

文章编号: 1001-0920(2006)03-0336-03

## 基于 RBF 神经网络预测模型的 VLSI 生产线智能控制算法

王令群, 郑应平, 潘石柱

(同济大学 控制科学与工程系, 上海 200092)

**摘要:** 为了对半导体生产线进行预测控制, 首先研究了利用 RBF 神经网络对半导体生产线建立预测模型的方法; 然后利用马氏决策过程递阶方法的思路, 将系统状态分成若干互不相交的区域, 系统状态所属区域改变时, 根据预测模型的输出, 即预测的系统状态, 利用所提出的智能控制算法确定将要采取的投料策略和调度策略组合对生产线进行控制。实验表明, 该算法的总体性能优于若干其他常用算法。

**关键词:** 半导体生产线; RBF 神经网络; 递阶方法; 遗传算法

**中图分类号:** TP278

**文献标识码:** A

## Intelligent Control Algorithm for VLSI Manufacturing Line Based on RBFNN Predictive Model

WANG Ling-qun, ZHENG Ying-ping, PAN Shi-zhu

(Department of Control Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China. Correspondent: WANG Ling-qun, E-mail: wanglingqun@163.com)

**Abstract** A predictive control problem is discussed via radial basis functions neural network (RBFNN). First RBFNN is introduced to build a predictive model for semiconductor manufacturing system. And then the hierarchical solution of Markov decision processes is used to divide state space into several independent units. When the state unit transfers, the optimized combination of release control and scheduling policy is achieved by the proposed intelligent control algorithm. The emulations show that the predictive control algorithm outgoes some other heuristic algorithms.

**Key words:** Semiconductor manufacturing system; RBF neural network; Hierarchical solution; Genetic algorithm

### 1 引言

半导体生产线是微电子工业的核心装备, 结构非常复杂, 其控制问题一直是学术界及工程界研究的热点<sup>[1~3]</sup>。半导体生产线的调度控制包括投料控制和工件调度两方面内容。每一个完整的控制策略就是一种投料控制策略与工件调度策略的组合。

预测控制由预测模型、滚动优化、反馈校正 3 项基本原理组成<sup>[4]</sup>, 是一种在工业过程实践中发展起来的控制方法。文献[5, 6]已对预测控制理论以及工业应用现状进行了较详细的综述。

本文提出一种基于 RBF (径向基函数) 神经网络的预测控制算法。首先利用 RBF 神经网络对半导

体生产线建立预测模型, 并通过仿真证明其有效性; 然后借鉴 Hauskrecht<sup>[7]</sup> 状态空间分解的思路, 将系统状态分成若干互不相交的区域, 利用 RBF 神经网络预测模型预测若干时间后的系统状态。若状态所属区域不变则控制策略不变, 反之则利用本文提出的智能控制算法确定将要采取的具体投料策略和调度策略。现有文献缺少有关寻求最优投料策略和调度策略组合的方法, 本文利用遗传算法, 搜索最优投料策略与调度策略的组合, 使得系统在新的状态区间内输出率最大。仿真结果表明, 这种控制方法总体性能优于若干其他常用算法。

收稿日期: 2005-01-10; 修回日期: 2005-04-05

基金项目: 973 基金项目(20002CB312202-03); 国家自然科学基金项目(60374005, 60343002)。

作者简介: 王令群(1979—), 女, 山东邹城人, 博士生, 从事半导体生产线调度、智能控制等研究; 郑应平(1941—), 男, 福州人, 研究员, 博士生导师, 从事复杂系统、智能控制等研究。

## 2 半导体生产线

半导体生产线是一种复杂的可重入生产线, 它的调度控制包括投料控制和工件调度两方面内容。投料控制用于确定物料进入生产系统的速率, 工件调度则指对竞争使用某种设备的工件, 当设备出现空闲时, 按何决策从中选择下一个要加工的工件。

图 1 所述 5 机 6 工序的可重入生产线是 Intel 公司提出的研究调度仿真的小模型。该模型在机器数和加工步数都很少的情况下, 能够反映半导体生产线的可重入, 独立的加工时间, 组 (Batch) 加工处理以及机器切换等一些本质问题。具体加工工序的建模数据如表 1 所示。

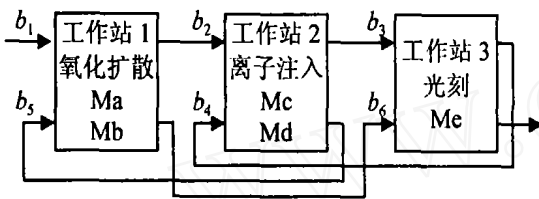


图 1 5 机 6 工序的可重入半导体生产线

表 1 Mini-Fab 加工机器及缓冲区状况

工作站	加工工步	加工时间/m in	组大小/批	装/卸载时间/m in
氧化扩散	1	225	3	60
	5	225	3	60
离子注入	2	30	1	30
	4	50	1	30
光刻	3	55	1	20
	6	10	1	20

工作站 1 为组加工, 每次加工 3 批, 同时开始同时结束。当缓冲区  $b_1$  和  $b_5$  中工件数之和不到 3 (批) 时, 机器等待, 直至工作站前工件数达到 3。通过仿真可以发现, 图 1 中机器 Me 是瓶颈机器, 而且在进行工件转换时需要切换时间。这里设每切换一次需要 10 m in。

## 3 基于 RBF 神经网络的半导体生产线预测模型

RBF 神经网络是一种 3 层前向网络。第 1 层为输入层, 其到第 2 层 (隐含层) 是权值为 1 的固定连接; 隐含层节点变换函数 (基函数) 是一种局部分布的对中心点径向对称衰减的非线性函数, 即径向基函数; 第 3 层为输出层, 输出层神经元对隐含层输出进行线性组合。本文取 RBF 函数为 Gaussian 函数

$$\phi(x^p) = \exp\left[-\frac{(x^p - c_i)^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad (1)$$

其中:  $c_i$  为基函数中心,  $\sigma_i$  为宽度

构造和训练一个 RBF 神经网络的过程就是要使它通过学习来确定每个隐层神经元基函数的中心  $c_i$ , 宽度  $\sigma_i$  以及隐层到输出层的权值  $\omega$  等参数的过程, 从而完成所需的输入到输出的映射。

使用 RBF 神经网络对上述 5 机 6 工序的可重入生产线建立预测模型。本文的要求是, 根据某一时刻所采取的投料策略、调度策略和各缓冲区中工件的个数预测若干时间以后瓶颈机器中的工件个数, 从而将投料策略 (投料速率相同)、调度策略和各缓冲区中工件个数作为输入, 输出则为若干时间 (本文取 1 周) 后瓶颈机器缓冲区工件的个数。对各种投料策略和调度策略的组合分别用 Simul8 软件仿真, 每一组合采集 35 组样本数据作为 RBF 神经网络的训练数据。使用 Matlab 神经网络工具箱函数 Newrb 对模型进行训练, 所采用的算法是前向正交最小二乘法。首先利用 Simul8 软件仿真采样得到数据, 进行归一化处理后形成最终样本。用此样本对神经网络进行训练, 能够提高 RBF 神经网络的泛化能力。

选用其中 100 组数据训练网络, 图 2 为网络训练的均方误差及实时响应图。在进行前向 OLS 算法增加隐层节点数达到 18 个时, 系统误差达到 0.00064, 小于设定误差 0.001; 然后选用 40 组数据进行测试, 所得样本的平均绝对误差小于 0.02%, 表明此网络模型具有很好的泛化性。因此, 可将训练后的网络用于半导体生产线的预测。

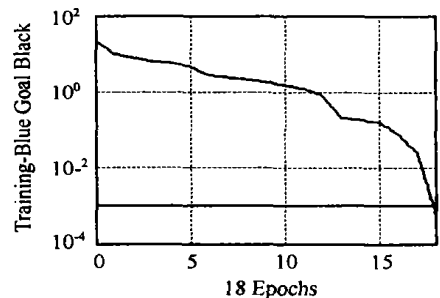


图 2 模型训练均方误差

## 4 智能控制算法

对于马氏决策过程, 当由于状态空间很大而出现维数灾时, 难以应用动态规划方法求解。文献 [7] 利用状态空间分解和抽象行动的概念将问题进行简化, 将马氏决策过程的状态空间分成若干互不相交的区域, 当状态进入某区域时, 对其采取某种策略, 当马氏决策过程离开该区域而进入其他区域时, 则终止该策略。

本文利用上述状态空间分解的思路, 根据预测模型的输出确定将要采取的投料策略和调度策略, 使得预测时间内在确保瓶颈机器不会产生饥饿而且

不会发生严重堵塞的情况下系统输出率  $\lambda$  最大

设在控制策略  $u$  下, 系统状态由  $x$  转移到  $y$  的报酬函数

$$f(x, u(x), y) = \begin{cases} 1, & \text{输出 1 个工件;} \\ 0, & \text{不输出工件} \end{cases} \quad (2)$$

即系统每输出 1 个工件报酬函数加 1, 则有

$$\lambda(u) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{T+1} E \left[ \sum_{t=0}^T f(x_t, u(x_t), x_{t+1}) \right] \quad (3)$$

以图 1 所示系统为例, 令瓶颈机器 Me 前缓冲区的容量均为 15, 将状态空间划分为 4 个互不相交的区域:  $A: [0, 1]; B: [2, 6]; C: [7, 10]; D: [11, 15]$

当系统状态由一个区间转为另一区间时, 采用遗传算法搜索最优的投料策略和调度策略组合

#### (1) 编码方式和适值计算方法

本文首先取 3 种投料策略和 8 种调度策略, 对其分别进行编号:

1) 投料策略:  $R_1$  表示泊松投料,  $R_2$  表示固定间隔投料,  $R_3$  表示固定在制品投料;

2) 调度策略:  $S_1$  表示 RANDOM (随机法),  $S_2$  表示 FIFO (先入先出法),  $S_3$  表示 FBFS (小缓冲区先输出法),  $S_4$  表示 SRPT (剩余加工时间最少法),  $S_5$  表示 CAF (清空法),  $S_6$  表示 LBFS (大缓冲区先输出法),  $S_7$  表示 WL (负载法),  $S_8$  表示 FSVCT (制造周期方差波动平滑法)。

对投料策略和调度策略的编号组合进行编码, 即染色体表示为  $R S_j, i = 1, 2, 3, j = 1, 2, \dots, 8$

适应度取系统状态在新区间内的输出率

$$\lambda(u) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{T+1} E \left[ \sum_{t=0}^T f(x_t, u(x_t), x_{t+1}) \right]$$

采用轮盘赌法作为选择方法

初始种群生成: 随机产生  $N$  个位数为 2 用投料和调度策略编号的染色体串作为初始种群

#### (2) 遗传算子

由于所用的编码方式使基因之间完全相互独立, 所取的交叉方式为单点交叉

对于染色体中的每 1 位, 以变异概率  $p_m$  进行变值变换, 即对于染色体的第  $i$  位 ( $i = 1, 2$ ), 其基因值为  $P_z (P = R, S, z = i, j)$ , 随机选取  $(0, 1)$  之间的实数  $r$  和相应的另一种策略的标号  $P_z$ , 若  $r < p_m$ , 则用  $P_z$  取代  $P_z$ , 否则不进行此次变换

用上述遗传算法搜索得到状态空间转移时的控制策略组合后, 可得最后的控制算法步骤如下:

Step 1: 初始化 在生产线开始加工时, 调度策略采用性能较优的启发式算法 LBFS (大缓冲区先输出法), 投料策略采用 Poission (泊松) 投料

Step 2: 当前瓶颈机器状态为  $x = [x_3 \ x_6]^T$ , 采用基于 RBF 神经网络的预测模型预测若干时间  $T$  (根据工件的加工时间选取) 后瓶颈机器状态  $x = [x_3 \ x_6]^T$ .

若  $x_i$  和  $x_i, i = 3, 6$ , 在同一状态区间内, 控制策略不变

若  $x_i$  和  $x_i, i = 3, 6$ , 状态所属区间改变, 则:

If  $x_i \in A, i = 3, 6$ , 即瓶颈机器即将处于饥饿状态, 则第  $i-1$  工步所在机器前, 缓冲区  $b_{i-1}$  优先, 投料策略和瓶颈机器调度策略采用上述遗传算法搜索;

If  $x_i \in D, i = 3, 6$ , 即瓶颈机器前工件数目过多, 则缓冲区  $b_i$  优先, 通过实验的方法找出使目标函数最大的投料策略;

If  $x_i \in B$  or  $x_i \in C, i = 3, 6$ , 则利用上述遗传算法搜索最佳投料策略和调度策略组合

Step 3: 按所选投料策略和调度策略组合对生产线进行控制, 直到瓶颈机器某一缓冲区的状态进入另一区间

Step 4: 返回 Step 2

## 5 仿真结果

将上述算法应用于 Intel 仿真模型, 并将本文所提出的控制算法与可重入生产线启发式调度中性能较优的 LBFS (大缓冲区先输出法) 和 PPOD (并行顺流定级法)<sup>[8]</sup> 策略相比较 相应的投料策略采取泊松投料, 且投料速率与用 RBFNN 建预测模型的投料速率相同

表 2 仿真结果

策略	本文算法	LBFS	PPOD
输出率	0.5407	0.5340	0.5392
机器利用率/%	97.35	96.37	97.32
平均在制品数	23.0826	23.5230	23.4742

由表 2 数据可以看出, 无论是系统输出率、机器利用率还是平均在制品数, 本文算法均优于 LBFS 和 PPOD 算法 这主要得益于本文算法是由指标出发的求解策略, 并根据未来信息将投料策略和调度策略综合起来搜索最优组合, 是一种动态状态反馈自适应优化控制方法 该方法的不足之处是在应用上不如另外两种调度策略直观简便

## 6 结 语

本文给出了半导体生产线的一种预测控制算法 首先提出基于 RBF 神经网络的半导体生产线预测模型, 根据该模型的预测结果给出了一种智能控制算法, 并成功地应用于 Intel 仿真模型的控制

(下转第 351 页)

- 评价方法[J]. *济南大学学报(自然科学版)*, 2003, 17(2): 122-124  
(Zhang S F, Liu X G, Liu H Z. A Fuzzy Multi-attribute Method on Evaluation Commercial Banks' Competence [J]. *J of Jinan University*, 2003, 17(2): 122-124 )
- [3] 赵昌昌, 曹学勤, 刘生元. 中外银行竞争力实证分析[J]. *当代经济科学*, 2003, 25(4): 85-88  
(Zhao C C, Cao X Q, Liu S Y. Domestic and Overseas Banks' Demonstrational Analysis of Competitiveness [J]. *Modern Economy Science*, 2003, 25(4): 85-88 )
- [4] 焦瑾璞. *中国银行业国际竞争力研究*[M]. 北京: 中国经济出版社, 2002, (1): 18-52  
(Jiao J P. *International Competitiveness Research of Chinese Banks*[M]. Beijing: China Era Economy Publication, 2002, (1): 18-52 )
- [5] 朱纯福. 银行竞争力评价方法及其指标体系的构建[J]. *金融论坛*, 2002, (10): 8-16  
(Zhu C F. Appraising Methods of Banks' Competitiveness and Index Systems' Construction [J]. *Financial Forum*, 2002, (10): 8-16 )
- [6] Tan X R, Li Y G. Using Grey Relational Analysis to Analyze the Medical Data [J]. *Kybernetes*, 2004, 33(2): 355-362
- [7] Fu C Y, Zheng J S, Zhao J M, et al. Application of Gray Relational Analysis for Corrosion Failure of Oil Tubes [J]. *Corrosion Science*, 2001, 43(5): 881-889
- [8] 中国金融学会. *中国金融年鉴 2003* [M]. 北京: 中国金融年鉴编辑部, 2003: 442-615  
(China Finance Academy. *China Finance Almanac 2003* [M]. Beijing: China Financial Almanac New room, 2003: 442-615 )
- [5] 朱纯福. 银行竞争力评价方法及其指标体系的构建[J].

(上接第 338 页)

## 参考文献(References)

- [1] Kumar P R. Re-entrant Lines [J]. *Queueing Systems*, 1993, 13(1-2): 87-110
- [2] Bode C A, Ko B S, Edgar T F. Run-to-run Control and Performance Monitoring of Overlay in Semiconductor Manufacturing [J]. *Control Engineering Practice*, 2004, (12): 893-900
- [3] Yeong-Dae Kim, Sang-Oh Shin, Bum Choi, et al. Simplification Methods for Accelerating Simulation-based Real-time Scheduling in a Semiconductor Wafer Fabrication Facility [J]. *IEEE Trans on Semiconductor Manufacturing*, 2003, 16(2): 290-298
- [4] 席裕庚. *预测控制*[M]. 北京: 国防工业出版社, 1993  
(Xi Y G. *Predictive Control*[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1993 )
- [5] Hui Peng, Tohru Ozaki, Yukihito Toyoda, et al. RBF-ARX Model-based Nonlinear System Modeling and Predictive Control with Application to a NO<sub>x</sub> Decomposition Process [J]. *Control Engineering Practice*, 2004, (12): 191-203
- [6] Morari, Manfred, Lee H, et al. Model Predictive Control: Past, Present and Future [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 1999, 23(4-5): 667-682
- [7] Hauskrecht M, Meuleau N, Kaelbling L P, et al. Hierarchical Solution of Markov Decision Processes Using Macro-actions [A]. *Proc of the 14th Conf on Uncertainty in Artificial Intelligence* [C]. Wisconsin, 1998: 220-229
- [8] 赵丽娜. *可重入生产系统的调度优化与性能分析*[M]. 北京: 中国科学院自动化研究所, 1999  
(Zhao L N. *Scheduling Optimization and Performance Analysis of Re-entrant Lines*[M]. Beijing: Institute of Automation Chinese Academy of Sciences, 1999 )
- [9] Liu M, Wu C. Genetic Algorithm Using Sequence Rule Chain for Multiobjective Optimization in Re-entrant Micro-electronic Production Line [J]. *Robotics and Computer-integrated Manufacturing*, 2004, (20): 225-236