

文章编号: 1004-0609(2000)01-0144-04

连续事例推理智能控制在复杂控制系统中的应用^①

沈 钢, 许晓鸣, 张文渊

(上海交通大学 自动控制系, 上海 200030)

摘要: 提出用连续事例智能控制方法建立知识库和推理机, 并将定量和定性相结合, 使系统具有在线学习和修正功能、对实际过程和环境有一定的组织决策和规划的能力、能模拟人的智能和经验, 以解决复杂过程中的控制问题。讨论了连续事例推理方法, 详细分析了事例描述、事例提取、事例匹配和事例学习的原理及准则。通过仿真实验得出, 连续事例推理的智能控制方法是可行的和实用的。

关键词: 连续事例推理; 事例提取; 事例匹配; 事例学习; 智能控制

中图分类号: TP273. 3

文献标识码: A

1 事例推理方法

事例推理 (Case Based Reasoning, CBR) 是 AI 研究中一种正在迅速发展的推理方法^[1, 2]。它是指基于过去求解类似问题的经验以获得当前问题结果的一种推理模式。对于实时控制系统, 事例推理的本质是: 在一个特定的环境中根据事例库中已有的事例推理决定采用什么样的控制策略。我们将这些环境和其对应的控制策略(或者规划参数)描述为一个事例, 根据环境而决定控制策略的过程就是一个事例推理过程。

事例仅仅表现为系统与控制的直接联系^[3], 具体地说, 就是知识的来源主要是传感器直接输出的数据和系统的控制策略, 它是一种浅层知识, 不需要离线归纳和整理。事例推理系统周期性地检索到与环境最相近的事例并推出所应该采取的控制策略, 如果由事例所建议的控制策略是成功的, 系统将在同样的环境下, 采取同样的控制策略, 或者在合适的情况下, 作微小的变化, 以期望得到更加优化的控制效果。如果在事例库中找不到与当前环境相匹配的事例, 系统将创建一组可行的控制参数(可能是随机产生的, 也可能根据以往的经验创造), 并加入到事例库中。

基于事例推理的智能控制包含了一个基于规划的控制器以及一个在线学习和适应模块和一个事例库。事例库描述了系统环境与控制策略的关系, 事例提取模块获取环境参数, 事例适应模块执行在线匹配以得到最好的系统行为特性, 事例学习模块监

控整个系统的整体性能、并根据系统经验修改事例的表达。图 1 表达了整个系统的功能结构。

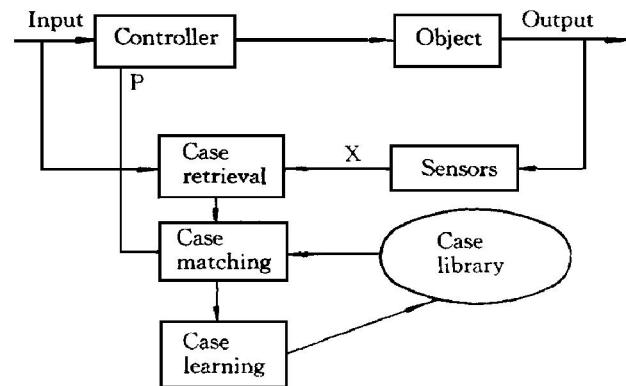


图 1 基于事例推理的智能控制功能结构图

Fig. 1 Functional structure of continuous case-based reasoning intelligent control
X—Output of sensors; P—Control parameters

在实际过程控制系统中, 事例的表达以及控制策略要求是连续的^[4], 同时要求对连续系统进行在线学习修改。为此, 提出 4 个假设:

假设 1 系统的环境与控制策略存在因果关系并具有一致性, 在相同的系统环境条件下, 系统的控制输出相同, 或者相似;

假设 2 系统的环境与控制策略的关系可以使用一些典型的经验知识来表达;

假设 3 系统是可控的;

假设 4 系统及其环境的领域知识可以定量表达。

① 收稿日期: 1999-01-21; 修订日期: 1999-04-30

作者简介: 沈 钢(1975-), 男, 博士研究生

2 连续事例的表达

我们使用传感器采样输出与控制参数的“联系对”来表示一个系统的模型^[5]。无论是传感器信息,还是规划参数信息,都可以表示为一个向量的形式;每对向量反映了一个特定时刻的环境与控制策略的联系,一组向量对表示了一段时间上的这种联系,即一个事例(如图 2 所示)。

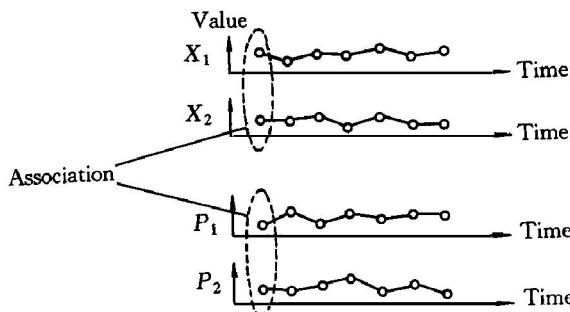


图 2 一个连续事例的表达

Fig. 2 Represent of continuous case

X₁, X₂—Outputs of sensors; P₁, P₂—Control parameters

3 连续事例的提取、匹配和学习

连续事例推理的过程表现为一个特征提取—匹配—应用—学习的周期行为^[6]。

3.1 事例的提取

当前和过去描述环境特征的向量合成为一组向量 $E_{e_j}(j = 1, 2, \dots, J)$, 过去的控制参数描述向量为 $E_{c_j}(j = 1, 2, \dots, K)$, 二者构成了被提取的事例。事例库 C 中存放了一个个事例和用于推理的经验, 每个事例 $C^n(n = 1, 2, \dots, N)$ 含有一组环境特征向量 $C_{e_j}^n(j = 1, 2, \dots, L)$ 和一组规划输出向量 $C_{c_j}^n(j = 1, 2, \dots, L)$ 。值得注意的是, 事例库中的事例长度必须大于从当前所提取的事例的长度, 这是因为事例库中的事例一旦与当前事例匹配, 就必须为系统提供预估信息和新的控制信息。

3.2 事例的匹配

被提取的事例与事例库中的事例匹配程度的大小可以通过事例的相似度量来衡量, 事例的相似度量表示为一段历史趋势上的事例库中每个向量与当前环境的各个值的均方差。将事例库 C 中的每个事例 C^n 逐个与当前提取的事例 E 相比较, 因为 C^n 的长度总是大于 E 的长度, 所以需从 C^n 中截取与

E 相同长度的一段, 以不同的起始位置和终了位置从 C^n 中截取事例, 最终得到最匹配事例 $C^{n_{best}}$ 和最佳匹配长度及位置, 相对位置 P 表示了事例匹配中的最佳匹配位置。

事例 C^n 在位置 P 相对于环境 E 的事例相似度量 SM 说明了事例的联系序列与当前环境的联系序列的相似程度。 SM 越小, 相似程度越大。 SM 的表达式如下:

$$SM = \sum_{j=1}^J W_e^j \sum_{i=0}^P \frac{(E_{e_j}(i) - C_{e_j}^n(P-i))^2}{P+1} + \sum_{k=1}^K W_c^k \sum_{i=0}^P \frac{(E_{c_k}(i) - C_{c_k}^n(P-i))^2}{P+1} \quad (1)$$

式中 W_e^j , W_c^k 分别为加权系数。加权系数反映了向量中每个值对于 SM 的贡献大小。最小 SM 对应的事例 $C^{n_{best}}$ 对应的(n_{best} , P_{best})表达如下:

$$\{n_{best}, P_{best} | \min(SM), \forall n, 0 \leq P \leq L_{C^n}\} \quad (2)$$

3.3 事例的学习

学习模块总是试图去主动发现系统与环境的最好模型, 使得控制器模块可以更好地调节系统。系统学习一般有两种形式, 一种是在控制成功的基础上, 强化事例中所包含的联系, 以达到一种更加优化的效果;一种是在控制失败的基础上, 采用其他策略, 以保证系统的控制达到满意的效果。具体的方法有 4 种: (1) 更新事例内容, 即修改事例中的联系序列, 使系统的控制性能更可靠或者更优化; (2) 在最类似的事例不能很好地实现良好的控制效果时, 在事例库中为这个系统环境创建一个新的事例; (3) 增加事例的长度, 使得一个事例适用于一个较长的时间段, 以减少事例推理的计算开支; (4) 在一个事例基本上不使用时, 删除这个事例。

用事例库中最匹配事例规划参数进行控制, 如果控制效果理想, 这个事例就代表了控制系统的一种收敛状态, 可以通过增大奖励因子对该事例进行强化。同时事例库中的事例需要进行适当修改, 使得这一事例更适合当前环境, 以达到一种更加优化的效果。修改如下:

$$C_{e_j}^{n_{best}}(i) = (1 - \rho) C_{e_j}^{n_{best}}(i) + \rho E_{e_j}(P_{best} - i); \\ \forall i = 0, 1, \dots, P_{best}; \forall j = 1, 2, \dots, J \quad (3)$$

式中 ρ 为 0~1 之间的值。

如果最佳匹配事例所推荐的规划参数不能得到很好的控制性能, 可尝试其他的规划参数值, 在对

被控对象不了解的情况下，可以使用随机拓展的方式，即对 $C_{\text{output}}^n(i)$ 进行随机拓展修改。小的随机修改可以使系统在可控的情况下能达到一个更好的控制系统的性能指标。这种改变可以用下式表示：

$$\begin{aligned} C_{c_k}^n(i) &= (1 - \rho) C_{c_k}^n(i) + \\ &\quad \rho \cdot \text{random}(\min C_{c_k}^n, \max C_{c_k}^n); \\ \forall i &= 0, 1, \dots, P_{\text{best}}; \\ \forall k &= 1, 2, \dots, K \end{aligned} \quad (4)$$

其中，参数 ρ 为表示随机修改的参数。

如果最佳事例所提供的建议完全不能适合系统与环境的要求时，可以考虑为事例库增加一个新的事例。

当最好事例的规划参数取得了很好的控制效果时，而事例 C_{best}^n 在位置 $P_{\text{best}} + 1$ 之后没有更多的联系序列时，可以考虑增加事例长度。事例长度扩展可以依据下式进行：

$$C_{e_j}^n(P_{\text{best}} + 2) = C_{e_j}^n(P_{\text{best}} + 1), \quad \forall j = 1, 2, \dots, J \quad (5)$$

$$C_{e_j}^n(P_{\text{best}} + 2) = C_{e_j}^n(P_{\text{best}} + 1), \quad \forall j = 1, 2, \dots, K \quad (6)$$

最后一个学习策略是系统在事例库中自动删除过时的或不合适的事例，删除事例是根据每个事例的奖励因子作出的^[7]，当奖励因子足够小时，这个事例就会被自动删除。

4 一个连续事例智能控制的仿真事例

图 3 描述了这个实验装置的结构图，其控制系统包含：柔性臂、位于臂的一端的高力矩直流马达、位于臂的另一端的声纳位置敏感元件；作为控制器的是带模拟—数字转换接口的计算机、驱动马达、功率放大器和滤波器。该系统的目的是控制被监测的臂的一端的位置。

系统的简化模型为^[8]：

$$P(s) = \frac{-6.475s^2 + 4.0302s + 175.7700}{s(5s^3 + 3.5682s^2 + 139.5021s + 0.0929)}$$

其极点为 $0, -0.0007, -0.3565 \pm 5.2700j$ ，阻尼比是 0.0675。系统零点为 $-4.9081, 5.5308$ 。由于有一个零点在 $s = 5.5308$ ，因此系统为非最小相位系统。

下面我们给出根据连续事例推理方法的智能控制系统的应用。这个系统设计完全不依赖于我们对

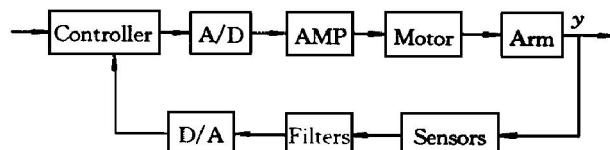


图 3 柔性臂框图

Fig. 3 Structure of control object

于系统的认识，而是通过系统自学习得到控制输入的，并假设我们完全不知道系统模型， $P(s)$ 传函仅用于系统仿真。

在系统中，首先随机设定一些初始状态让系统进行自学习，系统反复经历特征提取—匹配—应用—学习的周期行为，在学习的过程中随机加入干扰，以让系统适应不同的情况，这样逐渐建立起事例库。然后，我们分别以阶跃和正弦曲线的跟踪为例进行仿真，我们设初始事例长为 10，初始控制参数为常数。图 4 和图 5 为仿真曲线，可见效果是理想的。

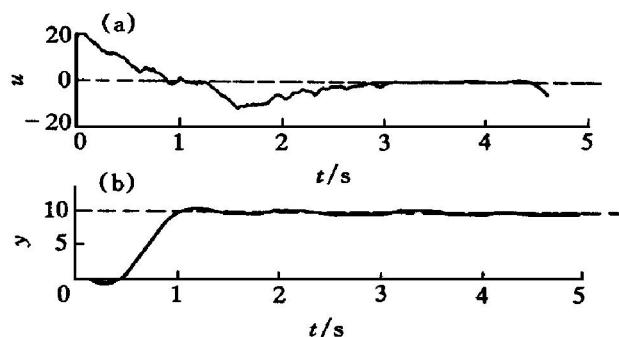


图 4 引入事例推理智能控制器之后的输入输出曲线(阶跃响应)

Fig. 4 Curves of CCBRIC with step response
(a) —Control parameters; (b) —System outputs

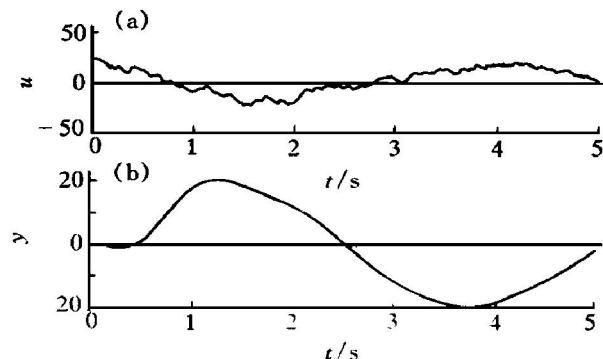


图 5 引入事例推理智能控制器之后的输入输出曲线(正弦响应)

Fig. 5 Curves of CCBRIC with step response
(a) —Control parameters; (b) —System outputs

5 结论

采用事例所表达的系统, 可以具有非常强的学习能力, 并在系统发生变化时, 具有很好的适应能力。而连续事例的构造直接来源于系统的输入输出, 事例库中存储的是系统输入输出曲线的时间序列状态, 适应动态系统连续性的特点。连续事例推理的智能控制系统, 对于非线性的、不确定性的、复杂的控制系统的应用, 提供了一种新的方法和思路。

REFERENCES

- [1] Kolodner J L, Simpson R L and Sycara K. A process model of case-based reasoning in problem solving [A]. In: Proceeding JCAI-85 [C]. Los Angeles, United

States, 1985: 284~ 290.

- [2] Veloso M and Garbonell J G. Derivational analogy in PRODIGY: automating case generation, storage and retrieval [J]. Mach Learn, 1993, 10: 249~ 258
- [3] Hammond K J. Case-Based Planning: Viewing Planning as a Memory Task, Perspectives in Artificial Intelligence [M]. Boston: Academic Press, 1989: 59~ 98.
- [4] DeJong G F. Learning to plan in continuous domains [J]. Artif Intell, 1994, 65: 71~ 141.
- [5] Ram A and Santamaria J C. Continuous case-based reasoning [J]. Artif Intell, 1997, 90: 25~ 77.
- [6] Kolodner J L. Case-Based Reasoning [M]. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1993: 38~ 53.
- [7] XI Guang-qing(席光清). 基于事例推理的智能控制的研究[D]. PhD Dissertation. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 1998: 153~ 192.
- [8] Doyle J C and Francis B A. Feedback Control Theory [M]. New York: Maxwell Macmillan International, 1992: 94~ 120.

Application of an intelligent control method using continuous case based reasoning for complicated system

SHEN Gang, XU Xiao-ming, ZHANG Wen-yuan

*Department of Automatic control, Shanghai Jiao Tong University,
Shanghai 200030, P. R. China*

Abstract: An intelligent control method using continuous case based reasoning which combines qualitative methods with quantitative methods was presented to develop knowledge base and reference engine. It can study and correct online with ability of organization, decision and planning for real process or in different environment. It can imitate human intelligence to solve controlling problems in complicated system. The method was described, and the principles and criteria of case description, case retrieval, case matching and case learning were all discussed. Simulation results showed its practicality and feasibility.

Key words: continuous case based reasoning; case retrieval; case matching; case learning; intelligence control

(编辑 袁赛前)