第28卷 第1期 自 动 化 学 报 Vol. 28, No. 1
2002年1月 ACTA AUTOMATICA SINICA Jan., 2002

最优递阶随机生产计划与控制[1)]

严洪森 张晓东
(东南大学自动化研究所 南京 210096)
(E-mail: hsyan@seu.edu.cn)

摘 要 研究了敏捷制造车间(AMW)中的最优递阶随机生产计划与控制问题.首先根据实际需要建立关联方程有延迟的车间生产的随机非线性规划模型,即一种求解动态优化问题的静态优化模型.为求解方便将其转化成确定非线性规划模型并通过引进约束进一步转化成线性规划模型.然后,提出分别用卡马卡算法和基于卡马卡算法的关联预测法进行求解,并编制了相应软件.算例研究表明所提方法是非常有效的.

关键词 敏捷制造车间,递阶随机生产计划,生产控制,卡马卡算法,关联预测法
中图分类号 TP278

OPTIMAL HIERARCHICAL STOCHASTIC PRODUCTION PLANNING AND CONTROL

YAN Hong-Sen ZHANG Xiao-Dong
(*Research Institute of Automation, Southeast University, Nanjing* 210096)
(E-mail: hsyan@seu.edu.cn)

Abstract The paper explores the problem of optimal hierarchical stochastic production planning and control in agile manufacturing workshops (AMW). A stochastic nonlinear programming model of production with delay interaction (which is a static optimization model to solve the dynamic optimization problem) is built up and transformed into a deterministic nonlinear programming model and further into a linear programming model by adding constraints. Then, a Karmarkar's algorithm and an interaction/prediction algorithm are used to solve the model, and the corresponding programs have been written. Through hierarchical stochastic production planning examples, the Karmarkar's algorithm, interaction/prediction algorithm and linear programming method in Matlab are compared with, thus showing that the proposed approaches are very suitable for optimally decomposing AMW's random product demand plans into short-term stochastic plans to be executed by FMS in AMW, especially for the case where workpieces are transferred between FMS through a shop storage with a delay of a production period.

1) 国家"八六三"-CIMS主题(863-511-943-005)资助、国家自然科学基金(69884001)和教育部高等学校骨干教师资助计划资助.
收稿日期 1999-10-14 收修改稿日期 2001-02-06

Key words Agile manufacturing workshop, hierarchical stochastic production planning, production control, Karmarkar's algorithm, interaction/prediction approach

1 引言

目前,有关生产计划的文献中以研究确定性生产计划居多[1],而研究不确定性环境中生产计划问题的文献则比较少见且主要集中在单周期或无限周期中产品需求、生产能力及原材料供应的不确定性[2]. 其余,如文献[3]将具有随机产品需求的多周期生产计划问题近似转化成确定性问题进行求解. 文献[4]通过建立线性二次型模型用关联预测法以很快的速度将随机产品需求计划最优分解成 AMW(Agile Manufacturing Workshops)中各 FMS(柔性制造系统)执行的短期随机生产计划,这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,往往不是这样. 所以,考虑到实际情况,应为 AMW 建立线性约束非线性目标函数且关联方程有延迟的递阶随机生产计划与控制模型. 该模型不仅包含了现有文献研究的 3 种不确定性,而且包含了废品、超差返修合格、加工时间及在制品存储量的不确定性. 考虑的系统也特别复杂(一个 AMW 由多个 FMS 组成,每个 FMS 又由多个工作中心组成)并且是多周期、多产品的情况. 对于这种随机规划模型求解起来相当困难,不易获得其精确解. 为此,将上述随机规划模型近似转换成确定规划模型,以获取平均意义上最优的短期随机计划均值. 由于这种确定模型的目标函数的梯度为分段常数,很难直接用梯度法、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卡马卡算法[5]求解,对于大规模问题则用基于卡马卡算法的关联预测法进行求解.

2 AMW 生产计划与控制模型

AMW 由 M 个 FMS,车间仓库等组成. AMW 生产计划与控制的目标是使各 FMS 的制品尽可能少,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. 考虑到加班和设备闲置及超产和欠产的惩罚系数应各不相同,FMS 之间存在延迟,所以建立 AMW 生产计划与控制模型如下

$$\begin{aligned}J =\mathrm{E}\Big(\sum_{i=1}^{M}\sum_{k=1}^{M}\{&\boldsymbol{p}_i^{\mathrm T}\boldsymbol{y}_i(k) - \boldsymbol{e}_i^{\mathrm T}T_i\boldsymbol{u}_i(k) - (\boldsymbol{a}_i^{\mathrm T}\boldsymbol{x}_i(k) + \boldsymbol{h}_i^{\mathrm T}(k)(\boldsymbol{u}_i(k) - Q_i\boldsymbol{y}_i(k))+\\ &\boldsymbol{b}_i^{+\mathrm T}[T_i\boldsymbol{u}_i(k) - \beta_i(k)]^+ + \boldsymbol{b}_i^{-\mathrm T}[\beta_i(k) - T_i\boldsymbol{u}_i(k)]^+ + \boldsymbol{c}_i^{+\mathrm T}[\boldsymbol{y}_i^{\sim}(k) - \boldsymbol{d}_i^{\sim}(k)]^+ +\\ &\boldsymbol{c}_i^{-\mathrm T}[\boldsymbol{d}_i^{\sim}(k) - \boldsymbol{y}_i^{\sim}(k)]^+\} - \sum_{i=1}^{M}\{\boldsymbol{a}_i^{\mathrm T}\boldsymbol{x}_i(N+1) + \alpha\boldsymbol{p}_i^{\mathrm T}[\boldsymbol{y}_i^{\sim}(N) - \boldsymbol{d}_i^{\sim}(N)]^+\}\Big)\end{aligned} \tag{1}$$

$$\text{s.t.}\quad \boldsymbol{x}_i(k+1) = \boldsymbol{x}_i(k) - \boldsymbol{u}_i(k) + \boldsymbol{z}_i(k) + G_i\boldsymbol{r}(k) + \boldsymbol{v}_i(k) \tag{2}$$

$$\boldsymbol{z}_i(k) = \sum_{j=1}^{M} L_{ij}\boldsymbol{u}_j(k-1) \tag{3}$$

$$\boldsymbol{y}_i(k) = C_i\boldsymbol{u}_i(k) \tag{4}$$

$$\boldsymbol{y}_i^{\sim}(k) = \sum_{t=1}^{k} \boldsymbol{y}_i(t) \tag{5}$$

$$\boldsymbol{d}_i^{\sim}(k) = \sum_{t=1}^{k} \boldsymbol{d}_i(t) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{x}_i(1) = \boldsymbol{x}_{i1},\ \boldsymbol{u}_j(0) = \boldsymbol{u}_{j0} \tag{7}$$

$$\boldsymbol{x}_i(k) \geqslant 0,\ \boldsymbol{u}_i(k) \geqslant 0 \tag{8}$$

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,$0\leqslant\alpha\leqslant1$;当 $\alpha=1$ 时,剩余产品将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,因为有可能出现生产的越多获利越多的情况. $\boldsymbol{y}_i(k)$是 FMS_i 在周期 k 输出的成品数量,是 n_f 维随机列向量. n_f 表示计划区间内车间生产产品的种类数. $\boldsymbol{y}_i^{\sim}(k)$是 FMS_i 自周期 1 到周期 k 累计输出的成品数量,是 n_f 维随机列向量. $\boldsymbol{u}_i(k)$是 FMS_i 在周期 k 计划生产的工件(成品或半成品)数量,是 n_i 维列随机向量. n_i 表示计划区间内 FMS_i 生产工件的种类数. $\boldsymbol{x}_i(k)$是 FMS_i 在周期 $k(k=1,2,\cdots,N+1)$开始时的在制品存储量,是 n_i 维随机列向量. $\boldsymbol{d}_i^{\sim}(k)$是 FMS_i 自周期 1 到周期 k 的累计产品需求量,是 n_f 维随机列向量. $\beta_i(k)$是 FMS_i 各工作中心在周期 k 可用于加工的时间,它是 m_i 维随机列向量. m_i 是 FMS_i 中工作中心的个数. $\boldsymbol{p}_i$ 是由 FMS_i 输出的成品的单件毛利,是 n_f 维列向量. $\boldsymbol{e}_i$ 是 FMS_i 在单位时间内加工工件的成本,是 m_i 维列向量. $\boldsymbol{a}_i$ 是 FMS_i 中与在制品有关的成本系数,是 n_i 维列向量. $\boldsymbol{h}_i(k)$是周期 k,FMS_i 输出的半成品存放于车间仓库中的单件成本,是 n_i 维列向量,用于控制入库半成品的数量,尤其在最后一个周期 N. 如果 $\boldsymbol{h}_i(N)$足够大,则周期 N 将很少有 FMS_i 生产的半成品入库. $\boldsymbol{b}_i^+$ 是 FMS_i 中与加班工资有关的成本系数,是 m_i 维列向量. $\boldsymbol{b}_i^-$ 是 FMS_i 中与设备闲置有关的成本系数,是 m_i 维列向量. $\boldsymbol{c}_i^+$ 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. $\boldsymbol{c}_i^-$ 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. Q_i 是 $n_i\times n_f$ 布尔型矩阵,是 $\boldsymbol{y}_i(k)$到 $\boldsymbol{u}_i(k)$的变换矩阵,每行至多有一个'1'元素. $\boldsymbol{u}_i(k)$中与 Q_i 中含'1'元素的行相对应的分量为成品. T_i 是与 $\boldsymbol{u}_i(k)$相互独立的 $m_i\times n_i$ 随机矩阵,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(包括超差返修时间). $[\cdot]^+$ 表示 $\max(0,\ \cdot)$. $\boldsymbol{z}_i(k)$ 是其它 FMS_j 在周期 k 送给 FMS_i 的半成品数量,也叫关联输入,是 n_i 维随机列向量. $\boldsymbol{r}(k)$是周期 k 整个车间的毛坯输入量,n_f 维随机列向量. $\boldsymbol{v}_i(k)$是 FMS_i 在周期 k 的返修合格数与废品数及超差返修数之差,是 n_i 维随机列向量. G_i 是 $n_i\times n_f$ 输入矩阵. L_{ij} 为 $n_i\times n_j$ 布尔型关联矩阵,其元素由 0,1 组成,反映了 FMS_j 半成品的输出到 FMS_i 输入的关联. C_i 为 $n_f\times n_i$ 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. $\boldsymbol{d}_i(t)$是周期 t 对 FMS_i 的成品需求量,是 n_f 维随机列向量. $\boldsymbol{u}_{j0}$是 FMS_j 在周期 0 生产的工件数,是 n_j 维列向量.

式(1)为目标函数,其中第 1 项为产品生产毛收入,第 2 项为产品加工成本,第 3 项为车间现场在制品保存成本,第 4 项为车间仓库在制品保存成本,第 5 项为加班成本,第 6 项为设备闲置成本,第 7 项为库存成品保存成本,第 8 项为因生产未满足需求而受罚的成本,第 9 项为计划区间结束后车间现场在制品保存成本,第 10 项为计划区间结束后未售产品的价值损失成本. 式(2)为动态方程,式(3)为关联方程,式(4)为成品输出方程,式(5)为输出累计

方程,式(6)为产品需求累计方程,式(7)为初始条件,式(8)为非负约束.

3 模型转化

如同引言中所指出的那样,应把式(1)~(8)的随机规划问题近似转化成确定规划问题.为便于转化,先证明一个定理.

定理 1. 设 x 为连续型随机变量,$f(x)$为其概率密度,则有

$$\mathrm{E}([x]^{+}) \geqslant [\mathrm{E}(x)]^{+} \tag{9}$$

证明. $\mathrm{E}([x]^{+})=\int_{-\infty}^{+\infty}[x]^{+}f(x)\mathrm{d}x=\int_{0}^{+\infty}xf(x)\mathrm{d}x\geqslant\left[\int_{-\infty}^{+\infty}xf(x)\mathrm{d}x\right]^{+}=[\mathrm{E}(x)]^{+}$.

证毕.

根据定理 1 和均值性质,考虑到 T_i 与 $\boldsymbol{u}_i(k)$的相互独立性并用$\bar{\ }$表示均值,则对于式(1)有

$$\begin{aligned}J \geqslant &\sum_{i=1}^{M}\sum_{k=1}^{N}\{\boldsymbol{p}_i^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{y}}_i(k) - \bar{\boldsymbol{e}}_i^{\mathrm{T}}\bar{T}_i\bar{\boldsymbol{u}}_i(k) - (\boldsymbol{a}_i^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{x}}_i(k) + \boldsymbol{h}_i^{\mathrm{T}}(k)(\bar{\boldsymbol{u}}_i(k) - Q_i\bar{\boldsymbol{y}}_i(k)) +\\ &\boldsymbol{b}_i^{+\mathrm{T}}[\bar{T}_i\bar{\boldsymbol{u}}_i(k) - \bar{\beta}_i(k)]^{+} + \boldsymbol{b}_i^{-\mathrm{T}}[\bar{\beta}_i(k) - \bar{T}_i\bar{\boldsymbol{u}}_i(k)]^{+} + c_i^{+\mathrm{T}}[\bar{\boldsymbol{y}}_i^{\sim}(k) - \bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(k)]^{+} +\\ &\boldsymbol{c}_i^{-\mathrm{T}}[\bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(k) - \bar{\boldsymbol{y}}_i^{\sim}(k)]^{+})\} - \sum_{i=1}^{M}\{\boldsymbol{a}_i^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{x}}_i(N+1) + \alpha\boldsymbol{p}_i^{\mathrm{T}}[\bar{\boldsymbol{y}}_i^{\sim}(N) - \bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(N)]^{+}\} = \bar{J}\end{aligned} \tag{10}$$

再对式(2)~(8)两边取均值,并利用均值性质和用$\bar{\ }$表示均值,得到有关均值表达式.由于在实际生产中,废品数往往与产量成正比,产量越大,废品数越多,因此不妨设

$$\bar{\boldsymbol{v}}_i(k) = -\Theta_i\bar{\boldsymbol{u}}_i(k) \tag{11}$$

式中 Θ_i 是 n_i 阶对角阵,其主对角线上的元素≥0,表示 FMS_i 加工 n_i 种工件的废品率.

将式(11)代入用均值表示的动态方程,消去 $\bar{\boldsymbol{v}}_i(k)$,并考虑废品损失工时,可得式(1)~(8)的近似确定规划问题.然后通过增加约束将其转化成线性规划问题,并进一步消去非独立变量,可得如下线性规划问题

$$\begin{aligned}\max\ \bar{J} = &\sum_{i=1}^{M}\bar{J}_i = \sum_{i=1}^{M}\sum_{k=1}^{N}\{[\boldsymbol{p}_i^{\mathrm{T}}C_i - \boldsymbol{e}_i^{\mathrm{T}}\bar{T}_i(I+\rho_i\Theta_i) - \boldsymbol{h}_i^{\mathrm{T}}(k)(I-Q_iC_i)]\bar{\boldsymbol{u}}_i(k) -\\ &[\boldsymbol{a}_i^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{x}}_i(k) + \boldsymbol{b}_i^{+\mathrm{T}}\Delta^{+}\bar{\boldsymbol{\beta}}_i(k) + \boldsymbol{b}_i^{-\mathrm{T}}\Delta^{-}\bar{\boldsymbol{\beta}}_i(k) + \boldsymbol{c}_i^{+\mathrm{T}}\Delta^{+}\bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(k) + \boldsymbol{c}_i^{-\mathrm{T}}\Delta^{-}\bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(k)]\} -\\ &\sum_{i=1}^{M}[\boldsymbol{a}_i^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{x}}_i(N+1) + \alpha\boldsymbol{p}_i^{\mathrm{T}}\Delta^{+}\bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(N)]\end{aligned} \tag{12}$$

$$\text{s.t.}\quad \bar{\boldsymbol{x}}_i(k+1) = \bar{\boldsymbol{x}}_i(k) - (I+\Theta_i)\bar{\boldsymbol{u}}_i(k) + \bar{\boldsymbol{z}}_i(k) + G_i\bar{\boldsymbol{r}}(k) \tag{13}$$

$$\bar{\boldsymbol{z}}_i(k) = \sum_{j=1}^{M}L_{ij}\bar{\boldsymbol{u}}_j(k-1) \tag{14}$$

$$\bar{T}_i(I+\rho_i\Theta_i)\bar{\boldsymbol{u}}_i(k) - \Delta^{+}\bar{\boldsymbol{\beta}}_i(k) + \Delta^{-}\bar{\boldsymbol{\beta}}_i(k) = \bar{\boldsymbol{\beta}}_i(k) \tag{15}$$

$$\sum_{t=1}^{k}C_i\bar{\boldsymbol{u}}_i(t) - \Delta^{+}\bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(k) + \Delta^{-}\bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(k) = \sum_{t=1}^{k}\bar{\boldsymbol{d}}_i(t) \tag{16}$$

$$\bar{\boldsymbol{x}}_i(1) = \boldsymbol{x}_{i1},\ \bar{\boldsymbol{u}}_j(0) = \boldsymbol{u}_{j0} \tag{17}$$

$$\bar{\boldsymbol{x}}_i(k)\geqslant 0,\ \bar{\boldsymbol{u}}_i(k)\geqslant 0,\ \Delta^{+}\bar{\boldsymbol{\beta}}_i(k)\geqslant 0,\ \Delta^{-}\bar{\boldsymbol{\beta}}_i(k)\geqslant 0,\ \Delta^{+}\bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(k)\geqslant 0,\ \Delta^{-}\bar{\boldsymbol{d}}_i^{\sim}(k)\geqslant 0 \tag{18}$$

式中 ρ_i 是 FMS_i 的废品工时损失率，$0\leqslant\rho_i\leqslant1$；$\Delta^+\overline{\beta}(k)$是 FMS_i 各工作中心在周期 k 的加班工时；$\Delta^-\overline{\beta}_i(k)$是 FMS_i 各工作中心在周期 k 的设备空闲时间；$\Delta^+\overline{d}_i^{\sim}(k)$是 FMS_i 在周期 k 的剩余成品库存量；$\Delta^-\overline{d}_i^{\sim}(k)$是 FMS_i 在周期 k 的欠产量.

4　用卡马卡算法求解

将式(14)代入式(13)以消去变量 $\overline{z}_i(k)$，并按照线性规划问题的习惯，将式(12)～(18)改写成

$$\max \overline{J} \tag{19}$$

$$\text{s.t.}\ -\overline{\boldsymbol{x}}_i(k)+\overline{\boldsymbol{x}}_i(k+1)-\sum_{j=1}^{M}L_{ij}\overline{\boldsymbol{u}}_j(k-1)+(I+\Theta_i)\overline{\boldsymbol{u}}_i(k)=G_i\overline{\boldsymbol{r}}(k) \tag{20}$$

其余约束同式(15)～(18).

再将式(19)乘以一个负数将其转化为求极小值的问题，并将式(15)，(16)，(20)中的所有变量适当排序，最终可将式(15)～(20)化成标准的线性规划问题

$$\min\ \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y},\quad \text{s.t.}\ A^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}=\boldsymbol{c},\quad \boldsymbol{y}\geqslant 0 \qquad (21),(22),(23)$$

式中 A 是 $m\times n$ 满秩矩阵且 $m\geqslant n$；$\boldsymbol{c}$ 是 n 维列向量；$\boldsymbol{b},\boldsymbol{y}$ 是 m 维列向量.

将式(21)～(23)化成相应的对偶问题，并增加 m 维松弛列向量 $\boldsymbol{v}$，得到适于卡马卡算法求解的线性规划标准形，然后用文献[5]中的卡马卡算法 I 进行求解.

5　用基于卡马卡算法的关联预测法求解

对任何给定的 $\overline{z}=\overline{z}^*$，式(12)～(18)可化成 M 个独立的 FMS 最优随机生产计划与控制问题. 这样，处于递阶结构第一级的 FMS_i 的最优随机生产计划与控制问题成为

$$\max \overline{J}_i \tag{24}$$

$$\text{s.t.}\ -\overline{\boldsymbol{x}}_i(k)+\overline{\boldsymbol{x}}_i(k+1)+(I+\Theta_i)\overline{\boldsymbol{u}}_i(k)=\overline{z}_i^*(k)+G_i\overline{\boldsymbol{r}}(k) \tag{25}$$

$$\overline{\boldsymbol{x}}_i(1)=\boldsymbol{x}_{i1} \tag{26}$$

其余约束同式(15)，(16)，(18).

式(15)，(16)，(18)，(24)～(26)可用前一节的卡马卡算法求解. 解出 $\overline{\boldsymbol{u}}_i(k)$后，可在递阶结构的第二级，即协调级，利用下式更新 $\overline{z}_i^*(k)$.

$$[\overline{z}_i^*(k)]^{l+1}=\Big[\sum_{j=1}^{M}L_{ij}\overline{\boldsymbol{u}}_j(k-1)\Big]^{l},\quad i=1,2,\cdots,M;\ k=1,2,\cdots,N \tag{27}$$

式中 l 是迭代次数 $\overline{\boldsymbol{u}}_j(0)=\boldsymbol{u}_{j0}$.

由此，可得求解式(12)～(18)AMW 最优递阶随机生产计划与控制问题的算法如下

算法 1. 求解 AMW 最优递阶随机生产计划与控制问题的基于卡马卡算法的关联预测算法.

Step1. 在协调级设 $l=1$，猜测初始值 $\overline{z}_i(k)=\overline{z}_i^*(k)$，并将它们送给第一级，$i=1,2,\cdots,M$；$k=1,2,\cdots,N$.

Step2. 用卡马卡算法求解式(15)，(16)，(18)，(24)～(26)，计算 $\overline{\boldsymbol{x}}_i(k)(k=2,\cdots,N+1)$

和 $\bar{\boldsymbol{u}}_i(k)(k=1,2,\cdots,N),i=1,2,\cdots,M$.

Step3. 计算范数 $\left\|\bar{z}_i^*(k)-\sum_{j=1}^{M}L_{ij}\bar{\boldsymbol{u}}_j(k-1)\right\|_2$ 是否小于一个很小正数.如果是,转 Step5,否则转 Step4.

Step4. 利用式(27)更新 $\bar{z}_i^*(k)$,并置 $l=l+1$,转 Step2.

Step5. 停止迭代,输出 FMS_i 每周期的最优随机生产计划均值 $\bar{\boldsymbol{u}}_i^*(k)$,成品输出均值 $\bar{\boldsymbol{y}}_i^*(k)$和在制品存储量均值 $\bar{\boldsymbol{x}}_i^*(k)$.

算法 1 通过对关联进行预测,将式(12)～(18)化成 M 个独立的 FMS 最优随机生产计划与控制问题,从而大大减少了问题的规模,加快了问题的求解速度,但不能保证求得其最优解.

6 算例和结论

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 Win98 操作系统下运行,进行算例研究.

例 1. 设一个 AMW 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,周随机产品需求计划中有 20 种共计 1250 个零件,初始状态 $\boldsymbol{x}_{i1}$ 为非零向量.

对例 1 用卡马卡算法,式(22)中的 A 为 5 000×2 500 矩阵,非零元素 11 574 个.在 64M 内存的 Pentium 266 微机上,用卡马卡算法软件运行1 069.34 秒,经 24 次迭代获得其 $\bar{\boldsymbol{u}}_i^*(k),\bar{\boldsymbol{x}}_i^*(k),\bar{J}^*$,而用基于算法 1 的软件仅需 457.64 秒就能获得相同的最优解.

对该例,如改在 32M 内存的 Pentium 266 微机上运行,用卡马卡算法需 14 174.23 秒(3.94 小时),而用基于算法 1 的软件仅需 484.00 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一定比卡马卡算法快;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,对象例 1 这样的较大规模问题,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.

同已有的随机生产计划方法相比,本文的方法考虑了更多的不确定性,研究的系统也特别复杂,并且是多周期、多产品、净效益最高和关联方程有延迟的情况.

由于客户订单的离散性和波动性,只有在选择订单和平滑需求的基础上形成式(16)中的产品需求计划 $\bar{\boldsymbol{d}}_i(t)$之后才能使用本文的方法.此外,由本文方法得到的 $\bar{\boldsymbol{u}}_i^*(k)$仅仅是 FMS_i 在周期 k 计划生产的各种工件数量,为得到完整计划还需加上工件号.至于 FMS 如何执行短期生产计划和调度的问题,请参见文献[6].

参 考 文 献

1 Yan H S, Jiang Z J. An interaction/prediction approach to solving problems of hierarchical production planning in flexible automation workshops. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 1998, **11**(6):513～523

2 Hwang J, Singh M R. Optimal production policies for multi-stage systems with setup costs and uncertain capacities. *Management Science*, 1998, **44**(9):1279～1294

3 Bitran G R, Leong T Y. Deterministic approximations to co-production problems with service constraints and random yields. *Management Science*, 1992, **38**(5):724～742

4 Yan H S. Hierarchical stochastic production planning with delay interaction. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2000, **104**(3):659～689

5 Adler I, Resende M G C, Veiga G, Karmarkar N. An implementation of Karmarkar's algorithm for linear programming. *Mathematical Programming*, 1989, **44**(3):297～335

6 严洪森,张晋格,王　炎等. 基于 EHLEP-N 模型的 FMS 实时调度和控制. 自动化学报, 1992, **18**(6):679～685

严洪森　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.

张晓东　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.