

一种分层协同进化学习方法及其在机器人 追踪中的应用

吕雪松¹ 张翼¹ 王进戈²

¹ (湖北三峡职业技术学院 宜昌 443000)

² (四川大学机械学院 成都 610011)

摘要 本文在分析了密歇根方法和匹茨堡方法的基础上,提出了一种新型分层协同进化学习方法。该方法由上述两类种群构成,此两类种群分别属于不同的智能层次,进行协同进化来实现智能,种群内部各自独立地采取不同的遗传操作,种群之间使用交互算法进行交流。实验表明:该方法能改善分类器系统的短视特性并提高其智能。

关键词 遗传算法; 分层遗传算法; 协进化; 进化学习

A Hierarchical Co-evolutionary Learning Method and Its Application in Robot Tracking

LV Xue-song¹ ZHANG Yi¹ WANG Jin-ge²

¹(Hubei Three Gorges Polytechnic, Yichang 443000, China)

²(College of Mechanical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610011, China)

Abstract A new Hierarchical co-evolutionary learning method is proposed based on Michigan approach and Pitt approach. The two populations belong to deferent levels of intelligence. Deferent genetic operators are used independently in Michigan population and Pitt population via co-evolutionary method. and the interacting genetic operators are used inter-populations. Simulation experiments show that the methods can amend the short sight characteristic of the classifier system and improve its intelligence.

Keywords genetic algorithm; hierarchical genetic algorithm; co-evolutionary algorithm; evolutionary learning

1 引言

基于符号学习的机器学习系统,如监督学习系统、类比学习系统、推理学习系统等,在解决以下问题上存在固有困难^[1]:(1)由于数据有噪声,且常有新状态出现,机器需有健壮性和自适应能力;(2)多数要求有实时的行动;(3)目标通常比较模糊或间接;(4)系统评价规则难以获得。进化学习将遗传算法与产生式规则相结合,可以使用固定长度的基因来表示规则,通过世代的进化来获得自适应能力。就上述几个困难,本文综合分层遗传算法^[1]、密歇根进化

学习方法^[2]、协进化算法^[3]和匹茨堡进化学习方法^[4],提出了一种分层协同进化学习方法,并验证了其在机器人追踪中的应用。

2 传统的进化学习方法

遗传算法应用于机器学习领域,始于 Holland 和 Reitman 的 Animat 系统^[2],也称 CS1(Category System1),类似的工作还有 CS2。这类系统被称为分类器系统。一个典型的分类器系统如图 1 所示,由检测器、消息表、分类器表、遗传算法和信任分配算法等部分组成。

基金项目:四川省科技厅创新基金(0322129)。

作者简介:吕雪松,博士研究生,研究方向为智能控制;张翼,副教授,研究方向为机械制造及自动化;王进戈,教授,博士生导师,研究方向为人工智能。

这里所说的分类器是指表示某个产生式规则的基因。环境信息通过检测器被编码成有限长的消息(Message),然后发往消息表,消息表中的消息触发分类器表中的分类器,被触发的分类器又向消息表发消息,这些消息又有可能触发其他的分类器引发一个行动,通过效应器作用于客观环境。

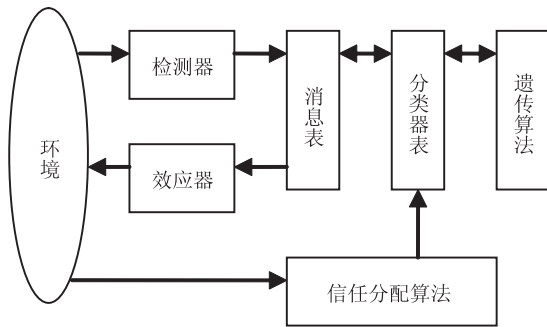


图1 传统的进化学习系统

(1) 检测器将环境中的重要特征和类别组成训练子集,编码成由基因表示的消息。一条消息 M^i 是一个二元组。

$$M^i = (x^i, y^i) \quad (1)$$

其中, i 为消息号, x 为条件部分, y 为结论部分, $x, y \in \{0, 1, *\}^l$, 其中, $*$ 为通配符, l 为二进制数的长度。一条消息即相当于产生式规则 $\text{if } \langle x \rangle \text{ then } \langle y \rangle$ 。

(2) 消息表包含当前所有消息(训练子集)。

(3) 分类器表由很多分类器组成,一个分类器 C^i 是一个三元组:

$$C^i = (U^i, V^i, \text{fitness}^i) \quad (2)$$

其中 U 相当于消息 M 中的 x , V 相当于 M 中的 y , fitness 为本规则的适应值。

效应器将分类器的结论转换为具体问题的实际输出,并作用于环境。信任分配算法根据各分类器所起的作用对所有分类器进行排列。该系统通过本地算子进行遗传操作以达到规则发现的目的。

在上述的系统中,规则之间的关系是弱协调关系,无论是单独使用或一起使用都不影响系统的性能。这类进化学习方法被称为密歇根方法。而在匹茨堡方法中,规则之间的关系是强协调关系,只有一起使用才能保证系统的性能,对一个规则的修改、删除等操作都会对其他规则产生很大的影响。对于密歇根方法,规则可以用一个SGA基因个体来表示,而对于匹茨堡方法,规则串必须用变长度基因个体来表示。密歇根方法具有设计简单、学习速度较快、规则发现能力强等优点,但该方法也具有急功近利的短视特性,该特性带来了智能不够高等问题。和密歇根方

法相比,匹茨堡方法显然可以形成更高的智能,因为密歇根方法对应的是“刺激-响应”的反应式智能,而匹茨堡方法对应的是反应式智能的某种组合。但是匹茨堡方法存在一些固有的困难:第一,匹茨堡方法在规则少时容易初期收敛,规则多时容易冗余,算法的效率很低;第二,由于是整个规则串一起编码,适应度的变化不能反映单个规则的优劣,从而降低了规则发现的速度。

3 分层协同进化学习

分层遗传算法的主体思想是构建 N 个底层子种群,对每个底层子种群独立地运行各自的遗传算法,然后构建一个高层种群。高层种群有选择、交叉、变异三个操作,其中选择操作是从底层子种群中选择适应度较高的个体。协同进化的主体思想是构建两个种群,种群之间为共生或竞争等关系,一个种群通过适应度等参数影响另一个种群的遗传操作。自适应遗传算法^[5]的变异概率和交叉概率可以随着适应度的变化而自动调整从而增强算法的收敛能力和局部搜索能力。

基于上述思想,我们构建了一个新的分类器系统:分层协同进化学习系统。该系统与第二节所介绍的传统进化学习系统相比,主要的区别在于基分类器表集、高层分类器表以及高层分类器表的遗传操作HGA、高层分类器表和基分类器表集之间的遗传操作IGA等。

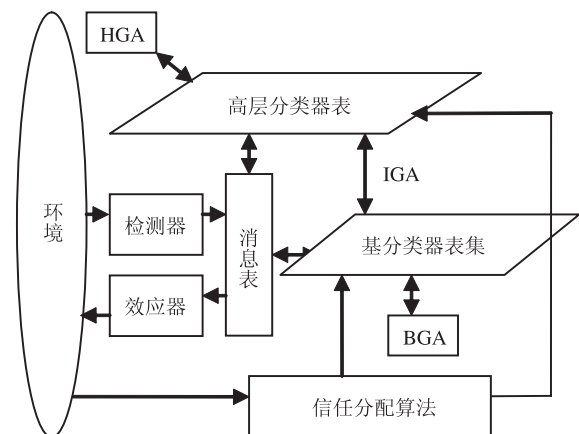


图2 分层协同进化学习系统

(1) 基分类器表(集):每个基分类器表对应密歇根方法中的分类器表,每个分类器表为一个种群,谓之密歇根种群。如果使用粗粒度并行方法得到基分类器表的集合,则基分类器表集中有 N 个密歇根种群

4 分层协同进化系统性能分析

分层协同进化系统的性能分析可以分三种情况：高层分类器为空时，高层分类器不为空但只能匹配某些状态时，高层分类器可匹配大部分状态时。

当高层分类器为空时，整个分层协同进化系统中只有底层分类器起作用，即相当于传统的分类器学习系统，但变异概率自适应的变异操作有助于提高分类器的学习能力，使其在学习初期不至于过早收敛，学习后期有一定的局部搜索能力。

当高层分类器不为空但只能匹配某些状态时，高层分类器会从已经成熟的底层种群中“捕食”成功的规则链，“捕食”后，底层分类器表中的相关个体的适应度会降低，也就是说，变异概率为增加，底层分类器表的工作转向较大范围内搜寻新的规则。此时环境状态按概率匹配两层分类器，高层分类器的适应度越大，匹配底层分类器的可能性就越小，即为该状态搜寻新规则的可能性就越小。在高层分类器和底层分类器中同时有匹配当前状态的个体时，即便已确定匹配底层分类器，在适应度分配时也要通过权系数与高层分类器相协调，共同进化。通过这些措施，保证了底层分类器把工作重点放在应对最迫切的规则发现任务上。

当高层分类器可匹配大部分状态时，底层分类器也可以按照一定的概率对高层分类器可匹配的状态特别是高层分类器不能很好处理的状态进行应对规则发现。

从某种角度看，高层分类器的是一个成功规则的长期存储装置，其存在可以降低分类器系统固有的短视特性，其容量将较大程度上影响其性能并对整个系统的性能造成影响。因此，分层协同进化系统不太适合规则链过长的分类器系统。

5 仿真实验

利用经典的两机器人“追-逃”游戏来检验这种算法。此类“追-逃”问题的详细描述及传统进化算法的应用请参考文献[1]中9.4节的相关内容。我们对有界二维空间中的追逃问题做如下假设和限定：(1)随机分布 m 个静止的障碍物；(2)机器人为轮式机器人，不考虑动力学特性，且前向速度固定；(3)对追-逃机器人来说，环境信息是已知的；(4)捕获定

义为追捕者和逃跑者的距离小于给定值；(5)时间是离散的；(6)机器人的输入变量状态由传感器信息描述，输出变量为行进方向。

为体现“实时的行动”，图3所示环境采用基于二维空间的离散环境，将格栅设为有边界^[12]，不允许蓝黄两块占据同一个格子(碰撞)。

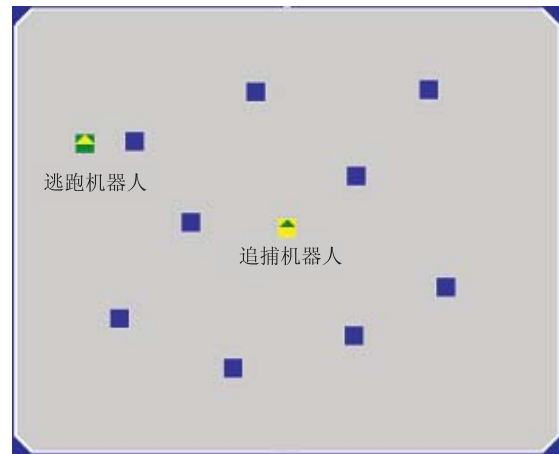


图3 有界二维追逃环境

表2 仿真实验结果

	R1 追捕	R4 追捕
R2 逃跑	Stab=245; Avg=125	Stab=253; Avg=135
R3 逃跑	Stab=251; Avg=103	Stab=242; Avg=116
R2 逃跑	Stab=9; Avg=125	Stab=100; Avg=131
R5 逃跑	Avg=137	Avg=159

设计五个机器人进行两两追逃：基于分层协同进化算法的追捕机器人 R1，基于绕障碍逃跑策略的逃跑机器人 R2，基于远离追捕机器人策略的逃跑机器人 R3，基于密歇根方法的追捕机器人 R4，智能逃跑机器人 R5。设计两组实验：R1 追捕 R2、R1 追捕 R3、R1 追捕 R2、R1 追捕 R5；R4 追捕 R2、R4 追捕 R3、R4 追捕 R2、R4 追捕 R5。所有实验是依次进行的。实验结果如表2所示。表中 Stab 表示达到学习系统稳定状态所需要的进化代数，稳态被定义为连续10次追逃实验的结果相近。Avg 表示捕获所需要的平均时间步长。与 R5 的追逃实验结果从第1000代后开始统计。

从实验结果可以看出，由于 R1 对于已经做过的实验有很强的记忆能力，再次面对曾经经历过的状态时能轻松应对，而且在追捕智能程度较高的逃跑者时表现较好。这表明，分层协同进化算法能有效改善分类器系统的学习能力和增强其智能。

6 结 语

本文的工作是对分类器系统层次结构的一种改进。参考文献[8]指出了传统分类器系统结构难以解决的复杂问题, 学者们先后提出了并行结构^[9]、基于共享存储器的结构^[10]和分层结构^[11]等多种结构, 但是迄今为止没有任何一种结构或方法可以解决全部问题。

本文分析了密歇根方法和匹茨堡方法, 以及遗传算法领域中的一些先进思想, 使用分层遗传算法、协同进化和自适应遗传算法改进了传统的进化学习框架, 提出了一种新的分层协同进化学习框架。分析和实验证明该方法具有一定的先进性, 为分类器系统解决更复杂问题提供了一个有效途径。

参 考 文 献

- [1] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现 [M]. 西安交通大学出版社, 2002.
- [2] Holland J H. Genetic algorithms and classifier systems: foundations and future directions [C] // Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, 1987: 82-89.
- [3] Paredis J. Coevolutionary computation [J]. Artificial Life, 1995, 2(4): 355-375.
- [4] Collins R J. Studies in artificial evolution [D]. University of California, 1992.
- [5] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutations in GAs [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.
- [6] Goldberg D E, Korb B, Deb K. Messy genetic algorithms: motivation, analysis and first results [J]. Complex Systems, 1989(3): 493-530.
- [7] 李道波, 林争辉. 一种高效稳态型遗传算法结构 [J]. 上海交通大学学报, 1998, 32(1): 5-7.
- [8] Westerdale T H. Redundant classifiers and prokaryote genomes [C] // Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, 1991: 354-360.
- [9] Dorigo M. Alecsys and the autonomous: learning to control a real robot by distributed classifier systems [J]. Machine Learning, 1995, 19: 209-240.
- [10] Kitano H, Smith S, Higuchi T, et al. Ga-1: a parallel associative memory processor for rule learning with genetic algorithms [C] // Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, 1991: 311-317.
- [11] Shu L V, Schaeffer J. HCS: adding hierarchies to classifier systems [C] // Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, 1991: 339-345.
- [12] Stone P, Veoloso M. Multiagent system: a survey from a machine learning perspective [J]. Autonomous Robots, 2000, 8(3): 345-383.