

柔性自动化车间生产计划的最优分解*

严洪森 张晓东 朱立峰

(东南大学自动化研究所·南京, 210096)

摘要: 研究了柔性自动化车间生产计划的最优分解问题. 首先根据实际需要建立车间生产计划的非线性规划模型, 然后为求解方便将其转化成线性规划模型. 由于这种模型对于一般车间来讲其规模已经很大, 很难在微机上用单纯形法求解. 为此, 提出分别用卡马卡算法和一种新的基于卡马卡算法的关联预测法来求解车间生产计划的最优分解问题, 并编制了相应软件. 最后通过算例研究, 比较了卡马卡算法、基于卡马卡算法的关联预测法和 Matlab 中的线性规划法, 结果表明所提方法是非常有效的.

关键词: 柔性自动化车间; 生产计划; 卡马卡算法; 关联预测法

文献标识码: A

Optimal Decomposition of Production Plans in Flexible Automated Workshops

YAN Hongsen, ZHANG Xiaodong and ZHU Lifeng

(Research Institute of Automation, Southeast University · Nanjing, 210096, P. R. China)

Abstract: The paper addresses the problem of the optimal decomposition of production plans in flexible automated workshops. A nonlinear programming model of production planning in a workshop is built up and then transformed into a linear programming model. Because the scale of the model for a general workshop is too large to be solved in simplex method on a micro-computer, a Karmarkar's algorithm and a new interaction/prediction algorithm are used to solve the model, on the basis of which the corresponding programs have been written. Through production planning examples, the Karmarkar's algorithm, interaction/prediction algorithm and linear programming method in Matlab are compared, thus showing that the proposed approaches are very effective.

Key words: flexible automated workshop; production planning; Karmarkar's algorithm; interaction/prediction approach

1 引言(Introduction)

在制造环境中, 生产计划是为满足产品需求进行有效资源分配的关键. 由于生产计划问题的复杂性往往不允许采用整式(monolithic)建模方法, 因而在生产计划文献中普遍提倡递阶生产计划方法^[1-6]. 其中, 文[1]提出一种利用通用控制器将产品结构分解和时间分解相结合的递阶生产计划分解新方法. 文[2]建立了一个用以求解化纤制造中实际调度问题的递阶生产计划与调度模型, 通过将混合整数线性规划模型同专家系统逻辑相结合解决了年月周三个层次的计划分解问题. 文[3]则提出了另一种按事件发生频率进行计划分解的新方法. 但是以上方法都未考虑制造部门的组织结构, 因而不适合柔性自动化车间(FAW)的计划分解. 尽管文[4]提

出的按工艺过程分解的方法考虑了制造部门的组织结构, 但是只考虑由 N 个串行联结的车间所组成的制造系统, 而 FAW 中各 FMS 之间的关系并不一定是串行联结的, 甚至很复杂, 所以这种方法也不适合 FAW 的计划分解. 文[5]和[6]分别针对关联方程有无延迟等不同情况提出了不同的柔性自动化车间的最优计划分解新方法. 所提方法通过建立线性二次型模型用关联预测法以很快的速度求取车间中各 FMS 执行的短期生产计划, 是一种将基于工艺过程分解与时间分解同车间组织结构有机结合在一起的新方法. 但是, 目标函数中对超产(超需求)和欠产(不满足需求)的惩罚系数相同, 对加班和设备闲置的惩罚系数也相同. 而在实际中, 欠产往往要被处以高额罚款, 超产只是增加库存, 因而欠产的惩罚系数

* 基金项目: 国家 863/CIMS 主题资助项目(863-511-943-005 和 863-511-708-008).

收稿日期: 1999-05-27; 收修改稿日期: 2000-07-11.

应显著大于超产的惩罚系数。同样,加班工资往往是正常工资的好几倍,设备闲置只是白白消耗固定资产折旧费,因此加班的惩罚系数也应显著大于设备闲置的惩罚系数。所以,考虑到实际情况,应建立线性约束非线性目标函数的生产计划模型。由于这种模型的目标函数的梯度为分段常数,很难用梯度法、牛顿法等非线性规划法进行求解,较为可行的办法是通过增加约束将其转化成线性规划模型后用单纯形法求解。但是,就一般的车间规模而言,该模型将分别有几千个约束和变量,很难在微机上用单纯形法求解。为此,本文提出用卡马卡算法^[7],对于更大模型用一种新的基于卡马卡算法的关联预测法来求解柔性自动化车间生产计划的最优分解问题,因为对于大规模线性规划问题,卡马卡算法的求解速度比单纯形法快得多^[7]。

2 FAW 生产计划模型 (Production planning model for FAW)

一个 FAW 由 M 个 FMS, 车间仓库等组成。FAW 生产计划的目标是使各 FMS 的在制品尽可能少,设备利用率尽可能高且尽可能不过载,并最大限度地满足产品需求,最终使净效益达到最高。考虑到引言中所讨论的加班和设备闲置及超产和欠产的惩罚系数应各不相同,所以目标函数为:

$$J = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \{ p_i^T \bar{y}_i(k) - e_i^T T_i u_i(k) - (a_i^T x_i(k) + b_i^{+T} [T_i u_i(k) - \beta_i(k)]^+ + b_i^{-T} [\beta_i(k) - T_i u_i(k)]^+ + c_i^{+T} [\bar{y}_i(k) - \bar{d}_i(k)]^+ + c_i^{-T} [\bar{d}_i(k) - \bar{y}_i(k)]^+ \} - \sum_{i=1}^M \{ a_i^T x_i(N+1) + \alpha p_i^T [\bar{y}_i(N) - \bar{d}_i(N)]^+ \}, \quad (1)$$

式中, M 是车间中 FMS 的个数, N 是计划区间内的生产周期数, α 是计划区间结束后超需求剩余产品的损失系数, $0 \leq \alpha \leq 1$; 当 $\alpha = 1$ 时, 剩余产品作为无价值的废料扔掉; 当 $\alpha = 0$ 时, 剩余产品将有和已售产品一样的价值, 这时模型可能有无界解, 因为有可能生产得越多获利越多。 $y_i(k)$ 是 FMS _{i} 在周期 k 输出的成品, 是 n_f 维列向量。 n_f 表示计划区间内车间生产产品的种类数。 $\bar{y}_i(k)$ 是 FMS _{i} 自周期 1 到周期 k 累计输出的成品, 是 n_f 维列向量。 $u_i(k)$ 是 FMS _{i} 在周期 k 计划生产的工件(成品或半成品), 是 n_i 维列向量。 n_i 表示计划区间内 FMS _{i} 生产工件的

种类数。 $x_i(k)$ 是 FMS _{i} 在周期 k ($k = 1, 2, \dots, N+1$) 开始时的在制品存储量, 是 n_i 维列向量。 $\bar{d}_i(k)$ 是 FMS _{i} 自周期 1 到周期 k 的累计产品需求, 是 n_f 维列向量。 $\beta_i(k)$ 是 FMS _{i} 各工作中心在周期 k 可用于加工的时间, 是从生产周期中扣除设备故障维修时间等所剩的时间, 它是 m_i 维列向量。 m_i 是 FMS _{i} 中工作中心的个数。 p_i 是由 FMS _{i} 输出的成品的单件毛利, 是 n_f 维列向量。 e_i 是 FMS _{i} 在单位时间内加工工件的成本, 是 m_i 维列向量。 a_i 是 FMS _{i} 中与在制品有关的成本系数, 是 n_i 维列向量。 b_i^+ 是 FMS _{i} 中与加班工资有关的成本系数, 是 m_i 维列向量。 b_i^- 是 FMS _{i} 中与设备闲置有关的成本系数, 是 m_i 维列向量。 c_i^+ 是由 FMS _{i} 输出的成品超出需求部分的单件存储及占用流动资金的成本, 是 n_f 维列向量。 c_i^- 是由 FMS _{i} 输出的成品未满足需求而受高额罚款的单件成本, 是 n_f 维列向量。 T_i 是 $m_i \times n_i$ 矩阵, 表示 FMS _{i} 各工作中心在周期 k 加工 n_i 种工件所需要的时间。 $[\cdot]^+$ 表示 $\max(0, \cdot)$ 。

约束条件如下:

1) 平衡约束。

$$x_i(k+1) = x_i(k) - u_i(k) + z_i(k) + G_i r(k), \quad (2)$$

初始条件: $x_i(1) = x_{i1}$ 。

式中, $z_i(k)$ 是其它 FMS _{j} 在周期 k 送给 FMS _{i} 的半成品, 也叫关联输入, 是 n_i 维列向量。 $r(k)$ 是周期 k 整个车间的毛坯输入, 是 n_f 维列向量。 G_i 是 $n_i \times n_f$ 输入矩阵。

2) 关联约束。

假设需经历多个 FMS 的工件在一个 FMS 加工完后立即被送到下一 FMS 继续加工并且传送时间可以忽略, 那么关联约束可以写成

$$z_i(k) = \sum_{j=1}^M L_{ij} u_j(k), \quad (3)$$

式中, L_{ij} 是 $n_i \times n_j$ 布尔型关联矩阵, 其元素由 0, 1 组成, 反映了 FMS _{j} 半成品输出到 FMS _{i} 输入的关联。

3) 成品输出约束。

$$y_i(k) = C_i u_i(k), \quad (4)$$

式中, C_i 是 $n_f \times n_i$ 布尔型矩阵, FMS _{i} 的输出矩阵, 其元素由 0 或 1 组成, 反映了成品与半成品之间的关系。

4) 输出累计约束。

$$\bar{y}_i(k) = \sum_{t=1}^k y_i(t). \quad (5)$$

5) 产品需求累计约束。

$$\bar{d}_i(k) = \sum_{t=1}^k d_i(t), \quad (6)$$

式中, $d_i(t)$ 是周期 t 对 FMS_i 的成品需求, 是 n_f 维列向量.

6) 非负约束.

$$x_i(k) \geq 0, \quad u_i(k) \geq 0. \quad (7)$$

到此, FAW 的最优生产计划问题可描述为

$$\begin{aligned} \max J = & \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \{ p^T y_i(k) - e_i^T T_i u_i(k) - \\ & (a_i^T x_i(k) + b_i^T [T_i u_i(k) - \beta_i(k)]^+ + \\ & b_i^T [\beta_i(k) - T_i u_i(k)]^+ + \\ & c_i^+ [\bar{y}_i(k) - \bar{d}_i(k)]^+ + \\ & c_i^- [\bar{d}_i(k) - \bar{y}_i(k)]^+ \} - \\ & \sum_{i=1}^M \{ a_i^T x_i(N+1) + ap_i^T [\bar{y}_i(N) - \bar{d}_i(N)]^+ \}, \end{aligned} \quad (8)$$

s. t. (2) ~ (7).

3 模型转化(Model transformation)

式(8)中的 $[\cdot]^+$ 为非线性函数, 但约束为线性, 是一个非线性规划问题. 由于目标函数为一次式, 其梯度为常数且在某些点不存在, 不使用梯度法、牛顿法等非线性规划法求解, 较为可行的办法是通过增加约束将其转化为线性规划问题. 为此, 设

$$\begin{aligned} \Delta^+ \beta_i(k) = & \max \{ 0, T_i u_i(k) - \beta_i(k) \} = \\ & [T_i u_i(k) - \beta_i(k)]^+, \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \Delta^- \beta_i(k) = & \max \{ 0, \beta_i(k) - T_i u_i(k) \} = \\ & [\beta_i(k) - T_i u_i(k)]^+, \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \Delta^+ \bar{d}_i(k) = & \max \{ 0, \bar{y}_i(k) - \bar{d}_i(k) \} = \\ & [\bar{y}_i(k) - \bar{d}_i(k)]^+, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \Delta^- \bar{d}_i(k) = & \max \{ 0, \bar{d}_i(k) - \bar{y}_i(k) \} = \\ & [\bar{d}_i(k) - \bar{y}_i(k)]^+. \end{aligned} \quad (12)$$

考虑到式(8)是求最大值, 则式(9) ~ (12)等价于

$$\Delta^+ \beta_i(k) \geq 0, \quad \Delta^- \beta_i(k) \geq 0, \quad (13)$$

$$\Delta^+ \beta_i(k) - \Delta^- \beta_i(k) = T_i u_i(k) - \beta_i(k), \quad (14)$$

$$\Delta^+ \bar{d}_i(k) \geq 0, \quad \Delta^- \bar{d}_i(k) \geq 0, \quad (15)$$

$$\Delta^+ \bar{d}_i(k) - \Delta^- \bar{d}_i(k) = \bar{y}_i(k) - \bar{d}_i(k). \quad (16)$$

所以, 式(8)的非线性规划问题可转化成线性规划问题

$$\begin{aligned} \max J = & \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \{ p^T y_i(k) - e_i^T T_i u_i(k) - \\ & [a_i^T x_i(k) + b_i^+ \Delta^+ \beta_i(k) + b_i^- \Delta^- \beta_i(k) + \end{aligned}$$

$$c_i^+ \Delta^+ \bar{d}_i(k) + c_i^- \Delta^- \bar{d}_i(k)] \} -$$

$$\sum_{i=1}^M [a_i^T x_i(N+1) + ap_i^T \Delta^+ \bar{d}_i(N)], \quad (17)$$

s. t. (2) ~ (7), (13) ~ (16).

为了便于求解, 可进一步消去式(17)中的非独立变量 $y_i(k)$, $\bar{y}_i(k)$ 和 $\bar{d}_i(k)$. 为此将式(4)代入式(5)得

$$\bar{y}_i(k) = \sum_{t=1}^k C_i u_i(t). \quad (18)$$

将式(6)和(18)代入式(16)得

$$\Delta^+ \bar{d}_i(k) - \Delta^- \bar{d}_i(k) = \sum_{t=1}^k C_i u_i(t) - \sum_{t=1}^k d_i(t), \quad (19)$$

并将式(4)代入式(17)的目标函数. 由此, 式(17)可描述为

$$\begin{aligned} \max J = & \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \{ (p_i^T C_i - e_i^T T_i) u_i(k) - \\ & [a_i^T x_i(k) + b_i^+ \Delta^+ \beta_i(k) + b_i^- \Delta^- \beta_i(k) + \\ & c_i^+ \Delta^+ \bar{d}_i(k) + c_i^- \Delta^- \bar{d}_i(k)] \} - \\ & \sum_{i=1}^M [a_i^T x_i(N+1) + ap_i^T \Delta^+ \bar{d}_i(N)], \end{aligned} \quad (20)$$

s. t. (2), (3), (7), (13) ~ (15), (19).

4 卡马卡算法(Karmarkar's algorithm)

当问题规模比较小时, 式(20)可用单纯形法求解. 但是就一般的车间规模而言, 式(20)将分别有几千个约束和变量, 用单纯形法难于在微机上并在可接受的运行时间内获得其最优解. 所以本节将采用卡马卡算法求解式(20), 因为对于大规模线性规划问题, 卡马卡算法的求解速度比单纯形法快得多^[7]. 为此, 将式(3)代入(2)以消去变量 $x_i(k)$, 并按照线性规划问题的习惯, 将式(20)改写成

$$\begin{aligned} \max J = & \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \{ (p_i^T C_i - e_i^T T_i) u_i(k) - \\ & [a_i^T x_i(k) + b_i^+ \Delta^+ \beta_i(k) + b_i^- \Delta^- \beta_i(k) + \\ & c_i^+ \Delta^+ \bar{d}_i(k) + c_i^- \Delta^- \bar{d}_i(k)] \} - \\ & \sum_{i=1}^M [a_i^T x_i(N+1) + ap_i^T \Delta^+ \bar{d}_i(N)], \end{aligned} \quad (21)$$

s. t. $-x_i(k) + x_i(k+1) + u_i(k) =$

$$\sum_{j=1}^M L_{ij} u_j(k) = G_i r(k), \quad (22)$$

$$T_i u_i(k) - \Delta^+ \beta_i(k) + \Delta^- \beta_i(k) = \beta_i(k), \quad (23)$$

$$\sum_{t=1}^k C_i u_i(t) - \Delta^+ \bar{d}_i(k) + \Delta^- \bar{d}_i(k) = \sum_{t=1}^k d_i(t), \quad (24)$$

$$\begin{cases} x_i(k) \geq 0, u_i(k) \geq 0, \\ \Delta^+ \beta_i(k) \geq 0, \Delta^- \beta_i(k) \geq 0, \\ \Delta^+ \bar{d}_i(k) \geq 0, \Delta^- \bar{d}_i(k) \geq 0, x_i(1) = x_{i1}. \end{cases} \quad (25)$$

再将式(21)乘以一个负数将其化为求极小值问题,并将式(22)~(24)中的所有变量适当排序,最终可将式(21)~(25)化成标准的线性规划问题:

$$\min b^T y, \quad (26)$$

$$\text{s.t. } A^T y = c, \quad (27)$$

$$y \geq 0, \quad (28)$$

式中 A 是 $m \times n$ 满秩矩阵, c 是 n 维列向量, b 和 y 是 m 维列向量.

式(26)~(28)的对偶问题为

$$\max c^T x, \quad (29)$$

$$\text{s.t. } Ax \leq b, \quad (30)$$

式中 x 是 n 维列向量.

在式(30)中增加 m 维松弛列向量 v , 可得到适于卡马卡算法求解的线性规划标准形

$$\max c^T x, \quad (31)$$

$$\text{s.t. } Ax + v = b, \quad (32)$$

$$v \geq 0. \quad (33)$$

到此,就可用文[7]中的卡马卡算法 I 对式(31)~(33)进行求解.卡马卡算法实际上是通过隐含建立一种对数型目标函数,用非线性规划方法求解线性规划问题的一种方法.它从可行域的一个内点开始逐步逼近可行域边界上的最优解,因此是一种求解线性规划问题的内点法.由于求解式(31)~(33)之前必须知道一个可行内点,所以问题求解的第一步是求初始内点,采用的方法是二阶段法^[7].

5 基于卡马卡算法的关联预测法 (Interaction/prediction approach based on Kar-markar's algorithm)

用卡马卡算法求解式(31)~(33)的好处是可求得最优解,但是随着柔性自动化车间的 FMS 数、工作中心数和零件种类数的增加,该模型的约束数和变量数将迅速增加,最终将使得在微机平台上用卡马卡算法无法在可接受的时间内获得最优解.因此,对于更大的问题规模,我们提出一种新的基于卡马卡算法的关联预测法来进行求解.

对任何给定的 $z_i = z_i^*$, 式(20)可化成 M 个独立的 FMS 最优生产计划问题.这样,处于递阶结构第一级的 FMS_{*i*} 的最优生产计划问题成为:

$$\max J_i = \sum_{k=1}^N \{ (p_i^T C_i - e_i^T T_i) u_i(k) - [a_i^T x_i(k) + b_i^T \Delta^+ \beta_i(k) + b_i^T \Delta^- \beta_i(k) +$$

$$c_i^T \Delta^+ \bar{d}_i(k) + c_i^T \Delta^- \bar{d}_i(k)] \} - [a_i^T x_i(N+1) + ap_i^T \Delta^+ \bar{d}_i(N)], \quad (34)$$

$$\text{s.t. } -x_i(k) + x_i(k+1) + u_i(k) = z_i^*(k) + G_F(k), \quad (35)$$

$$T_i u_i(k) - \Delta^+ \beta_i(k) + \Delta^- \beta_i(k) = \beta_i(k), \quad (36)$$

$$\sum_{t=1}^k C_i u_i(t) - \Delta^+ \bar{d}_i(k) + \Delta^- \bar{d}_i(k) = \sum_{t=1}^k d_i(t), \quad (37)$$

$$\begin{cases} x_i(k) \geq 0, u_i(k) \geq 0, \\ \Delta^+ \beta_i(k) \geq 0, \Delta^- \beta_i(k) \geq 0, \\ \Delta^+ \bar{d}_i(k) \geq 0, \\ \Delta^- \bar{d}_i(k) \geq 0, x_i(1) = x_{i1}. \end{cases} \quad (38)$$

式(34)~(38)可用前一节的卡马卡算法求解.解出 $u_i(k)$ 后,可在递阶结构的第二级,即协调级,利用下式更新 $z_i^*(k)$.

$$[z_i^*(k)]^{l+1} = \left[\sum_{j=1}^M L_{ij} u_j(k) \right]^T, \quad (39)$$

$$i = 1, 2, \dots, M; k = 1, 2, \dots, N,$$

式中 l 是迭代次数.

由此,可求得解式(20)FAW 最优生产计划问题的算法如下:

算法 1 求解 FAW 最优生产计划问题的基于卡马卡算法的关联预测算法:

Step 1 在协调级设 $l = 1$, 猜测初始值 $z_i(k) = z_i^*(k)$, 并将它们送给第一级, $i = 1, 2, \dots, M; k = 1, 2, \dots, N$.

Step 2 用卡马卡算法求解式(34)~(38), 计算 $x_i(k)$ ($k = 2, \dots, N+1$) 和 $u_i(k)$ ($k = 1, 2, \dots, N$), $i = 1, 2, \dots, M$.

Step 3 计算范数 $\|z_i^*(k) - \sum_{j=1}^M L_{ij} u_j(k)\|_2$ 是否小于一个很小正数.如果是,转 Step 5, 否则,转 Step 4.

Step 4 利用式(39)更新 $z_i^*(k)$, 并置 $l = l + 1$, 转 Step 2.

Step 5 停止迭代, 输出 FMS_{*i*} 每周期的最优生产计划 $u_i^*(k)$ 和在制品存储量 $x_i^*(k)$.

算法 1 通过对关联进行预测, 将式(20)化成 M 个独立的 FMS 最优生产计划问题, 从而大大减少了问题的规模, 加快了问题的求解速度, 但不能保证求得最优解.

6 算例和结论 (Examples and conclusions)

我们已用 VC++ 5.0 编写了卡马卡算法和基于

卡马卡算法的关联预测法软件,并在 Pentium 266 微机上 Win 95 操作系统下运行,进行算例研究.下面是两个算法比较例子.

例 1 设一个 FAW 有四个功能上互补的 FMS,每个 FMS 有 2~4 个功能上互补或相同的工作中心,周产品需求计划中共有六种零件,其中 P_1 种零件经历第 1,2,3 个 FMS, P_2 仅经历第 2 个 FMS, P_3 经历第 1,4,2 个 FMS, P_4 经历第 4,2,3 个 FMS, P_5 经历第 3,4 个 FMS, P_6 经历第 4,1,3 个 FMS,六种零件的总工序数分别为 6,3,5,7,4,5,单件总加工时间分别为 3.89, 1.35, 3.77, 5.29, 3.02, 3.23 小时,周产品需求量分别为 60, 70, 60, 80, 50, 40 件.一周共五天工作日,每天分两班,四个 FMS 每班的可用时间分别为 21, 35, 28, 42 小时(已扣除设备故障的平均维修时间).毛坯供给和产品需求相一致,都为每班相应六种零件分别为 6, 7, 6, 8, 5, 4.初始状态 x_{i1} 为零向量.剩余产品损失系数 $\alpha = 1$.

对例 1 用卡马卡算法,式(27)中的 A 为 1000×500 矩阵,非零元素 1925 个.在 32M 内存的 Pentium 266 微机上,用卡马卡算法软件运行 25.43 秒,经 23 次迭代,获得一周内各 FMS 每天每班的最优生产计划 $u_1^*(k) = (6 \ 6 \ 4)^T$, $u_2^*(k) = (6 \ 7 \ 6 \ 8)^T$, $u_3^*(k) = u_4^*(k) = (6 \ 8 \ 5 \ 4)^T$ 和零在制品存储量 $x_i^*(k)$,最优性能指标 $J^* = 5113$.

在同样条件下,用基于卡马卡算法的关联预测法(算法 1)软件运行 32.13 秒,经 5 次关联预测迭代,获得与前相同的 $u_i^*(k)$, $x_i^*(k)$ 和 J^* .

对于该例,用 Matlab 中的线性规划程序已不能在可接受的时间内获得其最优解.为此,将该例从 10 个周期压缩为 2 个周期, A 阵成为 200×100 矩阵,非零元素 325 个,如用 Matlab 5.0 中的线性规划程序可在 441.38 秒内获得其最优解,而用卡马卡算法仅需 1.87 秒即可获得相同的最优解.

例 2 设一个 FAW 有六个功能上互补的 FMS,每个 FMS 有 6~8 个功能上互补或相同的工作中心,周产品需求计划中有 20 种共计 1250 个零件.

对例 2 用卡马卡算法,式(27)中的 A 为 5000×2500 矩阵,非零元素 11642 个.在 64M 内存的 Pentium 266 微机上,用卡马卡算法软件运行 1820.83 秒,经 34 次迭代获得其 $u_i^*(k)$, $x_i^*(k)$ 和 J^* ,而用基于算法 1 的软件仅需 444.46 秒就能获得其相同的最优解.

对该例,如改在 32M 内存的 Pentium 266 微机上运行,用卡马卡算法约需 34805.3 秒(9.67 小时),而用基于算法 1 的软件仅需 456.15 秒.这是因为该问

题相对于 32M 内存来讲其规模太大,用卡马卡算法,需在内存和硬盘之间频繁交换数据,消耗了大量时间,而用算法 1,因大大减少了问题规模,无需在内存和硬盘之间频繁交换数据,从而节省了大量时间.这也说明了算法 1 的优越性.

大量算例研究表明:当问题规模较小时,算法 1 的问题求解速度并不比卡马卡算法快;随着问题规模的扩大,算法 1 的速度相对加快;对大规模问题,算法 1 的速度比卡马卡算法快得多.但卡马卡算法能求得其最优解,而算法 1 则不能保证,因此对中小规模问题宜用卡马卡算法,对大规模问题宜用算法 1.另一方面,对像例 2 一样的较大规模问题,本文方法也能在可接受的时间内求得其最优解,说明所提方法是非常有效的.

至于 FMS 如何执行用上述两种算法获得的最优计划,请参见文[8]和文[9].

参考文献(References)

- [1] Davis W J and Thompson S D. Production planning and control hierarchy using a generic controller [J]. IIE Transactions, 1993, 25(4): 26-45
- [2] Qiu M M and Burch E E. Hierarchical production planning and scheduling in a multi-product, multi-machine environment [J]. Int. J. of Production Research, 1997, 35(11): 3023-3042
- [3] Gershwin S B. A hierarchical framework for discrete event scheduling in manufacturing systems [A]. Proc. IFASA Conf. on Discrete Event System: Models and Applications [C], Berlin: Springer-Verlag, 1988, 197-216
- [4] Villa A. Hierarchical architectures for production planning and control [A]. Operations Research Models in Flexible Manufacturing Systems [M], Wien: Springer-Verlag, 1989, 261-288
- [5] Yan H S. An interaction/prediction approach to hierarchical production planning and control with delay interaction equations [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 1997, 10(4): 309-320
- [6] Yan Hongsen and Jiang Zhijian. Hierarchical production planning and control based on interaction/prediction approach [J]. Control Theory and Applications, 1997, 14(5): 654-659 (in Chinese)
- [7] Adler I, Resende M G C, Veiga G and Karmarkar N. An implementation of Karmarkar's algorithm for linear programming [J]. Mathematical Programming, 1989, 44(3): 297-335
- [8] Yan H S, Wang N S, Cui X Y and Zhang J G. Modeling, scheduling and control of flexible manufacturing systems by extended high-level evaluation Petri nets [J]. IIE Transactions, 1997, 29(2): 147-158
- [9] Yan H S, Wang N S, Zhang J G and Cui X Y. Modelling, scheduling and simulation of flexible manufacturing systems using extended stochastic high-level evaluation Petri nets [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 1998, 14(2): 121-140

般采用的均为径向基函数小波,但仍还存在许多问题需要解决.如前所述正交小波网络具有许多优良特性,因此研究可行的高维正交小波网络是一个很有意义的问题.

参考文献(References)

- [1] Sjöberg J, Zhang Q H and Benveniste A, et al. Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview [J]. *Automatica*, 1995, 31(12): 1691 - 1724
- [2] Narendra K S and Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks [J]. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1990, 1(1): 4 - 27
- [3] Wang Lixin. *Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis* [M]. New Jersey: Prentice-Hall, 1994
- [4] Bahavik R B and Stephanopoulos G. Wave-net: a multiresolution, hierarchical neural network with localized learning [J]. *AIChE Journal*, 1993, 39(1): 57 - 81
- [5] Zhang Q. Using wavelet network in nonparametric estimation [J]. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1997, 8(2): 227 - 236
- [6] Sanner R M and Slotine J J B. Structurally dynamic wavelet networks for adaptive control of robotic systems [J]. *Int. J. Control*, 1998, 70(3): 405 - 421
- [7] Zhang Q. Wavelet networks [J]. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1992, 3(6): 889 - 898
- [8] Wang Haiqing, Song Zhihuan and Li Ping. Reconstruction of high sample-rate data based on wavelet multiresolution approximation [J]. *Information and Control*, 2000, 29(4): 315 - 319 (in Chinese)
- [9] Donoho D. Denoising by soft-thresholding [J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 1995, 41(3): 613 - 627
- [10] Song Zhihuan. *Wavelet theory and its application to industrial process identification and control* [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 1997 (in Chinese)

本文作者简介

王海清 1974 年生, 分别于 1996 年和 1998 年在哈尔滨工业大学获工学学士和硕士学位, 现在浙江大学工业控制技术研究所攻读博士学位, 主要研究方向为小波在工业过程辨识、监测和故障诊断中的应用.

宋执环 1962 年生, 1996 年在浙江大学获工学博士学位, 现为浙江大学工业控制技术研究所副教授, 主要研究兴趣为小波在辨识和控制理论中的应用, 预测控制理论及应用, 流程工业 CIMS.

李平 1954 年生, 1988 年浙江大学获博士学位, 现为浙江大学工业控制技术研究所所长, 博士生导师, 主要研究兴趣为工业过程模型化, 智能控制, 流程工业 CIMS.

(上接第 199 页)

本文作者简介

严洪森 1957 年生, 1982 年在哈尔滨船舶工程学院自动控制系获工学学士学位, 1989 年和 1992 年分别在哈尔滨工业大学电气工程系和控制工程系获工学硕士和博士学位, 1992 年至 1994 年在南京航空航天大学机械工程学科从事博士后研究工作, 现任东南大学自动化研究所教授, 博士生导师, 美国工业工程师学会 (IIE) 高级会员, 主要研究方向为 CIMS 及 FMS 建模, 生产计划, 调度, 控制, 仿真, 并行工程和敏捷制造等. 近年来, 在国内外学术核心期刊和学术会议上发表

表论文 58 篇.

张晓东 1974 年生, 1997 年在山东建筑工程学院机电系获工学学士学位, 2000 年在东南大学自动化研究所获工学硕士学位, 现为东南大学自动化研究所博士生, 主要研究方向为敏捷制造, 车间生产计划等.

朱立峰 1976 年生, 1998 年在四川大学电气工程系获工学学士学位, 现为东南大学自动化研究所硕士生, 主要研究方向为敏捷制造, 车间生产计划等.