

实例推理系统

多智能体模型

专家系统

20

73-75

基于实例推理系统的多智能体模型研究

Study on the Multi Case-Based Reasoning Agent Model

方明

李怀祖

史忠科

TP18

(西安石油学院计算机系 西安 710065) (西安交通大学管理学院) (西北工业大学自动控制系)

Abstract On the basis of problems that the modules in the case-based reasoning system are passive and lack of autonomy entities, the paper proposed to construct the case-base reasoning system to be an autonomy intelligent agent (CBR Agent) through use of the agent techniques and proposed the design thought of multi CBR Agent (MCBRA) model that was cooperation construct by multi CBR Agent. The structure and search control process of MCBRA were discussed in the paper.

Keywords Case-based reasoning, Agent, Case, Multi-agent system, Cooperation

1 引言

基于实例的推理 (Case-Based Reasoning—CBR) 是一种利用以往求解类似问题的以实例形式表示的经验知识进行的推理, 以获得当前问题求解的结果^[1]。一般来说, CBR 的推理过程包括问题特征的抽取、相应实例检索、实例的改写与调整、方案的评价和新实例的存贮等基本步骤^[1~3]。传统的 CBR 专家系统在问题求解过程中, 一般是以静态的观点看待问题描述的, 系统的学习能力主要表现在实例库中新实例的增加, 即只是系统浅层知识的增加; 此外, 传统 CBR 专家系统实例库中的实例一般都处于被动的、等待被检索的状态, 不能主动地根据所解决的问题及环境的变化来自我调整实例自身的知识结构去求解问题。因此, 传统的 CBR 专家系统缺乏通过问题的不断解决而提高和改善其求解问题的推理能力 (包括实例的维护、实例的检索和实例改写的能力), 这不符合人类专家求解问题的认知过程。本文提出利用智能体 (Agent) 的技术, 构造基于实例推理系统的多智能体模型, 以提高 CBR 系统的推理能力。

2 CBR 系统的多智能体模型的结构

2.1 CBR 系统的智能体模型

传统的 CBR 专家系统推理机制中的各组成部分和实例都是一种被动的实体或对象, 这些实体的内部缺乏相应的学习能力, 其性能不会因问题的不断解决而改善和提高, 限制了 CBR 专家系统的推理能力和问

题求解能力, 使传统的 CBR 专家系统缺乏自适应性, 为使 CBR 专家系统具有自适应性, 则需要 CBR 推理机制中的各组成部分是一个能在问题求解环境中持续自主运行的实体, 而这样的实体可表示为智能体。由 Agent 的基本概念可知, Agent 是一种抽象实体, 它能作用于自身的环境, 并能对环境作出反应, 一般说来, Agent 应该具有知识、目标和能力^[4]。利用 Agent 的概念和技术, 我们在传统 CBR 专家系统中引入相应的学习机制和感知机制, 将 CBR 专家系统推理机制中的各组成部分构造为具有知识、意识和自主性的智能体, 形成一个基于实例推理系统的智能体, 称其为 CBR Agent, 其模型结构如图1所示。

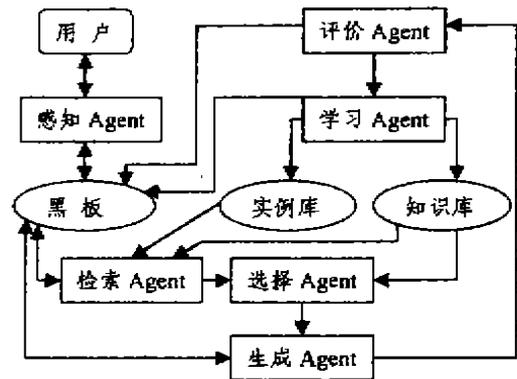


图1 CBR Agent 的模型结构

CBR Agent 的知识库中综合集成了各种实例检

方明 博士后, 副教授; 李怀祖 教授, 博士生导师; 史忠科 教授, 博士生导师。

素模型和实例匹配内容选择知识,在实例检索过程中选用什么模型完全依赖于问题目标与问题环境。CBR Agent 的实例库包含了各种有关以往的问题求解实例。CBR Agent 中的检索 Agent 是从实例库中按照某个检索模型检索与问题相似的实例,选择 Agent 是在检索出的相似实例中选择与问题某子问题相匹配的实例的解,生成 Agent 根据所选用的方法和存储在实例库中的相似实例的匹配解构造相应问题的解,评价 Agent 是对建立的解方案进行评价,感知 Agent 将从用户输入的待求解问题的信息,按照系统的要求描述成为利于系统实例检索的形式,学习 Agent 是根据评价结果一方面向实例库中存贮新的实例,另一方面要更新知识库中的内容。CBR Agent 中知识库更新的学习采用的是一种增强式学习的方法^[1],其基本思想是对所希望的结果予以奖励,对不希望的结果予以惩罚,逐渐形成一种趋向于好的结果的学习方法。CBR Agent 中的各 Agent 不同于传统的 CBR 系统中的各推理模块,这些 Agent 拥有推理、决策、规划和控制等能适应动态环境的能力,并能根据环境反馈的信息调整自身的行为,使其性能不断得到提高和改善。CBR Agent 在问题求解过程中采用结果共享的求解方法,各 Agent 合作解决一个问题,彼此共享部分结果,Agent 之间的通讯则是采用黑板模型结构^[6]。

CBR Agent 中存在两个自适应循环周期,即由检索、选择、生成、评价、学习组成的认知-学习周期和由感知、检索、选择、生成、评价组成的感知-行为周期。CBR Agent 使用认知-学习周期不断完善 CBR Agent 系统的知识库和使用感知-行为周期提高 CBR Agent 系统在动态环境和不确定环境下各 Agent 的自适应性。

2.2 多 CBR Agent 模型的组成与特点

随着计算机网络技术的不断发展和广泛应用,待求解问题则相应存在着信息种类多、来源分布广、随机不确定和问题求解环境的动态不确定性等特性,针对这些特性,在 CBR 系统中若采用单一的大型实例库,则一方面很难保证实例库中实例的一致性,直接影响实例检索的准确性;另一方面大型的实例库其实例的表示、组织和索引等也是复杂和困难的,从而降低了实例检索的效率,并且需要建立一个复杂的实例检索控制机制。由分布式人工智能和多智能体的概念和技术^[4],多智能体之间的合作能有效地弥补单个智能体能力的不足,并能有效地解决分布式问题的求解。多 Agent 合作求解问题主要包括两种方法^[7]:任务共担(task-sharing)和结果共享(result-sharing)。

单一 CBR Agent 在求解具有分布式特征的大型复杂问题时存在着一些局限性,因此,我们提出将多个

CBR Agent 构造为一个能相互合作的多 CBR Agent (Multi CBR Agent——MCBRA)的系统,该系统的体系结构是一个递阶、不确定的动态结构^[1]。系统中综合了任务共担和结果共享两种方法,整个模型结构分为对话层、问题规约层、控制层和子问题实例检索层。

该模型克服了传统 CBR 系统的缺乏智能、被动服务和不适合多实例库检索等问题,与常规 CBR 模型相比,MCBRA 模型除具有智能体的一般特性外,还具有合作性,即 CBR Agent 拥有其它 Agent 的信息和知识,并能通过某种智能体通讯语言与其它 Agent 进行交互、协同和合作;分布性,即 CBR Agent 物理上分布于网络结点,逻辑上其数据库和知识库为本地所有,但可以某种方式在系统内共享;柔性,由于各 CBR Agent 相对独立,因而可以通过重组适应不同的需要,系统也可以通过动态添加或删除若干 Agent 得到更新,同时,可以处理不同质的(不同结构的)其它 Agent 和信息源的内容。

3 CBR 系统的多智能体模型搜索控制过程

人工智能中问题求解方法一般采用状态空间的图搜索策略,搜索系统一般主要由状态空间、操作符和搜索策略三部分组成。MCBRA 的推理过程和实例检索过程也是一种状态空间的搜索过程,它利用实例作为一种启发式知识(信息)来控制和指导问题求解或实例检索的搜索过程,它无需形式化或显式(规则形式)表示启发式信息或知识,方便了搜索策略的收集与使用,当 MCBRA 系统中收集了足够多的实例时,由这些实例和从这些实例中所抽象出的 CBR Agent 和子任务求解 Agent 构成了一个实例搜索的空间,MCBRA 则是在这个空间中搜索优化解,图2描述了 MCBRA 的搜索空间及其搜索控制过程。

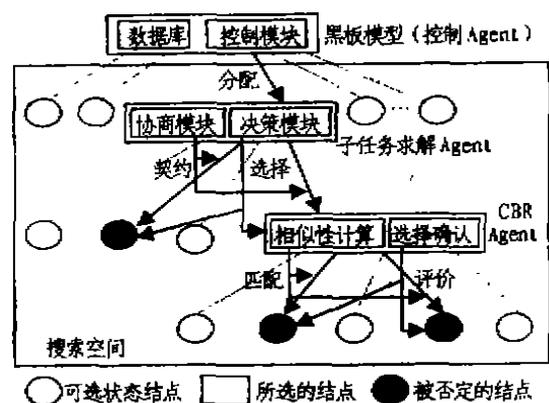


图2 MCBRA 的搜索空间和搜索控制过程图

图中控制 Agent、子任务求解 Agent 和 CBR Agent 间的合作求解是一个三元组 $S = \langle CCA, TSA, CA \rangle$, 其中, CCA 是 MCBRA 模型中的控制 Agent, TSA 是 MCBRA 模型中的子任务求解 Agent, CA 是 MCBRA 模型中的 CBR Agent. S 具有三层的组织结构, 该结构为一个特定的任务提供了任务的决策制定环境, 并且构成了任务求解的搜索空间. 整个搜索空间分为三层, 搜索过程至上而下进行. 首先由黑板模型根据其内部数据库中子任务的信息, 将子任务分配给相应的子任务求解 Agent; 其次, 子任务求解 Agent 在与其相关的 CBR Agent 中选择合适的 CBR Agent 进行子任务求解. 在子任务求解 Agent 中由两个模块来控制搜索过程, 一个是协商模块, 负责与 CBR Agent 进行协商, 各 CBR Agent 依据其内部资源状况决定是否参与竞争, 如图 2 中有两个 CBR Agent 参与竞争, 并由协商模块控制子任务求解 Agent 与 CBR Agent 之间的消息传递. 控制搜索过程的另一个模块是决策模块, 负责根据协商结果选择或拒绝相应的 CBR Agent. 如图 2 中决策模块拒绝将任务交给其中一个 CBR Agent, 而选择另一个 CBR Agent 来求解子任务. 最后被选中的 CBR Agent 在其内部实例库中确定可选用实例(或称可选用空间), 然后再在该可选用空间中检索与子任务相似的实例作为子任务的解. 一个 CBR Agent 的局部解空间是由 Agent 局部解中的参数取值所定义的. 设 CBR Agent A_i 解空间的参数集合为 $P(A_i) = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, A_i 中参数 P_i 的值域为 $D(P_i)$, 则 A_i 解空间的一个解是一个多元组 $S_i(A_i) = (p_1, p_2, \dots, p_n)$, 且 $p_i \in D(P_i)$. 设 $C_j(A_i)$ 是 A_i 解的约束条件集合中的一个约束条件, $\{C_j(A_i); S_i(A_i)\}$ 表示解 $S_i(A_i)$ 满足约束条件 $C_j(A_i)$. 例如, 若某个 $C_1(A_i)$ 是 $P_1 \leq 10$, 并且 $S_1(A_i) = \{9, 5, 3, 7\}$, 则称 $S_1(A_i)$ 是满足约束条件 $C_1(A_i)$ 的. 由此定义 A_i 的可选用空间为:

$$CS_i(A_i) = \{S_k(A_i) | \forall C_j(A_i) \in C(A_i)$$

$$\text{有 } \{C_j(A_i); S_k(A_i)\}\}$$

称 $CS_i(A_i)$ 为强可选用空间, 它要求解中所有参数必须满足所有的约束条件. 在实际求解过程中, 由于资源共享和目标间冲突等原因, 会造成过度约束, 即不存在满足所有约束条件的解, 使得问题求解失败. 为求得满意的非劣解, 此时需要在约束之间进行权衡, 放松一些约束条件, 因此, 当 A_i 出现过度约束时, 定义 A_i 的可选用空间为:

$$CS_w(A_i) = \{S_k(A_i) | \exists C_j(A_i) \in C(A_i)$$

$$\text{有 } \{C_j(A_i); S_k(A_i)\}\}$$

称 $CS_w(A_i)$ 为 A_i 的弱可选用空间, 或非严格满足空间, 实例检索则是在空间 $CS_i(A_i)$ 或 $CS_w(A_i)$ 中搜索相

似实例

在 CRB Agent 中由两个模块控制实例库中的搜索过程. 一个是相似性计算模块, 该模块采用相应的相似性计算模型, 在实例库中搜索匹配与子任务相类似的实例, 如图 2 中, 有两个实例与子任务类似, 将这两个实例作为匹配结果, 由 CBR Agent 的选择确认模块进行评价. 选择确认模块根据相应的准则或用户(决策者)的偏好对匹配结果进行评价, 确定求解子任务的优化解和排斥求解子任务的非优化解.

不同类型的子任务是由不同的子任务求解 Agent 进行优化解的搜索, 且不同的子任务求解 Agent 的搜索空间不同. 因此, 对于不同的子任务, 黑板模型中的控制 Agent 将其分配给不同的子任务求解 Agent. 在搜索不同类型子任务的优化解时, 则可同时在不同的搜索空间中进行, 从而组成了一个动态的虚拟层次结构, 并且允许在任务和子任务求解空间中并行搜索, 即可以多路搜索, 构成一种并行搜索过程. 使用这种搜索方法, 无需事先定义(或建立)固定的搜索空间或保持所有全局搜索信息, 从而克服了大型复杂调度计划问题中搜索空间过大所引起的搜索慢、时间长等缺陷, 提高了系统搜索控制的效率和性能.

结束语 MCBRA 的优点在于它能积极主动地去竞争任务的解决, 为用户提供服务, 从而减少了分类搜索的工作量和盲目性; 同时, 各 CBR Agent 之间会以相互合作方式检索相似实例, 能感知到所处环境的变化, 并能对变化了的环境作出适时反应, 动态完成相应的任务, 从而提高和改善了 CBR 系统问题求解的能力.

参考文献

- 1 Barletta R. 基于事例的推理导论. 计算机科学, 1993, 20(1): 10~14
- 2 Kolodner J, Mark W. Case-Based Reasoning. IEEE EXPERT, 1992, 7(5): 5~6
- 3 de Mantaras R L, Plaza E. Case-Based Reasoning: An Overview. AI Communication, 1997, 10(1): 21~29
- 4 刘海燕, 王献昌, 王兵山. 多 Agent 系统的研究. 计算机科学, 1995, 22(2): 57~61
- 5 Oommen B J. Ergodic Learning Automata Capable of Incorporating A Priori Information. IEEE Transaction On System, Man, and Cybernetics, 1987, 17(4): 717~723
- 6 曹文君. 知识库系统原理及其应用. 复旦大学出版社, 1995. 281~322
- 7 Smith R G, Davis R. Frameworks for cooperation distributed problem solving. IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics, 1981, 11(1): 61~70
- 8 方明, 李怀祖. 多智能体实例检索控制模型的研究. 计算机科学, 1998, 25(5): 67~70