

进化计算在机器学习中的应用研究*

张光铎 王正志

(国防科技大学自动控制系 长沙 410073)

摘 要 采用进化计算思想研制机器学习实际系统, 利用隐含并行机制及并行规则触发策略实现多目标优化技术。针对航天员模拟训练评分标准具体任务, 采取灵活的多层次动态编码方案, 建立多种简洁且完备的进化操作。利用信度分配组桶策略实现竞争机制, 依赖进化算法搜索、发现并选择适当规则, 引入启发知识产生缺省规则层次以实现多种隐式目标。设计并实现了遗传进化机器学习系统 GEM L-1, 该系统具有良好的鲁棒性和柔顺性。本文的遗传进化机器学习方法, 可推广应用于各种军用专家系统和军事决策支持系统的研制, 从而为人工智能在军事上的应用提供新的设计方法和实现途径。

关键词 进化计算, 遗传机器学习, 多目标优化

分类号 TP301

The Researches of Application Techniques on Machine Learning with Evolutionary Computation

Zhang Guangduo Wang Zhengzhi

(Department of Automatic Control, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract This paper researches into the actual machine learning system taking advantage of the idea of evolutionary computation, and realizes the multi-goal optimization technique by applying the implicit parallelism mechanism and the parallel rule triggering strategy. In accordance with the specific task of machine learning, simulated pilot training grading standards, this paper adopts a kind of free hybrid coding scheme (multi-level and dynamic), establishes several simple and complete evolutionary operations, realizes the mechanism of competition by the credit assignment with brigade bucket algorithm. It relies on evolutionary algorithm to search for, find and select the proper rules, realizes several implicit objectives by inducting heuristic knowledge to create default rule structure, and designs a genetic evolutionary machine learning system (GEM L-1) with satisfied robustness and flexibility. The method of machine learning can be generalized to apply in different kinds of expert system and military decision support system so as to provide a new kind of designing method and realizing path for machine learning.

Key words evolutionary computation, genetic evolutionary machine learning, multi-goal optimization

近年来, 专家系统日益广泛地应用于各种研究领域, 如军事指挥决策系统 C³I, 飞船、导弹和飞机的 GNC 系统等。机器学习是在计算机中实现人类的学习过程, 以计算机为工具获取知识、积累经验, 是知识工程的重要组成部分。机器学习在人工智能中具有核心作用, 它使得系统能够更为有效地执行所要求的任务。

但是, 设计传统专家系统的主要困难是, 难以获取领域知识和构建知识库。目前主要依靠知识工程师和领域专家, 依据特定领域的专用事实和规则 (启发知识与有关约束) 进行推理学习, 实现相应的任务要求。由知识工程师和领域专家获取知识, 通常费时、易错且需要丰富的经验, 传统机器学习

* 国防预研基金项目资助
1998 年 3 月 30 日收稿
第一作者: 张光铎, 男, 1966 年生, 博士

主要采用逻辑推理机制，往往耗费大量机器资源和时间，还难以得到有效结果；传统机器学习方法无法用于解决隐式和不确定目标的任务，难以处理所处环境中伴有的大量噪声和无关数据，难以处理多目标的学习任务，缺乏鲁棒性和柔顺性；传统机器学习方法缺乏并行机制，仅能实现较小规模的学习任务。

遗传进化机器学习是一种新型的机器学习方法，试图通过进化计算模拟生物遗传机制（自然选择与适者生存）进行搜索和优化。遗传进化机器学习方法适于复杂环境（目标隐含且带有噪声）的学习和适应问题。本文将以太空人模拟训练评分为应用背景，在计算机上实现 GEML-1 遗传进化机器学习系统，用于多层次多科目的太空人模拟训练和选拔。在太空人的模拟训练和选拔过程中，具有多种显式目标和多种隐含目标，原始样本中具有噪声及无关数据。

1 太空人模拟训练概述

太空人的选拔与训练过程相当复杂，为一多目标优化问题，包含多个阶段与多个层次。我们将太空人的选拔与训练过程划分成如下三个阶段：

(a) 预备太空人的选拔：依据身体素质与技能测试各项指标逐步遴选出。

(b) 预备太空人的训练及正式太空人的选拔：

通过长期的训练。依据预备太空人的综合性能水平，确定正式太空人。

(c) 正式太空人的训练：各项操作技能与规程，为参加飞行做好最后准备。

以上三个阶段均包含若干测试与训练科目，涉及不同的选拔标准。每一阶段均为一多目标优化过程，不仅要求达到总体性能指标，而且还要求达到某些具体性能指标。我们依次对各阶段进行模拟测试与训练评分，通过遗传学习与实例学习的结合，实现太空人模拟训练问题的多目标分类学习任务。

每一测试与训练科目的性能均划分为五种等级，由优到劣依次标记为 A、B、C、D、E。输入参数为若干太空人模拟测试与训练实例，包含各阶段所有测试与训练科目的成绩及相应的被选结果。输出参数为各阶段的选择标准，包括三个阶段、八种显式目标及六种隐式目标（将作为缺省规则加入优化过程），且各种有关参数的设置依赖太空人在各测试与训练阶段的选拔启发式信息选定，见附表。

附表

测试与 训练阶段	num (B)	num (C)	num (D)	num (E)	总体性能 标准量值
一			< ND10	< NE10	SUM SCOR10
			< ND11	< NE11	SUM SCOR11
			ND11 ~ ND12	NE11 ~ NE12	SUM SCOR12
二		< NC20	< ND20	0	SUM SCOR20
		< NC21	< ND21	0	SUM SCOR21
		NC21 ~ NC22	ND21 ~ ND22	0	SUM SCOR22
三	< NB31	< NC31	0	0	SUM SCOR31
	NB31 ~ NB32	NC31 ~ NC32	0	0	SUM SCOR32

2 遗传进化机器学习系统

2.1 数据结构

- (1) 消息：由 A ~ E 构成的训练成绩字符序列（长度为训练科目数 SUBJNUM）。
- (2) 条件：类于消息，可包含通配字符#，并统计各种字符数目及综合成绩。
- (3) 动作：具有合格与不合格两种情形，分别表示为 1 与 0。

- (4) 实例: 条件 动作。学习及测试实例的数目分别为 $SMPLNUM$, $CHCKNUM$ 。
- (5) 规则: 即分类器, $num(A)$, $num(B)$, $num(C)$, $num(D)$, $num(E)$ $SUMSCOR$ 。
涉及强度、投标、有效投标、匹配标志及具体特征。
- (6) 群体: 包含分类器、税收率、强度统计及选择比例、交叉率、变异率、拥挤规模。
- (7) 匹配列表: 用于放置与现行环境消息匹配的分类器索引, 长度不限。

2.2 规则与消息系统

规则和消息系统(即性能系统)是一种能同环境直接交互作用的产生式系统。但它与基于规则的传统产生式系统不同。传统产生式系统用于学习时, 需要利用规则的条件和动作的语法指导, 所使用的规则语法过于复杂, 而且采用串行的规则触发机制, 在每一匹配循环期间激活单一规则, 这一从规则到规则的过程, 对于增强推理能力是一个瓶颈, 难以取得良好的学习效果。

本文采用定长规则表征, 使得字母表上的所有位串在语法上均具有意义, 便于使用遗传操作搜索容许规则空间。利用并行规则触发机制, $GEML-1$ 系统容许多种活动被同时协调地执行。当须在互斥环境动作之间作出选择时, 或须削减匹配规则集合的规模以适应定长消息列表时, 这些选择被推迟到最后可能的时刻, 并通过竞争来实现调解。将现行环境消息与分类器条件匹配, 建立匹配列表。只要现行环境消息落入某一分类器条件的活动范围, 即认为匹配成功。条件被匹配的分类器成为候选者, 但能否在下一时间步传递其消息到消息序列, 取决于一激活投标(依赖分类器的量值或权重估算)的结果。

一般性规则覆盖一般性条件, 而更为具体且可能重叠的规则覆盖具体性条件。假定每一规则在被回报时接收相等的支付, 且两重叠规则投标以响应一特定消息时, 应使较具体的规则获胜, 即所采用的投标结构应鼓励具体规则优于一般规则。缺省层次为一种隐含或虚拟结构, 比非重叠规则集合具有如下优点: (a) 在具有同样性能水平下, 规则简洁。(b) 有助于解集扩展、发现高性能规则集合、鼓励系统更为有效地学习。

通过信度分配(组桶算法)调节规则强度值, 并依赖遗传算法执行繁殖、交叉、变异及拥挤替换引入新型规则, 该系统能够在迅速消除低劣规则, 降低低劣规则强度的同时, 提高良好规则的强度, 具有良好的性能。

2.3 信度分配系统

分类器通过匹配过程参与拍卖, 中标(获胜)时将其投标支付给交易所, 并通过信度分配过程在产生现行环境消息的分类器之间进行划分, 确保较好规则具有较高强度(适值)。可利用一回报链将信度划分给先导活动, 采用组桶操作, 由现行获胜者激活支付给前一获胜者。复杂分类器系统要求详细记录并保持所有的获胜者及其调用者。

(1) 拍卖过程: 由现行匹配分类器集合中选择出一获胜者(拍卖含有噪声)。有效投标通常基于确定投标附加一零均值 $bidsigma$ 偏差噪声。对确定投标与有效投标, 分类器特征的线性函数采用独立系数, 以便研究可选的投标结构。

(2) 征税过程: 用于调节分类器强度。对于所有分类器评估并征集存在税收, 对于上次拍卖中参与投标的所有分类器评估并征集投标税收。

(3) 交易过程: 用于协调分类器间的支付。现行获胜分类器将其投标支付给前一获胜分类器。依据这一方式, 可假定时间邻接分类器间的连接, 由环境施加的时序确保。在更复杂系统中, 具有多重分类器消息链的更一般组桶, 可提供一种更为有效的手段, 将支付分配给负责响应特定回报的分类器。分类器系统采取正确动作(输出正确信号)时, 从环境中接收适当支付以增强其性能。

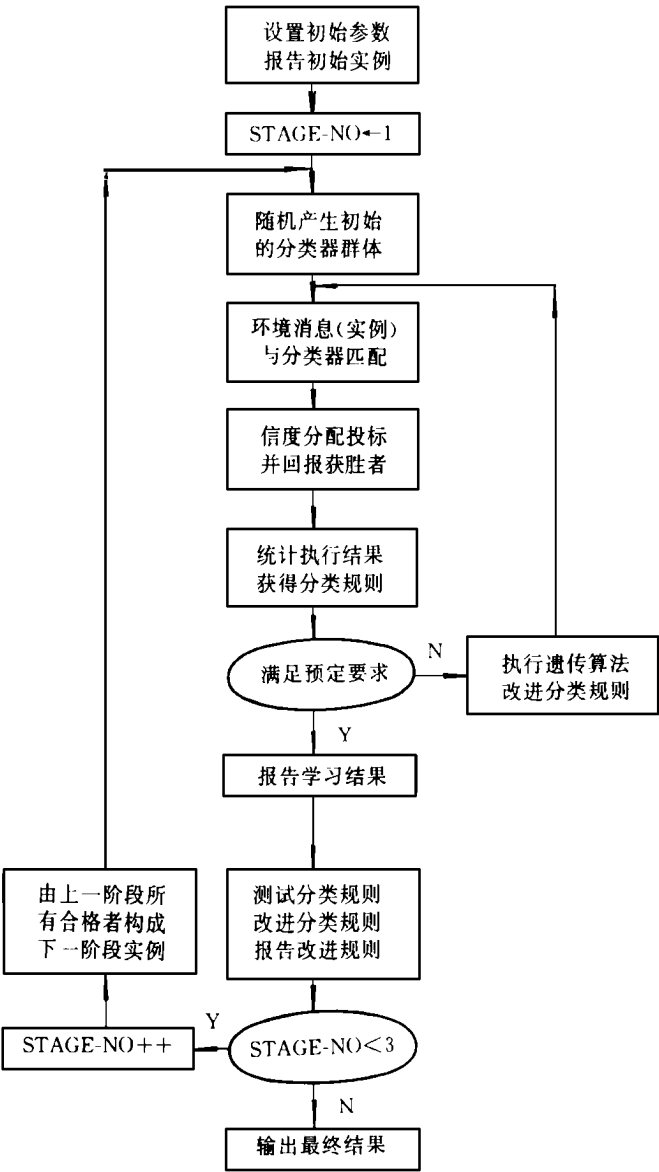
2.4 遗传进化机制

遗传算法旨在发现具有良好适应性的规则集(而非单一最佳规则)。通常依据规则的强度作为适值。可依据世代间种群的替换比例, 确定参与遗传操作的规则数目。信度分配算法依照强度成比例地分配。利用规则的存储平衡值作为一种适值函数, 规则可被繁殖、交叉和变异。选取高强度规则作为亲代, 通过重组亲代规则的组成部分形成子代, 替换系统中较差规则并进入竞争, 其条件满足时被激活和测试。

新型规则被放入种群中，并通过投标、支付及增强机制适当地估值。

遗传算法为一种全局最优化搜索技术，基于群体模拟生物进化的自然选择（优胜劣汰、适者生存）和遗传变异思想，具有高度的隐含并行性。生物体的进化机制通过自然选择实现，模拟自然选择无需事先描述问题的各种特征，因而能够解决结构费解的问题。通过对问题编码进行繁殖、交叉、变异等遗传操作，遴选出高适应值个体，并以此作为问题的近似解。遗传算法适于求解高度非线性优化问题、机器学习等。

航天员模拟训练评分系统的信息流程如附图



附图

其中，系统所采用的遗传算法描述如下：

- (1) $t = 0$ 时随机产生一分类器种群 $B(t) = \{C_1, \dots, C_M\}$ (规模为 M)。
- (2) $\forall C_j \in B(t)$, 指派初始强度 $v(C_j)$ ($j = 1, \dots, M$)。
- (3) 计算 $B(t)$ 中所有分类器的平均强度 $v(B)$ 。
- (4) $\forall C_j \in B(t)$, 计算规范量值 $v(C_j) / v(B)$ ($j = 1, \dots, M$)。

- (5) 依据规范量值由 $B(t)$ 中概率选择 $n \ll M$ 对分类器, 记为 $C_{i1}, C_{i2} (i= 1, \dots, n)$ 。
- (6) 对于参与遗传操作的每两亲代分类器 C_{i1}, C_{i2} 执行如下操作:
 - (a) 应用遗传算子 (交叉与变异、逆转) 形成两子代分类器 C_{i1}, C_{i2} , 其中的交叉、变异、逆转概率分别为 p_c, p_m, p_i , 且交叉位点随机选取, 变异方式采用实值连续改变。
 - (b) 设置子代标记: $s = 1$;
 - (c) 设置拥挤因子初值: $k = 1$;
 - (d) 由现行种群随机选取拥挤子群体 (规模为 $crwdsbpop$), 找出其中强度最差者 C_{rk} ;
 - (e) $k < crwdfactor$ 时, $k = k + 1$, 并返回 (c), 否则, 获得强度最差分类器 $C_{r1}, \dots, C_{r crwdfactor}$;
 - (f) 依据量值接近划分, 计算 $C_{r1}, \dots, C_{r crwdfactor}$ 与 C_{is} 的相似程度, 其中相似程度最大者在现行种群中的位置将被 C_{is} 替换, 并修改有关个体及群体的强度;
 - (g) $s < 2$ 时, $s = s + 1$, 并返回 (b)。
- (7) 测试所获取的规则集合, 学习正确率达到预定要求时: 退出遗传迭代过程, 输出学习结果。
若机器资源耗尽时, 被迫退出, 仅能给出限于机器资源的学习结果。
- (8) $t = t + 1$, 返回 (3)。

2.5 学习系统性能

航天员模拟训练的每个阶段具有 20 门训练科目, 将 GEML-1 系统对 50 名航天员进行模拟训练学习, 而后再用 100 名航天员的模拟训练情形进行测试。正确率达到 95% 以上。

3 结论

本文针对航天员模拟训练评分标准具体任务, 采取灵活的多层次动态编码方案, 建立多种简洁且完备的进化操作, 利用信度分配组桶策略实现竞争机制, 依赖进化算法搜索、发现并选择适当规则, 引入启发知识产生缺省规则层次, 以实现多种隐式目标, 设计并实现了遗传进化机器学习系统 GEML-1, 可以在具有大量噪声和无关数据的复杂环境中进行学习, 总结规律、获取知识, 具有良好的鲁棒性和柔顺性。本文的遗传进化机器学习方法, 采用进化计算思想研制机器学习实际系统, 充分利用隐含并行机制及并行规则触发策略实现多目标优化技术, 可推广应用于各种军用专家系统和军事决策支持系统的研制, 从而为人工智能在军事上的应用提供新的设计方法和实现途径。

参考文献

1 Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michingan Press, 1992

2 Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989

3 Grefenstetel J J. A System for Learning Control Strategies with Genetic Algorithms. Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, San Mateo, Calif., 1989