

用神经网络求解机器人动态调度中的近似指派问题

刘玉秋 杨扬 袁东光 郑慧民

(北京科技大学智能、语言、及计算机研究所·北京, 100083)

摘要: 本文利用 HOPFIELD 神经网络, 对机器人动态调度中的近似指派问题提出了合理的神经网络表示方法, 给出了网络的能量函数表示法及神经元状态方程, 从而得出了机器人动态调度中近似指派问题的快速求解策略, 满足了动态调度的实时性要求. 本文从理论上论证了所提算法的收敛性. 软件仿真结果表明, 本文提出的近似指派问题网络求解方法是有效的, 计算结果是满意的.

关键词: 机器人; 动态调度; 神经网络

1 引言

使用机器人对多个零部件进行组装或装配形成产品是未来生产自动化发展的一个重要组成部分. 其中很有意义又很值得人们重视的一个研究方向, 是装配过程中的动态调度问题^[1~2]. 典型的机器人装配系统的动态调度问题, 是使 $M (M > 2)$ 个机器人完成一组装配线任务的时间最短, 装配线任务由具有前后约束关系的装配图来表示. 由于系统中随机因素的影响, 诸如任务状态、机器人状态、环境状态、零件的到达等, 使得系统运行无法达到最优. 但可以通过局部优化使系统实现优化运行. 其中一个重要的局部优化问题是在任一时刻 k , 当可执行任务 $N(k) > 2$ 时, 如何分配 $M(k)$ 个空闲机器人完成 $N(k)$ 个可执行任务. 这里每个机器人均能执行这 $N(k)$ 个任务, 但不同机器人执行同一任务所需时间各不相同, 这是生产调度中的一个典型的动态指派问题. 指派问题是一个 NP 难题, 对于 $M = N$ 的静态情况已有好的解决办法^[3]. 但生产调度中的动态指派, 尤其是当 $M(k) \neq N(k)$ 时, 使问题变得更为复杂.

对于指派问题中 $M(k) \neq N(k)$ 的情况, 由于约束条件的限制, 最优解不是唯一的, 所以带来了搜索中的组合爆炸问题. 而机器人装配系统中要求能在限定的时间内对 M 个空闲机器人和 N 个可执行任务实现动态调度. 所以快速求解机器人装配系统中的动态指派问题就显得至关重要. 指派问题的传统解法常用数字计算机顺序搜索, 收敛速度很慢, 随着约束条件的改变和变量规模增大, 计算机求解时间过长. 而神经网络可以用硬件实现并行处理, 计算速度可以显著提高, 且收敛速度快, 所以常用来解决一组约束条件下的组合求解问题^[4~9]. 本文针对机器人动态调度中的指派问题所要求的实时性, 使用线性 HOPFIELD 神经网络来解决.

2 机器人对任务指派问题的约束条件和目标函数

机器人柔性装配过程动态调度中会出现下面一类情况:

事件 k 发生时, 有 $M(k)$ 个空闲机器人, $N(k)$ 个可执行任务, 每个空闲机器人均能执行这 $N(k)$ 个任务, 但所需时间各不相同. 怎样快速地合理分配 $M(k)$ 个机器人去执行 $N(k)$ 个任务, 使得 $N(k)$ 个任务全部完成所需时间趋于最短? 为了书写方便, 以下将 $M(k)$ 简写为 M , 将 $N(k)$ 简写为 N .

假设用 i 代表机器人 ($i = 1, 2, \dots, M$), j 代表任务 ($j = 1, 2, \dots, N$), $T_{i,j}$ 代表机器人 i 执行任务 j 所需时间, 实际上机器人对任务的指派问题, 就是在满足一定的条件下, 使得某一个准

则最优的问题,这是典型的线性规划问题.如果用 $V_{i,j}$ 表示机器人 i 是否执行任务 j :

$$V_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if robot } i \text{ executes task } j, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

则指派问题的约束条件可表示如下:

$$\sum_{i=1}^M V_{i,j} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, N. \quad (2)$$

这里的指派问题要求所有任务全部完成所需时间最短,其目标函数可表示为

$$\min \left[\max_{i=1}^M \left(\sum_{j=1}^N V_{i,j} \cdot T_{i,j} \right) \right], \quad (3)$$

上式中 $\sum_{j=1}^N V_{i,j} \cdot T_{i,j}$ 表示第 i 个机器人完成分配任务所需时间.

3 用线性 HOPFIELD 网络描述机器人的指派问题

从以上论述中可以看出,机器人对任务的指派问题是典型的线性规划问题,把它映射到 HOPFIELD 网络是解决问题的关键.我们的方法是把表示机器人 i 是否执行任务 j 的 $V_{i,j}$ 作为一个变量,每个神经元处理一个变量,故整个网络中神经元个数应该与 $V_{i,j}$ 个数相等.由(2),(3)式可得出神经网络的能量函数 E

$$E = B \cdot \max_{i=1}^M \left(\sum_{j=1}^N V_{i,j} \cdot T_{i,j} \right) + \sum_{j=1}^N A \cdot G \left(\sum_{i=1}^M V_{i,j} - 1 \right). \quad (4)$$

能量函数的第一项表示使所有任务完成所需时间最短;第二项对应于等式(2)的 N 个约束条件. G 为惩罚函数,取 $G(x) = x^2$,这样可以保证约束条件满足. B, A 为各项的权系数(B, A 取大于 0 的实数).

据线性 HOPFIELD 神经网络的性质可得^[7]

$$\frac{\partial E}{\partial V_{i,j}} = -C_{i,j} \frac{du_{i,j}}{dt}. \quad (5)$$

其中, $V_{i,j}$ 为神经元 (i, j) 的输出, $u_{i,j}$ 为神经元 (i, j) 的输入, $V_{i,j} = f(u_{i,j})$. f 函数为神经元的输出函数,可以有不同规律,我们取 $V_{i,j} = h(u_{i,j})$ ($u_{i,j} = 0, 1$). h 函数在这里取为 Sigmoid 函数

$$h(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \tanh \left(\frac{x - 0.5}{x_0} \right) \right], \quad (6)$$

上式中 x_0 为归一化基准值,当 $x_0 \rightarrow 0$ 时, h 成为硬限幅函数.我们令 $x_0 = 0.002$. $C_{i,j}$ 为神经元 (i, j) 的权系数,取为 1,则(5)式可改写为

$$\frac{\partial E}{\partial V_{i,j}} = - \frac{du_{i,j}}{dt}. \quad (7)$$

据式(7),对能量函数求偏导,可得神经网络的状态方程如下

$$\frac{du_{k,j}}{dt} = B \cdot (-1) \delta \left[\sum_{j=1}^N V_{k,j} \cdot T_{k,j} - \max_{i=1}^M \left(\sum_{j=1}^N V_{i,j} \cdot T_{i,j} \right) \right] \cdot T_{k,j} - A \cdot g \left(\sum_{i=1}^M V_{i,j} - 1 \right), \quad (8)$$

$$\begin{cases} g(x) = \frac{\partial G}{\partial x} = 2 \cdot x, \\ \delta(x) = \begin{cases} 1, & x = 0, \\ 0, & x \neq 0. \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

网络按照下面的方式运行

$$u_{\text{new}} = u_{\text{old}} + \frac{du_{k,j}}{dt} \Delta t, \quad (10)$$

其中 $u_{\text{new}}, u_{\text{old}}$ 分别表示神经元 $(k, 1)$ 的新、旧输入状态; Δt 是一个常数, 它代表神经网络运行一步的时间.

4 线性 HOPFIELD 网络的求解分析

神经网络的收敛性是其正常运行, 得到满意解的前提条件. 现分析一下上述 HOPFIELD 网络的收敛性:

$$\frac{dE}{dt} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{\partial E}{\partial V_{i,j}} \cdot \frac{dV_{i,j}}{dt} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left(-\frac{dV_{i,j}}{dt} \right) \cdot \frac{dV_{i,j}}{dt} = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left(-\frac{dV_{i,j}}{dt} \right)^2.$$

故 $\frac{dE}{dt} \leq 0 (E > 0)$, 能量函数单调递减. 当 $\frac{dE}{dt} = 0 \rightarrow \frac{dV_{i,j}}{dt} = 0$. 可见, 上述网络的演变结果是使 E 达极小值并稳定于极小点.

能量函数中参数 A, B 的选择对于神经网络稳定于何点有着很大的影响. 由于约束条件满足是完成工作的必要条件, 所以通常取 $A > B > 0$. 步长 Δt 的选取会影响神经网络的收敛速度, Δt 太小, 网络收敛较慢; Δt 太大, 会导致振荡, 也不易快速稳定.

5 结 论

对上述神经网络用微分迭代的方法进行求解. 我们取多种情况进行模拟(例如: 2 机器人/3 任务, 3/8, 8/18, 18/8 等), 取 $A = 100, B = 45, \Delta t = \frac{10}{\{2[B + (N - 1) \cdot A]\}}$, 经 $10 \times N \times M$ 次数量级迭代, 取得了令人满意的结果^[10].

以 8 个机器人执行 18 个任务的指派为例, 使用神经网络完成任务所需时间为 11 个单位时间. 若随机选取机器人执行上述任务, 经多次仿真得出, 所需时间约大于 36 个单位时间. 若用传统方法顺序搜索, 得出的最优解为 9 个单位时间, 但是搜索时间太长, 无法满足机器人动态调度的实时性.

与传统的搜索方法相比较, 神经网络具有收敛速度快, 计算速度显著提高等优点. 对于本文中 M 对 N 的机器人指派问题, 传统的搜索方法在最不利情况下需搜索 N^M 次, 才能得到最优解. 本文提出的神经网络方法仅需迭代 $10 \times N \times M$ 数量级次, 就能得到满意解. 随着机器人和任务数目的增加, 传统方法的计算时间成指数上升, 无法满足调度的实时性, 而本文的神经网络方法即可满足实时性要求, 又能得出满意解, 适用于机器人装配系统的动态调度.

参 考 文 献

- 1 柔性装配系统. [英] 欧文, A. E 北京: 机械工业出版社, 1991
- 2 杨扬等. 用启发式算法对机器人柔性装配单元进行动态调度. 新技术新工艺, 1993, (增刊): 60-66
- 3 李维铮. 运筹学. 北京: 清华大学出版社, 1982, 129-136
- 4 汪应洛. 系统工程论. 北京: 机械工业出版社, 1982
- 5 熊光楞. 连续系统仿真与离散事件系统仿真. 北京: 清华大学出版社, 1991, 154-198
- 6 庞小红等. 柔性制造系统工件调度的决策支持新探讨. 控制与决策, 1990, 5(1): 28-33
- 7 郑君里, 杨行峻. 人工神经网络. 北京: 北京高等教育出版社, 1992, 115-119
- 8 史忠植. 神经计算. 北京: 电子工业出版社, 1993, 72-85
- 9 周其节等. 神经网络控制系统的研究与展望. 控制理论与应用, 1992, 9(6): 35-38

10 刘玉秋. 多机器人柔性装配单元的动态调度与仿真研究. 硕士论文, 1997, 3

An Assigning Solution in Robots Dynamic Scheduling with Hopfield Neural Network

LIU Yuqiu, YANG Yang, YUAN Dongguang and ZHENG Huimin

(Intelligence, Language and Computer Sciences Institute, University of Science and Technology • Beijing, 100083, PRC)

Abstract: On the basis of Hopfield neural network, this paper proposes a reasonable method to represent approximate assigning problem in robots dynamic scheduling with Hopfield neural network, and sets up the Energy Function and neuron state equation. A rapid solution to the approximate assigning problem in robots dynamic scheduling is resulted. It can meet the request of speed in dynamic scheduling. The convergence of this method has been theoretically proved. The satisfactory results of software simulation show that this method in this paper is efficient.

Key words: robot; dynamic scheduling; neural network

本文作者简介

刘玉秋 1973年生. 1994年于北京科技大学自动化信息工程学院本科毕业, 目前在北京科技大学自动化信息工程学院攻读硕士学位. 研究兴趣为生产调度及人工神经网络.

杨扬 1955年生. 现为北京科技大学智能、语言及计算机研究所副所长、教授、博士生导师. 主要研究方向为机器人柔性装配系统和网络技术研究.

袁东光 1963年生. 1986年毕业于天津大学, 获硕士学位, 1986年至今在北京科技大学信息工程学院工作. 研究方向为自动控制, 信息处理及管理信息系统.

郑慧民 1963年生. 1990年毕业于北京航空航天大学, 获博士学位. 1990年至今在北京科技大学信息工程学院工作. 研究方向为自动控制, 信息处理及管理信息系统.