost Control of Linear Uncertain Time-delay Systems [A]. *Proc of the 2nd Asia Control Conf [C]*. Korea, 1997, 1(3): 705-708
- [2] Mondié S, Kharitonov V L. Exponential for Retarded Time-delay Systems [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2005, 50(2): 267-272
- [3] Esfahani S H, Petersen I R. An LMIA Approach to Output-feedback-guaranteed Cost Control for Uncertain Time-delay Systems [J]. *Int J of Robust and Nonlinear Control*, 2000, 10(2): 157-174
- [4] 曲永印, 侯军, 由东颖, 等. 自校正 Dahlin 数字控制器 [J]. *控制与决策*, 1994, 9(1): 49-53
(Qu Y Y, Hou J, You D Y, et al. A Self-Tuning Dahlin Digital Controller [J]. *Control and Decision*, 1994, 9(1): 49-53)
- [5] Pafael Parra Hernández, Jaime Alvarez Gallegos, José A, et al. Simple Recurrent Neural Networks: A Neural Network Structure for Control System [J]. *Eurocomputing*, 1998, 1(23): 277-289

(上接第 326 页)

- [6] 王珏, 石纯一. 机器学习研究 [J]. *广西师范大学学报 (自然科学版)*, 2003, 21(2): 1-15
(Wang J, Shi C Y. Machine Learning Research [J]. *J of Guangxi Normal University (Natural Science)*, 2003, 21(2): 1-15)
- [7] 冯彦杰, 王浣尘. 学习分类器在绩效寻优中的应用及组织决策意义 [J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(3): 470-473
(Fen Y J, Wang H C. Learning Classifier Application of Learning Classifier in Performance Optimization and Decision Meaning [J]. *Control Theory and Applications*, 2003, 20(3): 470-473)

- [8] Sette S, Boullart L. An Implementation of Genetic Algorithms for Rule Based Machine Learning [J]. *Engineer Application of Artificial Intelligence*, 2000, 13(4): 381-390
- [9] Tim Kovas. *Evolve Optimal Populations with XCS Classifier Systems* [R]. Birmingham: School of Computer Science, University of Birmingham, 1996
- [10] 沈永欢, 梁在中, 许履瑚, 等. *实用数学手册* [M]. 北京: 科学出版社, 2004: 225-235
(Shen Y H, Liang Z Z, Xu L H, et al. *Mathematics Handbook* [M]. Beijing: Science Press, 2004: 225-235)