

改进计算能量函数下作业车间调度的混沌神经网络方法

徐新黎¹, 王万良¹, 吴启迪²

(1. 浙江工业大学 信息工程学院, 浙江 杭州 310014; 2. 上海同济大学 电子与信息工程学院, 上海 200092)

摘要: 神经网络是求解作业车间调度问题的一种有效方法, 本文研究可以获得全局最优或近似全局最优的可行解的作业车间调度神经网络方法. 给出包括作业车间调度所有约束条件的新的计算能量函数表达式, 并把混沌动力学应用于离散 Hopfield 神经网络作业车间调度中, 提出一种改进的暂态混沌离散神经网络作业车间调度方法. 仿真结果表明, 该方法不仅具有全局搜索能力, 而且收敛速度较快, 重要的是能够保证神经网络的稳态输出为全局最优或近似全局最优的可行的作业车间调度方案.

关键词: 作业车间调度问题; 混沌; 神经网络; 计算能量函数

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Chaotic neural network method for job-shop scheduling problems based on improved computational energy function

XU Xin-li¹, WANG Wan-liang¹, WU Qi-di²

(1. Information Engineering Institute, Zhejiang University of Technology, Zhejiang Hangzhou 310014, China;

2. Electronic and Information Engineering Institute, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Neural network is an effective approach to solving job-shop scheduling problem (JSP). The paper studies the neural network method for JSP in order to obtain the global optimal solution or a feasible solution close to the optimal one. A new expression is given for the computational energy function with all constraints imposed on JSP. Moreover, applying chaos to a discrete Hopfield neural network for JSP, an improved instantaneous method of the chaotic neural network for JSP is proposed. The simulation results show that the method not only has the ability of searching for the global minimum, but also has a rather fast convergence rate. More importantly, the method guarantees the steady output of the neural network to be a feasible solution to JSP, which either itself is the global optimum or is close to the global optimum.

Key words: job-shop scheduling problems; chaos; neural networks; computational energy function

1 引言(Introduction)

Y. P. S. Foo 和 Y. Takefuji 最早提出用连续 Hopfield 神经网络(HNN)求解作业车间调度问题(job-shop scheduling problem, 简称 JSP)^[1], 并采用模拟退火算法来避免 CHNN(连续 Hopfield 神经网络: continuous HNN)陷入局部极小^[2], 但其中给出的计算能量函数只包含了行约束和全局约束, 因而会得到不可行调度方案. 本文作者改正了文献[1, 2]的结果^[3], 给出新的计算能量函数, 和相应的 Hopfield 神经网络参数, 包含了 JSP 的所有约束条件, 但收敛速度比较慢.

自从 Aihara 等^[4]和 Inoue 等^[5]提出混沌神经网络以后, 利用混沌的遍历性特点作为避免 HNN 陷入局部极小的措施受到了人们的广泛重视. 此后, 人们构造了多种性能各异的混沌神经网络模型. 在混沌模拟退火神经网络^[6]的基础上, 王秀宏等提出一种瞬态混沌神经网络用来求解 JSP^[7], 有效地改进了神经网络的收敛速度, 但所采用的计算能量函数是

文献[1]的结果.

本文在包含 JSP 的所有约束条件的计算能量函数的基础上, 利用自抑制反馈产生混沌, 提高神经网络的搜索效率, 同时在混沌搜索过程中, 根据求得的 JSP 的最大完工时间调整神经网络的阈值, 使系统能够得到最优方案, 弥补了计算能量函数没有包含 JSP 的目标函数, 不能得到最优解的缺点.

2 JSP 的离散 HNN 描述(Discrete HNN description for JSP)

2.1 JSP 的换位矩阵表示(Permutation matrix for JSP)

用 HNN 求解 n 作业 m 机器 JSP 时, 一般把 JSP 的解映射成 mn 行 $mn + 1$ 列的换位矩阵^[1]. 换位矩阵中的元素表示“工序 (i, j, k) 依赖于工序 (p, q, r) ”的命题, 命题成立时记为“1”, 否则记为“0”. 其中, 三元组 (i, j, k) 表示第 k 台机器上加工第 i 个作业的第 j 道工序.

本文给出 n 作业 m 机器 JSP 的约束条件^[3]如下:

条件 1 各工序应服从优先顺序关系;

条件 2 所有工序不允许自依赖和互依赖;

条件 3 允许在 0 时刻启动的工序数不超过 $\min \{m, n\}$;

条件 4 同一作业在同一时刻启动的工序数不多于一个;

条件 5 同一机器在同一时刻启动的工序数不多于一个.

基于上述约束条件,换位矩阵的元素必须满足一些约束:换位矩阵的元素 $V_{x,x+1}$ 为“0”, V_{xy} 和 $V_{y-1,x+1}$ 不能同时为“1”,其中 $1 \leq x \leq mn, 1 \leq y \leq mn+1$;换位矩阵的第 1 列中应该有 $\min \{m, n\}$ 个“1”,另外工序 $(i, j, k) (j \geq 2)$ 相应的元素为“0”;由条件 1,如果工序 (i, j, k) 在工序 (p, q, r) 前面,即 $i = p, j < q$,则相应的元素为“0”;由条件 4,可把换位矩阵的每列分成 n 组,第 i 组中有作业 i 的 m 个工序 (i, j, k) ,则每一组不多于一个为“1”的元素;同理,由条件 5, m 组同一机器 k 上的 n 个工序 (i, j, k) 中,每一组都不多于一个为“1”的元素.

2.2 JSP 的计算能量函数 (Computation energy function for JSP)

文献[1]提出的 JSP 计算能量函数只包括了部分约束,因而得到大量非法解.本文给出包括所有约束条件的 JSP 计算能量函数为

$$\begin{aligned} E' = & \frac{A}{2} \sum_{x=1}^{mn} \sum_{i=1}^{mn+1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{mn+1} v_{xi} v_{xj} + \frac{B}{2} \left(\sum_{x=1}^{mn} \sum_{i=1}^{mn+1} v_{xi} - mn \right)^2 + \\ & \frac{C}{2} \sum_{x=2}^{mn} \sum_{\substack{i=2 \\ x \neq i-1, i \neq x+1}}^{mn} v_{xi} v_{(i-1)(x+1)} + \frac{D_1}{2} \left(\sum_{x=1}^{mn} v_{x1} - \min \{m, n\} \right)^2 + \\ & \frac{D_2}{2} \sum_{i=1}^{mn+1} \sum_{k_1=1}^n \sum_{k_2=1}^m \sum_{\substack{k_3=1 \\ k_3 \neq k_2}}^m v_{[k_2+(k_1-1)m]i} v_{[k_3+(k_1-1)m]i} + \\ & \frac{D_3}{2} \sum_{i=1}^{mn+1} \sum_{k_1=1}^n \sum_{k_2=1}^m \sum_{\substack{k_3=1 \\ k_3 \neq k_2}}^m v_{[k_1+(k_2-1)m]i} v_{[k_1+(k_3-1)m]i}. \quad (1) \end{aligned}$$

式(1)前两项分别为行约束、全局约束,第三项为非对称约束,第四、五、六项分别为 3 个列约束.其中 A, B, C, D_1, D_2, D_3 为任意的正常数.

2.3 JSP 的离散 HNN 运动方程 (Motion equation of discrete HNN for JSP)

霍普菲尔德提出的离散 HNN 的计算能量函数为

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} v_i v_j + \sum_{i=1}^N \theta_i v_i. \quad (2)$$

令式(1)与式(2)相等,得到 HNN 的连接权和阈值分别为

$$w_{xi, yj} =$$

$$\begin{aligned} & -A\delta_{xy}(1-\delta_y) - B - C\delta_{y(i-1)}\delta_{j(x+1)}(1-\delta_{i1})(1-\delta_{xy})(1-\delta_{ij}) - D_1\delta_{i1}\delta_{j1} - \\ & \sum_{k_1=1}^n \sum_{k_2=1}^m \sum_{\substack{k_3=1 \\ k_3 \neq k_2}}^m D_2\delta_{x[k_2+(k_1-1)m]}\delta_{y[k_3+(k_1-1)m]}\delta_{ij} - \\ & \sum_{k_1=1}^m \sum_{k_2=1}^n \sum_{\substack{k_3=1 \\ k_3 \neq k_2}}^n D_3\delta_{x[k_1+(k_2-1)m]}\delta_{y[k_1+(k_3-1)m]}\delta_{ij}. \quad (3) \end{aligned}$$

$$\theta_{xi} = -Bmn - D_1 \cdot \delta_{i1} \cdot \min \{m, n\}. \quad (4)$$

将 $w_{xi, yj}$ 代入 DHNN 方程,可以得到求解 JSP 的离散 HNN 运动方程为

$$\begin{aligned} u_{xi}(t+1) = & -A \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{mn+1} v_{xj}(t) - B \sum_{y=1}^{mn} \sum_{j=1}^{mn+1} v_{yj}(t) - \\ & -C(1-\delta_{i1})(1-\delta_{x(i-1)})(1-\delta_{i(x+1)})v_{(i-1)(x+1)}(t) - D_1 \sum_{y=1}^{mn} \delta_{i1} v_{y1}(t) - \\ & D_2 \sum_{k_1=1}^n \sum_{k_2=1}^m \sum_{\substack{k_3=1 \\ k_3 \neq k_2}}^m \delta_{x[k_2+(k_1-1)m]} v_{[k_3+(k_1-1)m]i}(t) - \\ & D_3 \sum_{k_1=1}^m \sum_{k_2=1}^n \sum_{\substack{k_3=1 \\ k_3 \neq k_2}}^n \delta_{x[k_1+(k_2-1)m]} v_{[k_1+(k_3-1)m]i}(t) - \theta_{xi}, \quad (5) \end{aligned}$$

$$v_{xi}(t+1) = \begin{cases} 1, & u_{xi}(t+1) \geq 0, \\ 0, & u_{xi}(t+1) < 0. \end{cases} \quad (6)$$

根据上述运动方程,并对换位矩阵中那些一定为“0”的元素所对应的神经元提供正阈值(如 0.1),就可以在计算机上模拟离散 HNN 求解 JSP.网络收敛后,由神经元稳态输出产生一个换位矩阵.

3 基于暂态混沌离散神经网络的作业车间调度方法 (Method based on discrete NN with transient chaos (TDNN) for JSP)

由于 JSP 的最大完工时间目前还无法用换位矩阵的元素以数学公式的形式表示,因此现有文献[1, 2, 7]都没有考虑这个指标.为了求得 JSP 的全局最优解,本文基于文献[1, 2, 7]的思想,结合式(1),在离散 HNN 的基础上引入混沌动力学,利用自抑制反馈项产生混沌动态,由于混沌所具有的随机搜索特性,故可跳出 JSP 的局域坑.同时在混沌搜索的过程中,考虑了 JSP 的最大完工时间,通过改变阈值,在 TDNN 趋向于离散 HNN 时,可以使系统在搜索到全局最优解或其附近时稳定下来,从而使神经网络输出为全局最优或近似全局最优的可行调度解.

TDNN 的具体步骤如下:

Step 1 初始化.令 $z(1) = z_0, F_{\max}(1) = M$,其中 z_0 为常数, M 为大的正常数.

Step 2 混沌搜索.

a) 计算最大完工时间 $F_{\max}$.

求解式(5)和式(6). 如果网络稳定时, $E' = 0$, 则网络输出为一可行调度解, 通过构造成本树、绘制甘特图, 求得 $F_{\max}$, 否则令 $F_{\max} = M$.

b) 计算阈值 θ_{xi} .首先在 E' 的基础上, 考虑性能指标约束项, 则

$$E'' = E' + \alpha \Delta F_{\max} \cdot v_{xi}. \quad (7)$$

其中常数 α , 最大完工时间变化量 $\Delta F_{\max} = F_{\max} - F_{\max \min}$ ($F_{\max \min}$ 为 JSP 的全局最优解).

其次令 E'' 和 E 相等, 得到 $w_{xi, yj}$ 同式(3), 而

$$\theta_{xi} = -Bmn - D_1 \cdot \delta_{i1} \cdot \min \{m, n\} + \alpha \cdot \Delta F_{\max}. \quad (8)$$

c) 求解 TDNN 运动方程.

$$u_{xi}(t+1) =$$

$$\begin{aligned} & -A \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{mn+1} v_{xj}(t) - B \sum_{j=1}^{mn} \sum_{j=1}^{mn+1} v_{yj}(t) - \\ & -C(1 - \delta_{i1})(1 - \delta_{x(i-1)})(1 - \\ & \delta_{i(x+1)})v_{(i-1)(x+1)}(t) - D_1 \sum_{j=1}^{mn} \delta_{i1} v_{y1}(t) - \\ & D_2 \sum_{k_1=1}^n \sum_{k_2=1}^m \sum_{\substack{k_3=1 \\ k_3 \neq k_2}}^m \delta_{x[k_2+(k_1-1)m]} v_{[k_3+(k_1-1)m]i}(t) - \\ & D_3 \sum_{k_1=1}^n \sum_{k_2=1}^m \sum_{\substack{k_3=1 \\ k_3 \neq k_2}}^m \delta_{x[k_1+(k_2-1)m]} v_{[k_3+(k_2-1)m]i}(t) - \end{aligned}$$

$$\theta_{xi} - z(t)(v_{xi}(t) - I_0), \quad (9)$$

$$z(t+1) = z(t)(1 - \beta). \quad (10)$$

Step 3 如果 $t > T$ 或 $v_{xi}(t) = v_{xi}(t-1)$ 连续出

现 N_1 次或 $F_{\max} = F_{\max \min}$ (如果 $F_{\max \min}$ 未知, 则令 $F_{\max \min} = \min_{k \in [1, t-1]} \{F_{\max}(k)\}$) 连续出现 N_2 , 则结束, 其中 T 为最大迭代步数, 正整数 $N_1 > 1, N_2 > 1$; 否则返回到 Step 2.

式(9)中, I_0 为正常数, $z(t)$ 为自反馈连接权, $\beta (0 < \beta < 1)$ 为衰减因子. 变量 $z(t)$ 对应着模拟退火中的温度, 它按指数变化, 控制网络的混沌收敛行为.

TDNN 的算法复杂性和 TCNN (Continuous Hopfield neural networks with transient chaos)^[7] 一样都是 $O(mn(mn+1))$, 只不过在混沌搜索中, 多计算了离散 HNN 方程(5)和(6), 因此其时间性能上要稍劣于 TCNN.

4 作业车间调度问题举例 (Examples for JSP)

4 作业 2 机器的 JSP 的机器和加工时间分配见表 1. 令 $A = 5, B = 1, C = 2, D_1 = 5, D_2 = 3, D_3 = 3, I_0 = 0.65, M = 10000, N = 20, N_1 = 5, N_2 = 5, T = 1000, z_0 = 50, \alpha = 0.001, \beta = 0.008$, 随机设置神经元初始状态, 应用 TDNN 求解. (1,1) 处神经元的输出 $v_{11}(t)$, 输入 $u_{11}(t)$ 及 $F_{\max}(t)$ 随着 $z(t)$ 的演化过程见图 1. 图 1(b)、(e)、(c) (其中(e)是(b)的局部放大图)表明随着 $z(t)$ 的指数衰减 $F_{\max}(t)$ 经过混沌搜索逐渐稳定于最优解 31, 相应的换位矩阵输出见表 2. 由该换位矩阵得到相应的成本树见图 2, 甘特图见图 3.

为了比较 TDNN 和其他方法求解 JSP 的效果, 作者分别用 TDNN, TCNN^[6], 结合能量函数式(3)的离散 HNN1 和连续 HNN^[1] 求解上述 4 作业 2 机器的 JSP. 100 次独立的仿真结果表明: 用 TDNN 求解 JSP, 其寻优能力均优于以上 3 种方法, 而且收敛速度较快.

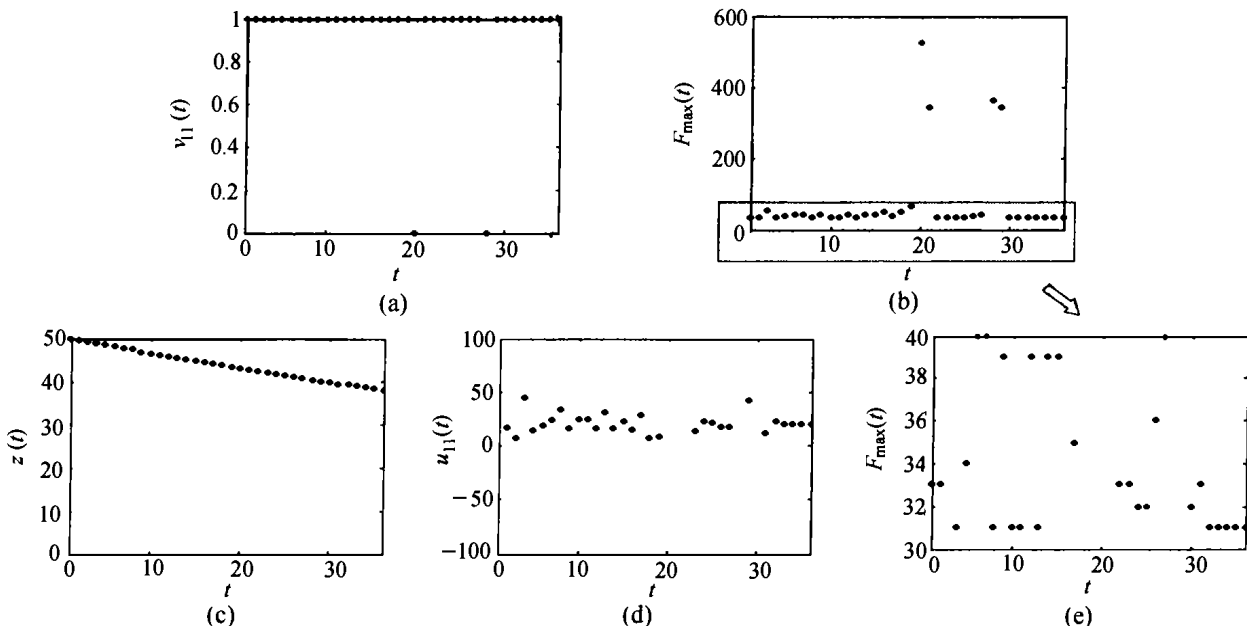
图 1 $v_{11}(t), F_{\max}(t), u_{11}(t)$ 随着 $z(t)$ 的演化过程Fig. 1 Evolutive process of $v_{11}(t), F_{\max}, u_{11}$ with $z(t)$

表1 机器(加工时间)分配表
Table 1 Machine (processing time of operations) assignment

工 序	作 业			
	1	2	3	4
1	1(5)	1(3)	2(10)	2(4)
2	2(8)	2(9)	1(1)	1(7)

表2 4作业2机器JSP的换位矩阵

Table 2 Permutation matrix for 4-job 2-machine JSP

	0	111	122	211	222	321	312	421	412
111	1	0	0	0	0	0	0	0	0
122	0	1	0	0	0	0	0	0	0
211	0	1	0	0	0	0	0	0	0
222	0	0	1	0	0	0	0	0	0
321	0	0	0	0	0	0	1	0	0
312	0	0	0	0	0	0	0	0	1
421	0	0	0	1	0	0	0	0	0
412	1	0	0	0	0	0	0	0	0

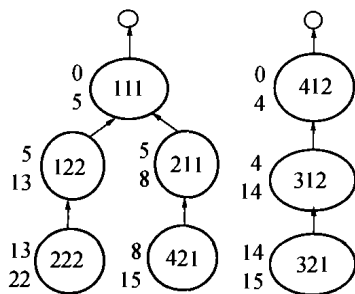


图2 成本树

Fig. 2 Cost function trees

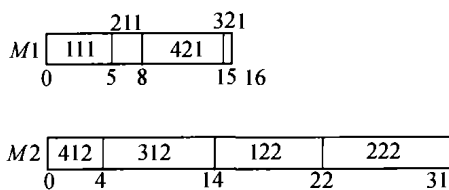


图3 甘特图

Fig. 3 Gantt chart

5 结论(Conclusion)

本文讨论的 TDNN 方法保证了神经网络输出为同时满足顺序约束和资源约束的可行作业调度方案,但和其他神经网络一样,都受到目前数字计算机实现的限制,难以解决大规模的 JSP. 用神经网络的硬件实现——神经计算机求解是进一步研究的方向^[8].

参考文献(References):

- [1] FOO Y P S, TAKEFUJI Y. Stochastic neural networks for solving job-shop scheduling (part I): problem representation [C]// *Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks*. San Diego, CA: IEEE Press, 1988: 275 - 282.
- [2] FOO Y P S, TAKEFUJI Y. Stochastic neural networks for solving job-shop scheduling (parts II). architecture and simulations [C]// *Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks*. San Diego, CA: IEEE Press, 1988: 283 - 290.
- [3] 王万良, 吴启迪, 徐新黎. 基于 Hopfield 神经网络的作业车间生产调度方法[J]. 自动化学报, 2002, 28(5): 838 - 844.
(WANG Wanliang, WU Qidi, XU Xinli. Hopfield neural network approach for job-shop scheduling problem [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2002, 28(5): 838 - 844.)
- [4] AIHARA K, TAKABE T, TOYODA M. Chaotic neural networks [J]. *Physics Letter A*, 1990, 144 (6/7): 333 - 340.
- [5] INOUE M, NAGAYOSHI A. A chaos neuro-computer [J]. *Physics Letter A*, 1991, 158(8): 373 - 376.
- [6] CHEN L, AIHARA K. Chaotic simulated annealing by a neural network model with transient chaos [J]. *Neural Networks*, 1995, 8(6): 915 - 930.
- [7] 王秀宏, 乔清理, 王正欧. Job-shop 调度问题的瞬态混沌神经网络解法[J]. 系统工程, 2001, 19(3): 43 - 48.
(WANG Xiuhong, QIAO Qingli, WANG Zhengou. A method to solve job-shop schedule problems by neural network with transient chaos [J]. *Systems Engineering*, 2001, 19(3): 43 - 48.)
- [8] 徐新黎, 王万良, 张聚. 用神经计算机求解作业车间调度问题[M]// 冯浩, 曹文明, 徐世明, 等. 神经网络与计算智能. 杭州: 浙江大学出版社, 2002: 151 - 155.
(XU Xinli, WANG Wan-liang, ZHANG Ju. Solving method for job-shop scheduling problem on neurocomputer [M]// FENG Hao, CAO Wenming, YU Shiming, et al. *Neural Networks and Computational Intelligence*. Hangzhou, Zhejiang University Press, 2002: 151 - 155.)

作者简介:

徐新黎 (1977 —), 女, 浙江工业大学信息学院自动化研究所教师, 研究方向为神经网络和生产调度;

王万良 (1957 —), 男, 博士, 教授, 浙江工业大学控制理论与控制工程学科(浙江省高校重点学科)学科带头人, 自动化研究所所长, 兼任中国人工智能学会理事, 中国系统仿真学会理事, 《系统仿真学报》编委. 近年来, 主持完成国家、省科研项目 20 余项, 获得省部级科技进步奖 4 项, 发表学术论文 60 余篇. 目前主要研究方向为: CIMS, 生产计划与调度, 智能控制与智能管理等. E-mail: wangwanliang@hotmail.com;

吴启迪 (1947 —), 女, 博士, 同济大学教授, 博士生导师, 中国自动化学会理事. 研究领域为智能自动化及 CIMS 等.