



基于 Hopfield 神经网络的 作业车间生产调度方法¹⁾

王万良¹ 吴启迪² 徐新黎¹

¹(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310014)

²(同济大学电子与信息工程学院 上海 200092)

(E-mail: wwlzyw@mail.hz.zj.cn)

摘 要 该文提出了基于 Hopfield 神经网络的作业车间生产调度的新方法. 文中给出了作业车间生产调度问题(JSP)的约束条件及其换位矩阵表示, 提出了新的包括所有约束条件的计算能量函数表达式, 得到相应的作业车间调度问题的 Hopfield 神经网络结构与权值解析表达式, 并提出相应的 Hopfield 神经网络作业车间调度方法. 为了避免 Hopfield 神经网络容易收敛到局部极小, 从而产生非法调度解的缺点, 将模拟退火算法应用于 Hopfield 神经网络求解, 使 Hopfield 神经网络收敛到计算能量函数的最小值 0, 从而保证神经网络输出是一个可行调度方案. 该文改进了已有文献中提出的作业调度问题的 Hopfield 神经网络方法, 与已有算法相比, 能够保证神经网络稳态输出为可行的作业车间调度方案.

关键词 作业车间调度, 神经网络, 组合优化, 计算能量函数, 模拟退火算法

中图分类号 TP273

HOPFIELD NEURAL NETWORK APPROACH FOR JOB-SHOP SCHEDULING PROBLEMS

WANG Wan-Liang¹ WU Qi-Di² XU Xin-Li¹

¹(*Information Engineering Institute, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014*)

²(*Electron and Information Engineering Institute, Tongji University, Shanghai 200092*)

(E-mail: wwlzyw@mail.hz.zj.cn)

Abstract A new Hopfield neural network approach for job-shop scheduling problems (JSP) is proposed. All constraints of job-shop scheduling problems and its permutation matrix expression are proposed. A new computational energy function including all constraints of job-shop scheduling problem is given. A corresponding new Hopfield

1) 国家“863”/CIMS 主题项目(863-511-945-002)、浙江省自然科学基金(698073)、浙江省科技计划项目(012047)、教育部高等学校骨干教师资助计划项目资助

收稿日期 2001-02-28 收修改稿日期 2001-05-31

neural network construction and its weights of job-shop scheduling problem are given. To avoid the Hopfield neural network convergence to a local minimum to produce non-feasible scheduling for JSP, the simulated annealing algorithm is applied to the Hopfield neural network and the network converges to a minimum volume 0, making the steady outputs of the neural network as feasible solution for job-shop scheduling problem. Compared with the existing methods, our modified method can keep the steady outputs of neural networks as feasible solution for job-shop scheduling problem.

Key words Job-shop scheduling, neural network, combinatorial optimization, computational energy functions, simulated annealing algorithm

1 引言

作业车间调度问题是一类满足任务配置和顺序约束要求的资源分配问题,是最困难的组合优化问题之一.虽然对于 JSP 的研究已经有几十年的历史,提出了许多最优化求解方法,但由于 JSP 是一个非常难解的组合优化问题,至今尚未形成系统的方法与理论.生产调度问题的神经网络方法在许多方面都非常引人注目,它能够非常自然地实现并行计算,成为目前生产调度研究的热点之一. Foo S Y 和 Takefuji Y 最早提出用 Hopfield 神经网络求解 JSP 问题,是一个比较有影响的方法^[1~3].其后又有许多人对此问题进行了研究^[4~7].但由于这种方法没有包括 JSP 的全部约束条件,所以不能保证得到可行调度解.

Abada A, Binder Z 和 Ladet P 结合 JSP 的非连通图表示,提出 Boltzmann 机的 JSP 求解方法,能够得到次优解^[8].为了有效地处理约束条件,许多人研究了约束神经网络方法^[9~12]. Willems T M 等用经验规则作为局部最优化的判据,以改进神经网络优化性能^[13~15].

本文改进了已有文献中提出的 JSP 的 Hopfield 神经网络方法,能够保证神经网络稳态输出为可行的作业车间调度方案.文中给出了作业车间生产调度问题的约束条件及其换位矩阵表示,提出了新的包括所有约束条件的计算能量函数表达式,得到相应的作业车间调度问题的 Hopfield 神经网络结构与权值解析表达式.为了避免 Hopfield 神经网络容易收敛到局部极小,从而产生非法调度解的缺点,将模拟退火算法应用于 Hopfield 神经网络求解,使 Hopfield 神经网络收敛到计算能量函数的最小值 0,从而保证神经网络输出是一个可行调度方案.

2 JSP 的换位矩阵表示

为了用 Hopfield 神经网络解决 JSP 问题,一般用换位矩阵表示.用三元组 (i, j, k) 表示作业 i 的工序 j 在机器 k 上执行.选择换位矩阵具有 mn 行 $(mn+1)$ 列,行和列分别对应一种工序.矩阵的元素 $P_{ij}(i=1, 2, \dots, mn; j=0, 1, 2, \dots, mn)$ 的值只取“1”和“0”,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”.矩阵中的第 1 列表

示一种“工序 (i, j, k) 不依赖于任何别的工序”的命题,即在 0 时刻启动的工序,同样按命题成立与否将其元素记为“1”或“0”.

n 作业 m 机器 JSP 的工序必须满足以下约束条件.

条件 1. 各工序应服从优先顺序关系.任一工序可以依赖于另一个工序,也可以不依赖任何工序(如在 0 时刻启动的工序).

条件 2. 所有工序不允许自依赖.

条件 3. 允许在 0 时刻启动的工序数不超过 m .

实际上,所有工序也不允许互依赖,就是说,如果“工序 (i, j, k) 依赖于工序 (p, q, r) ”的命题成立,那么,“工序 (p, q, r) 依赖于工序 (i, j, k) ”的命题就不能成立.另一方面,为了得到最优调度,在 0 时刻应该让尽可能多的机器运行,因此,在 $n > m$ 时,在 0 时刻启动的工序数应该为 m .所以,本文将上述条件 2 和 3 修改为

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 m ,在 $n > m$ 时,在 0 时刻启动的工序数应为 m .

另外再增加两个约束条件.

条件 4. 在同一时刻启动的同一作业的工序不多于一个.

条件 5. 在同一时刻同一机器上启动的工序不多于一个.

由上述 JSP 的约束条件,可以得到换位矩阵元素的一些约束.换位矩阵的任一行都严格含有一个“1”元素,其余均为“0”.这个约束称为换位矩阵的行约束.整个换位矩阵共有 mn 个“1”元素,这个约束称为换位矩阵的全局约束.

根据条件 1,各工序应服从优先顺序关系,就是说,工序 (i, j, k) 在工序 (p, q, r) 前面,即 $i = p, j < q$,则相应的矩阵元素为“0”.根据条件 2',所有工序不允许自依赖,所以换位矩阵的元素 $P_{i,i+1}$ ($i = 1, 2, \dots, mn$) 为“0”;而所有工序不允许互依赖,所以 P_{ij} 和 $P_{i-1,j+1}$ ($i = 1, 2, \dots, mn; j = 1, 2, \dots, mn$) 不能同时为“1”.本文称这个约束为换位矩阵的非对称约束.

根据条件 3',在 $n > m$ 时,换位矩阵的第 1 列中元素应该有 m 个“1”元素.本文称这个约束为换位矩阵的列约束.而且,在 0 时刻各个作业的第一个工序允许启动,而其他工序不允许启动,所以对工序 (i, j, k) ,如果 $j \geq 2$,则第 1 列中对应的元素为 0.

根据条件 4,把换位矩阵的每列分成 n 组,每组有同一个作业的 m 个工序,每一组不多于一个为“1”的元素.同理,根据条件 5 把换位矩阵的每列分成 m 组,每组有同一个机器上的 n 个工序,每一组不多于一个为“1”的元素.

从上面的讨论可见,在换位矩阵中,除了一定为“0”的元素,在其它位置可以任意设置一些满足行约束、列约束、非对称约束和全局约束的“1”,都表示 JSP 的一种可行调度方案.

3 JSP 的 Hopfield 神经网络表示及其求解

Foo S Y-P 和 Takefuji Y 采用 Hopfield 神经网络求解 JSP 的基本方法^[1~3]是基于上述换位矩阵,用 $mn \times (mn + 1)$ 个神经元阵列组成 Hopfield 网络,神经元的开启和关闭状态与

矩阵元素“1”和“0”相对应. 构造能量函数 E , 使其极小值对应于 JSP 的解. 根据 JSP 问题的特点, Foo S Y-P 和 Takefuji Y 引入如下 JSP 能量函数^[1~2]

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^{mn} \sum_{i=1}^{mn+1} \sum_{j=1, j \neq i}^{mn+1} v_{xi} v_{xj} + \frac{B}{2} \left(\sum_{x=1}^{mn} \sum_{i=1}^{mn+1} v_{xi} - mn \right)^2 \quad (1)$$

式中 v_{xi} 表示与矩阵中 (x, i) 位置相对应的神经元的输出状态; A, B 为正常数, 常数 A 为对应行抑制的连接系数, 常数 B 为对应全局抑制的连接系数, 用于限制仅有 mn 个神经元处于激活状态, 这两个系数都是与问题有关的, 可以为任意的正常数.

式(1)中的第 1 项为行约束, 当且仅当每行中均不含有多于一个“1”元素, 其余元素均为“0”时, 第 1 项才为零; 第 2 项为全局约束, 当且仅当整个矩阵中有 mn 个“1”元素时, 第 2 项才为零.

用 Hopfield 神经网络求解著名的旅行商问题(TSP)时, 由于其计算能量函数中包含了所有的约束条件, 而且包含了路径函数, 所以得到的是最优解^[16]. 而 Foo S Y-P 和 Y Takefuji 引入的 JSP 计算能量函数, 对换位矩阵的列没有加以约束, 也不包含如处理时间最短等目标函数, 所以, 当网络处于稳定状态, 能量函数 $E=0$ 时, 该状态可能是一个不可行的调度.

本文在上述 JSP 计算能量函数基础上, 进一步引入对换位矩阵的其他约束, 提出了新的 JSP 计算能量函数表达式为

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^{mn} \sum_{i=1}^{mn+1} \sum_{j=1, j \neq i}^{mn+1} v_{xi} v_{xj} + \frac{B}{2} \left(\sum_{x=1}^{mn} \sum_{i=1}^{mn+1} v_{xi} - mn \right)^2 + \frac{C}{2} \sum_{\substack{i \geq 2 \\ i \neq x+1}}^{mn+1} \sum_{\substack{x=1 \\ j \neq i-1}}^{mn} v_{xi} v_{i-1, x+1} +$$

$$\frac{D_1}{2} \left(\sum_{x=1}^{mn} v_{x1} - m \right)^2 + \frac{D_2}{2} \sum_{k_1=1}^n \sum_{k_2=1}^m \sum_{k_3=1, k_3 \neq k_2}^m v_{k_2+(k_1-1)m, i} v_{k_3+(k_1-1)m, i} +$$

$$\frac{D_3}{2} \sum_{k_1=1}^m \sum_{k_2=1}^n \sum_{k_3=1, k_3 \neq k_2}^n v_{k_1+(k_2-1)m, i} v_{k_1+(k_3-1)m, i} \quad (2)$$

式中前两项的意义与式(1)中的相同; 第 3 项为换位矩阵的非对称约束, 当且仅当换位矩阵中(不包括第 1 列)关于对角线对称的两个元素不同时为 1, 第 3 项才为零; 常数 C 为非对称约束抑制的连接系数, 可以为任意的正常数; 第 4 项为换位矩阵的第 1 个列约束, 当且仅当换位矩阵第 1 列中含有 m 个“1”元素, 其余元素均为“0”时, 第 4 项才为零; 第 5 项为换位矩阵的第 2 个列约束, 当且仅当换位矩阵的每一列的 n 组中均不含有多于一个“1”元素, 而其余元素均为“0”时, 第 5 项才为零; 同理, 第 6 项为换位矩阵的第 3 个列约束, 当且仅当换位矩阵的每一列的 m 组中均不含有多于一个“1”元素, 而其余元素均为“0”时, 第 6 项才为零. 同样, 常数 D_1, D_2, D_3 为三个列约束抑制的连接系数, 可以为任意的正常数.

连续型 Hopfield 神经网络的计算能量函数 E 定义为

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^N v_i I_i + \sum_{i=1}^N \frac{1}{R_i} \int_0^{v_i} f^{-1}(v) dv \quad (3)$$

令 JSP 能量函数(2)与连续 Hopfield 神经网络的能量函数(3)相等, 可确定神经元 (x, i) 与神经元 (y, j) 之间的连接权 $w_{xi, yj}$ 与偏置电流 I_{xi} 为

$$w_{xi, yj} = -A \delta_{xy} (1 - \delta_{ij}) - B - C \delta_{y(i-1)} \delta_{j(x+1)} (1 - \delta_{i1}) (1 - \delta_{xy}) (1 - \delta_{ij}) -$$

$$D_1 \delta_{i1} \delta_{j1} - \sum_{k_1=1}^n \sum_{k_2=1}^m \sum_{k_3=1, k_3 \neq k_2}^m D_2 \delta_{x[k_2+(k_1-1)m]} \delta_{y[k_3+(k_1-1)m]} - \sum_{k_1=1}^m \sum_{k_2=1}^n \sum_{k_3=1, k_3 \neq k_2}^n D_3 \delta_{x[k_1+(k_2-1)m]} \delta_{y[k_1+(k_3-1)m]} \tag{4}$$

$$I_{xi} = Bmn + D_1 m \delta_{i1} \tag{5}$$

式中 $\delta_{ij} = \begin{cases} 1, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$, $w_{xi,yj}$ 为连接矩阵中 x 行 i 列的神经元与 y 行 j 列的神经元之间的连接权值. 如果 Hopfield 神经网络没有自反馈, 则 $w_{xi,xi} = 0$. 将连接权代入 Hopfield 网络的运动方程, 则可以得到 Hopfield 网络用于求解 JSP 时的运动方程为

$$c_{xi} \frac{du_{xi}}{dt} = -\frac{u_{xi}}{r_{xi}} - A \sum_{j=1, j \neq i}^{mn+1} v_{xj} - B \sum_{y=1}^{mn} \sum_{j=1}^{mn+1} v_{yj} - C v_{(i-1)(x+1)} (1 - \delta_{i1}) (1 - \delta_{x(i-1)}) (1 - \delta_{i(x+1)}) - D_1 \sum_{y=1}^{mn} v_{y1} \delta_{i1} - D_2 \sum_{k_1=1}^n \sum_{k_2=1}^m \sum_{k_3=1, k_3 \neq k_2}^m v_{[k_3+(k_1-1)m]i} \delta_{x[k_2+(k_1-1)m]} - D_3 \sum_{k_1=1}^m \sum_{k_2=1}^n \sum_{k_3=1, k_3 \neq k_2}^n v_{[k_1+(k_3-1)]i} \delta_{x[k_1+(k_2-1)m]} + I_{xi} \tag{6}$$

为了使神经网络输出满足约束条件, 可以设置任意的负偏置电流对某些神经元进行强抑制. 依据约束条件 1 和 2, 每个工序不允许自依赖, 所以矩阵中 $(i, i) (i=1, 2, \dots, mn)$ 位置神经元应施加负偏流; 对于违背优先顺序和不允许在 0 时刻同时启动的工序, 相应的神经元也施加负偏流. 也就是应该在上述关于换位矩阵中那些一定为 0 的元素对应的神经元上, 提供负偏置电流, 使这些神经元在稳态输出时为 0, 能量函数则为最小值 0.

上述方法将作业调度问题映射为对应的 Hopfield 神经网络, 使可行调度对应于计算能量函数的最小值 0. 但由于计算能量函数存在着大量的局部极小, 导致上述 JSP 的神经网络的稳定输出常常是局部最优解, 相应的计算能量函数不是最小值 0. 根据 JSP 的计算能量函数的定义可知, 这时的神经网络输出肯定不是一个可行调度解, 即不完全满足换位矩阵的约束. 本文把模拟退火方法应用于上述 Hopfield 神经网络求解, 使神经网络收敛到计算能量函数的最小值 0, 从而使神经网络输出是一个可行调度解.

根据上面的动力学方程, 可以在计算机上模拟神经网络求解 JSP. 用连续型 Hopfield 神经网络时, 神经元的输出 v_{xi} 在 $[0, 1]$ 区间变化, 但在连续演变过程中, 少数神经元的输出将逐渐增大, 其它则逐渐减少, 最后收敛到符合 JSP 的输出值要求为 0 或者 1 的状态, 从而产生一个稳定的换位矩阵, 表示为一个可行调度方案.

4 作业车间生产调度举例

下面给出一个 4 作业 3 机器的 JSP 例子. 表 1 给出机器分配情况; 表 2 给出各工序需要的加工时间.

根据表 1 得所有的工序为 111, 122, 133, 213, 221, 232, 311,

表 1 机器分配情况

作业	工序		
	1	2	3
1	1	2	3
2	3	1	2
3	1	3	2
4	2	3	1

表 2 各工序需要的加工时间

作业	工序		
	1	2	3
1	1	2	3
2	3	1	2
3	1	3	2
4	2	3	1

323,332,412,423,431. 因此, Hopfield 神经网络是由 13 行 12 列的神经元矩阵组成, 神经网络偏置电流 $I_{xi}=2400$, 负偏置电流 I_- 取为 -0.1 . 取常数 $A=500, B=200$, 随机设置神经元初始状态, 采用 4 阶 Runge-Kutta 法求解网络运动方程, 然后用模拟退火算法搜索, 可以得到表示 JSP 的可行调度方案的换位矩阵, 如表 3 所示.

表 3

	0	111	122	133	213	221	232	311	323	332	412	423	431
111	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
122	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
133	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
213	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
221	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
232	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
311	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
323	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
332	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
412	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
423	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
431	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0

相应的 Gantt 图如图 1 所示, 可以看出, 最后完成时间为 32 个单元时间.

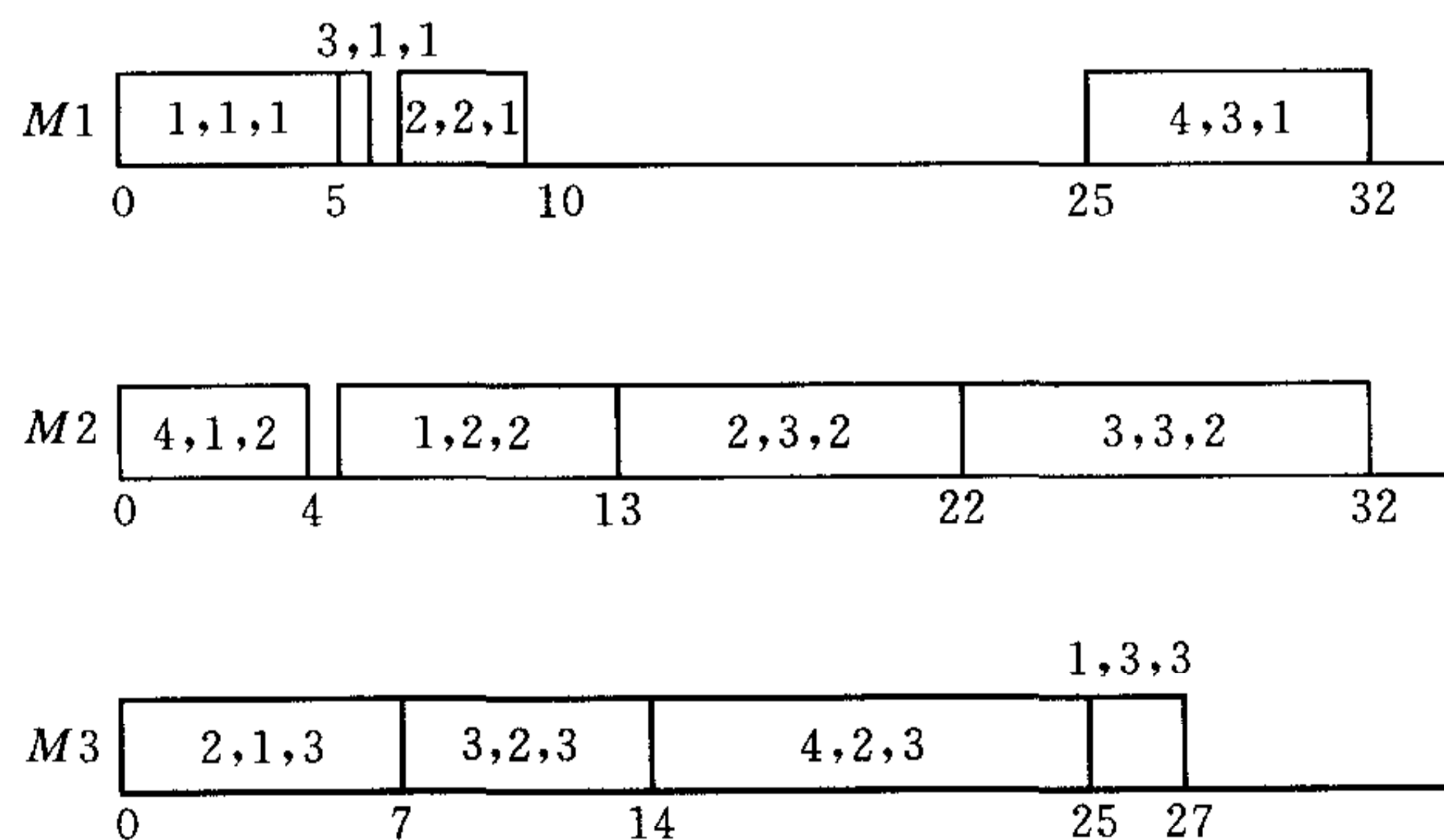


图 1 JSP 的 Gantt 图表示

如果采用文献[1~3]的方法, 得到的很多结果只是局部极小点, 相应的 $E \neq 0$, 神经网络输出是一个非法的调度方案.

6 结论

本文给出了 JSP 的约束条件及其换位矩阵表示, 提出了新的包括所有约束条件的计算能量函数表达式, 得到相应的 JSP 的 Hopfield 神经网络结构与参数, 把模拟退火方法应用于 Hopfield 神经网络求解, 使神经网络收敛到计算能量函数的最小值 0, 从而使神经网络输出是一个可行调度方案.

参 考 文 献

- 1 Foo S Y-P, Takefuji Y. Stochastic neural networks for solving job-shop scheduling: Parts I. Problem representation. In: Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks; vol. II, San Diego, CA. 1988. 275~282
- 2 Foo S Y-P, Takefuji Y. Stochastic neural networks for solving job-shop scheduling: Parts II Architecture and simulations. In: Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks; vol. II, San Diego, CA. 1988. 283~290
- 3 Foo S Y-P, Takefuji Y. Integer-linear programming neural networks for job-shop scheduling, In: Proceeding IEEE IJCNN, San Diego. 1988. 341~348
- 4 Zhou D N *et al.* Scaling neural network for job-shop scheduling. In: Proceeding IEEE International Joint Conference on Neural Networks. 1989. 889~894
- 5 Zhou D N *et al.* A neural network approach to job shop scheduling. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1991, **2**(1): 175~179
- 6 Zhang Chang-Shui *et al.* Solving job-shop scheduling problem with priority using neural network. *IEEE International J. Conference on Neural Networks*, 1991, **2**:1361~1366
- 7 张长水, 阎平凡. 解 Job-shop 调度问题的神经网络方法. *自动化学报*, 1995, **21**(6):706~712
- 8 Abada A, Binder Z, Ladet P. A neural network for solving job shop scheduling problem. *IFAC/IFIP Conference on Management and Control of Production and Logistics*, 1997, 342~346
- 9 Sun K T, Fu H C. A hybrid neural network model for solving optimization problems. *IEEE Transaction on Computers*, 1993, 218~227
- 10 于海斌, 薛劲松, 王浩波. 一种基于神经网络的生产调度方法. *自动化学报*, 1999, **25**(4):449~456
- 11 杨圣祥, 汪定伟. 用约束满足自适应神经网络和有效的启发式算法解 Job-Shop 调度问题. *信息与控制*, 1999, **28**(2):121~126
- 12 杨圣祥, 汪定伟. 神经网络和启发式算法混合策略解 Job-Shop 调度问题. *系统工程学报*, 1999, **14**(2):140~144
- 13 Willems T M, Rooda J E. Neural nets for job-shop scheduling, will they do the job? In: Proc IFAC 12th World Conference, III, 1993. 53~56
- 14 Willems T M, Rooda J E. Neural networks for job-shop scheduling. *Control Engineering Practices*, 1994, **2**(1):31~39
- 15 Willems T M, Brandts L E M W. Implementing heuristics as an optimization criterion in neural networks for job-shop scheduling. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1995, **6**:377~387
- 16 Hopfield J J, Tank D W. Neural computation of decisions in optimization problems. *Biological Cybernetics*, 1985, **52**(3):141~152

王万良 1982年毕业于江苏理工大学工业自动化专业, 2001年于同济大学控制理论与控制工程专业获博士学位. 现为浙江工业大学信息学院教授, 控制理论与控制工程(浙江省重点学科)学科带头人, 自动化研究所所长, 浙江工业大学研究生部副主任. 出版专著《计算机新型控制策略及其应用》(清华大学出版社), 编著浙江省高校重点教材《自动控制原理》(科学出版社). 目前主要研究方向为 CIMS、生产计划与调度、工业过程建模、优化和控制、智能自动化等.

吴启迪 1985年在瑞士联邦苏黎世理工学院电子工程系获工学博士学位. 现任同济大学教授、博士生导师、校长、CIMS 研究中心主任、中国自动化学会理事. 研究领域为智能自动化及 CIMS 等.

徐新黎 浙江工业大学控制理论与控制工程专业硕士研究生. 研究方向为神经网络优化.