

# 基于灰色模型的 CMP 过程免疫预测 R2R 控制\*

王亮<sup>1,2,3</sup>, 胡静涛<sup>1</sup>

(1 中国科学院沈阳自动化所 工业信息学重点实验室 沈阳 110016; 2 中国科学院研究生院 北京 100039;  
3 沈阳化工大学 沈阳 110142)

**摘要:** 针对化学机械研磨(chemical mechanical polishing, CMP)过程非线性、时变、产品质量不能在线测量的特性,为了提高 CMP 过程 R2R(Run-to-Run)控制的精度,提出了一种基于灰色模型和克隆选择免疫算法的 CMP 过程 R2R 预测控制器 GIPR2R。通过离线测量获得历史批次少量数据,构建 CMP 过程的在线灰色 GM(1, N) 预测模型,解决了复杂 CMP 过程难以建立精确数学模型的难题,提高了预测模型的精度。通过基于克隆选择免疫算法的 CMP 过程预测控制的滚动优化,避免了基于导数的优化技术易陷入局部最优的问题,进而提高了控制精度。仿真结果表明, CMP 过程 GIPR2R 控制器的控制精度优于 EWMA(exponentially weighted moving average)方法,有效抑制了过程漂移,减小了不同批次间产品的差异,材料去除率(material removal rate, MRR)的均方根误差在总批次与控制目标不同这 2 种情况下分别降低了 18.09% 和 16.84%。

**关键词:** 化学机械研磨; 灰色模型; 克隆选择; 预测控制; Run-to-Run 控制

中图分类号: TP202 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8060

## Grey model based immune predictive R2R control of CMP process

Wang Liang<sup>1,2,3</sup>, Hu Jingtao<sup>1</sup>

(1 Key Laboratory of Industrial Informatics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 2 Graduate School of the Chinese Academy of Science, Beijing 100039, China; 3 Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, China)

**Abstract:** Aiming at the characteristics of nonlinearity, time-varying and impossibility of in-situ measurement of chemical mechanical polishing (CMP) process, and in order to improve the Run-to-Run (R2R) control accuracy of CMP process, this paper proposes a CMP process R2R predictive controller named GIPR2R based on grey model and clonal selection algorithms. A GM(1, N) grey predictive model is constructed using the sparse data of historical batches of CMP process, which solves the difficult problem of constructing accurate mathematical model for complicated CMP process and improves the prediction accuracy. The rolling horizon optimization of predictive control is achieved using clonal selection immune algorithm, so the problem that derivative-based optimization technology is easy to fall into local optimum is solved and the control precision is improved. Simulation results illustrate that the performance of GIPR2R controller is better than that of EWMA method, and the process drifts and shifts are suppressed significantly, the variation in various runs of products is decreased, and the RMSEs of material removal rate (MRR) for different runs and different targets are reduced by 18.09% and 16.84%, respectively.

**Key words:** chemical mechanical polishing; grey model; clonal selection; predictive control; Run-to-Run control

收稿日期: 2011-09 Received Date: 2011-09

\* 基金项目: 国家科技重大专项(2009ZX02001-005, 2009ZX02008-003)、沈阳市科技计划(108155-2-00)资助项目

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

## 1 引 言

半导体制造过程包括复杂的物理和化学过程,随着批次的增加,由于制备老化或环境因素的影响,产品质量不可避免地存在渐进漂移(Drift)和突变漂移(Shift)。当有漂移产生时,需要不同批次间采用不同的制程方案(Recipe)而采用固定工艺的 PID 控制方式不能满足实际生产的需要<sup>[1]</sup>;另外由于半导体制造过程缺乏合适的在线传感器等原因,大部分半导体产品的质量不能在线测量,只能在当前批次结束后离线测量,因此 Run-to-Run (批次控制,也称为 Run-by-Run, R2R、RtR 或 RbR) 控制成为半导体制造过程控制的主要手段,Run 可为单个晶圆、一批(Lot 或 Batch)晶圆或经历相同过程状况的半导体产品的其他组态形式。R2R 控制根据对过程历史批次输入输出数据的分析,更新过程模型并调整制程方案,达到降低批次间产品质量差异和提高制程良率(Yield)的目的<sup>[2]</sup>。化学机械研磨(chemical mechanical polishing, CMP)或称为化学机械平坦化(chemical mechanical planarization, CMP)是半导体制造中重要的过程之一<sup>[3]</sup>,CMP 的目标是将晶圆上的介电层与金属层磨平,使其全局平坦化,进而达到立体布线或多层布线、提升配线密度同时降低缺陷密度,减小批次间产品质量差异和减少再次数目的。

国外学者对 CMP 过程的 R2R 控制器进行了研究,按照采用的过程模型、优化和控制律求取算法不同,可将 CMP 过程 R2R 控制器归类为指数加权移动平均(EWMA)、模型预测控制(model predictive control, MPC)和智能控制 3 种。文献[4-5]提出了基于线性回归模型的 EWMA 和 d-EWMA 控制器,但 CMP 过程突变和严重的漂移是不可避免的,即使使用大的权值,EWMA 控制器也将产生较大的偏差,特别是当计量延迟较大时,问题将变得更加严重<sup>[6]</sup>。针对 EWMA 的不足,文献[7]提出了基于非线性建模和递推最小二乘优化的 OAQC(optimizing adaptive quality controller)控制器,文献[8]提出了对 EWMA 进行改进的 PCC(predictor corrector control)控制器,OAQC 和 PCC 与 EWMA 相比较,具有更好的目标跟踪性能和优化控制效果,PCC 和 OAQC 本质上是类 MPC 的控制器<sup>[9]</sup>。随着智能控制器在工业过程控制中的应用,文献[10-13]提出了基于神经网络的控制器;文献[14]提出了一种基于递推最小二乘和实值编码遗传算法的 d-EWMA 智能控制器;文献[15]提出了一种基于 CMP 过程线性模型、灰色预测和递推最小二乘的控制器,用灰色预测模型预测下一批次的 MRR 误差,用递推最小二乘法对线性模型的系统矩阵进行在线估计和调整,然后由前馈补偿控制求取控制律,但由于 CMP 过程

是非线性的,则建立的线性模型不能很好地反映过程的非线性特征,因此控制精度还有待提高。

近年来,随着国外半导体制造企业在大陆建厂,我国现已成为世界半导体制造基地之一,但国内还未见 CMP 过程控制研究成果的相关报道。本文将智能控制和模型预测控制相结合,基于灰色模型能够贫数据建模和适用于不确定复杂系统动态预测的特点,通过前驱批次少量数据构建 CMP 过程的在线灰色预测模型对后续批次的输出进行预测,然后基于克隆选择免疫滚动优化算法求取下一批次的最优控制律,提出了一种 CMP 过程 R2R 预测控制器 GIPR2R。

## 2 CMP 过程的灰色预测模型

### 2.1 CMP 过程模型

典型旋转 CMP 系统如图 1 所示<sup>[10]</sup>,CMP 中晶圆被独立旋转的晶圆载具固定,向下压在覆盖有一层研磨液的研磨垫上,研磨垫紧贴在独立旋转的研磨台上,在研磨垫上注入研磨液进行研磨晶圆的动作,在化学侵蚀和机械移除的双重作用下,达到晶圆的全局平坦化。由于 CMP 过程机理固有的复杂性和受过程扰动、研磨垫老化和环境等因素的影响,CMP 过程表现出强非线性、不确定和时变等特征,因此 CMP 过程 R2R 控制器的控制性能直接决定过程的性能。

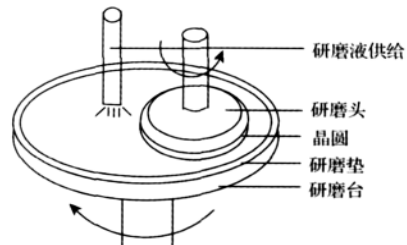


图 1 旋转 CMP 系统的示意图

Fig. 1 The schematic diagram of rotating CMP system

CMP 过程的一个重要目标是材料去除率(MRR),代表每批次晶圆研磨膜厚度的变化。根据 Preston 方程,为了能表示实时环境中研磨垫老化、扰动和其他因素对 MRR 漂移的影响,将研究中广泛采用的非线性 CMP 过程模型,如式(1)所示,代表实际的 CMP 过程用于计算机仿真<sup>[15]</sup>,使得仿真能更好地近似实际过程。

$$y = K_p \times p \times v \times t + K_E \times \varepsilon - K_D \times t_{\text{total}} \quad (1)$$

式中: $y$ 为单晶圆每批次的材料去除率 MRR; $p$ 为晶圆载具向下压力; $v$ 为研磨垫和被研磨晶圆间的相对转速; $t$ 为某批次晶圆的研磨时间; $K_p$ 为过程因子,代表除  $p$ 、 $v$  和  $t$  以外其他因素对 MRR 的影响; $K_E$ 为误差的度

量,用  $K_{pvt}$  的百分比表示;  $\varepsilon$  为白噪声;  $K_D$  为 MRR 的漂移速度;  $t_{total}$  为研磨垫从开始研磨到研磨结束的总研磨时间。

### 2.2 CMP 过程的灰色预测模型

模型预测控制以预测模型、反馈校正和有限时域内滚动优化求取最优控制律,能有效克服被控对象建模误差和不确定性因素的影响。但由于大部分工业过程都具有动态关系复杂、非线性、不确定性等特点,高精度的对象数学模型很难得到,使得常规预测控制方法如 DMC、GPC 的应用因模型失配而影响控制精度。为了提高模型预测控制的精度和增强鲁棒性,近年来采用模糊模型、神经网络模型、灰色模型、支持向量机模型的智能模型或统计模型的预测控制成为研究热点,并在许多实际工业过程控制中得到成功应用<sup>[16-19]</sup>。

对于不确定的 CMP 过程,其动态特性是未知的,很难得到精确的数学模型并进行预测,而基于灰色理论的灰色模型具有根据小样本、贫信息对系统建模和预测系统未来行为趋势的能力,是解决此问题的有效途径。灰色理论的基本思想是通过原始数据的处理(数据生成)使得数据变得较有规律,使得原始数据序列弱化被噪声污染的随机性,从而发现蕴涵在原始序列中的规律。灰色预测模型采样一次就建立一个预测模型,是变参数不变结构的自适应模型,灰色理论用采集得到的数据序列建立单输入单输出数据序列的动态微分方程,称为 GM(1,1) 模型<sup>[20]</sup>。GM(1,N) 模型是在 GM(1,1) 模型基础上定义的、反映 1 个因变量序列和 N-1 个自变量序列间关联关系的灰色模型,GM(1,N) 模型可以对数据序列的未来发展趋势作出预测,特别是对不确定非线性系统的预测精度较高<sup>[21]</sup>。

基于灰色模型的特点,本文用 GM(1,A) 灰色模型代表 CMP 过程输出  $y$  和过程输入  $p, v, t$  间的函数关系,通过少量的前驱批次的输入输出数据对后续批次的输出进行预测,构建 CMP 过程灰色预测模型的步骤如下:

#### Step1: CMP 过程前驱批次数据序列累加生成

令 CMP 过程  $k$  批次结束后测量得到的前驱  $n(n \geq 4)$  批次输入输出数据序列及其累加生成序列的分量如下,其中  $P^{(0)}, V^{(0)}$  和  $T^{(0)}$  表示输入数据序列,  $Y^{(0)}$  表示 MRR 数据序列,  $p^{(1)}(k), v^{(1)}(k)$  和  $t^{(1)}(k)$  表示相应原始数据序列经累加生成的 1-AGO 序列的第  $k$  个分量,  $z^{(1)}(k)$  为  $y^{(1)}$  的紧邻均值生成序列的第  $k$  个分量。

$$\begin{cases} P^{(0)} = \{p^{(0)}(1), p^{(0)}(2), \dots, p^{(0)}(n)\} \\ V^{(0)} = \{v^{(0)}(1), v^{(0)}(2), \dots, v^{(0)}(n)\} \\ T^{(0)} = \{t^{(0)}(1), t^{(0)}(2), \dots, t^{(0)}(n)\} \\ Y^{(0)} = \{y^{(0)}(1), y^{(0)}(2), \dots, y^{(0)}(n)\} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} p^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k p^{(0)}(i) \\ v^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k v^{(0)}(i) \\ t^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k t^{(0)}(i) \\ y^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k y^{(0)}(i) \end{cases}; k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$z^{(1)}(k) = 0.5y^{(1)}(k) + 0.5y^{(1)}(k-1); k = 2, 3, \dots, n \quad (4)$$

#### Step2: CMP 过程的灰色微分方程

根据式(1),CMP 过程白化形式的微分方程可表示为:

$$\frac{dy^{(1)}}{dt} + ay^{(1)} = b_1p^{(1)} + b_2v^{(1)} + b_3t^{(1)} \quad (5)$$

对上述微分方程离散化得到其 GM(1,A) 灰色微分方程为:

$$y^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b_1p^{(1)}(k) + b_2v^{(1)}(k) + b_3t^{(1)}(k); k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中:系统发展系数  $a$  和驱动系数  $b_i(i = 1, 2, 3)$  为待定项。

令:

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & p^{(1)}(2) & v^{(1)}(2) & t^{(1)}(2) \\ -z^{(1)}(3) & p^{(1)}(3) & v^{(1)}(3) & t^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & p^{(1)}(n) & v^{(1)}(n) & t^{(1)}(n) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$Y = \begin{bmatrix} y^{(0)}(2) \\ y^{(0)}(3) \\ \vdots \\ y^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

则参数序列的最小二乘估计满足:

$$[a, b_1, b_2, b_3] = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (9)$$

#### Step3: CMP 过程输出的灰色预测模型

以上参数序列确定后,则由灰色微分方程可得  $k+1$  批次 MRR 的累加预测模型为:

$$\hat{y}^{(1)}(k+1) = (y^{(0)}(1) - \frac{1}{a}(b_1p^{(1)}(k+1) + b_2v^{(1)}(k+1) + b_3t^{(1)}(k+1)))e^{-an} + \frac{1}{a}(b_1p^{(1)}(k+1) + b_2v^{(1)}(k+1) + b_3t^{(1)}(k+1)) \quad (10)$$

累减还原得到对 MRR 的向前一个批次的预测模型为:

$$y_m(k+1) = \hat{y}^{(1)}(k+1) - \hat{y}^{(1)}(k) \quad (11)$$

对式(11)进行外推和累减还原可得  $p$  步前向预测值  $y_m(k+p)$ 。

### 3 CMP 过程 GIPR2R 控制器设计

#### 3.1 克隆选择免疫算法

1958 年 Burnet 等人提出了著名的克隆选择免疫学, 受此学说启发, De Castro 等人提出了一种克隆选择算法( clonal selection algorithm, CSA)。CSA 是一种全局寻优的优化算法, 其基本思想是将待优化的变量代表抗体, 在一定取值范围内初始化抗体群作为候选解, 将优化的目标函数和约束条件等代表抗原, 将抗体和抗原间的亲和度作为抗体满足于抗原要求的度量, 然后通过抗体的选择、精英克隆和变异、重新选择和淘汰等操作, 在迭代终止条件内反复迭代, 直到抗体满足抗原条件或迭代结束, 最后亲和度最高的抗体就是待寻优的全局最优解。CSA 算法没有求导和函数连续的限定, 具有并行性和搜索变化的随机性, 在搜索中不易陷入局部最优, 能以较大的概率获得问题的全局最优解, 且具有较快的收敛速度; CSA 算法采用高变异克隆的单亲繁殖搜索方式, 避免了遗传算法操作引起的模式干扰, 在非线性控制、MIMO 控制、有约束条件优化、多元函数优化、非凸优化等问题中能达到很好的优化效果<sup>[22-23]</sup>。

#### 3.2 CMP 过程 GIPR2R 控制器的结构

由于非线性多输入 CMP 过程在有限时域内是非凸的, 若采用常规预测控制的基于梯度的多元优化方法求取最优控制律极易产生局部最优, 必然导致控制精度的下降。

基于克隆选择算法在求解以上问题时的优势, 本文在 CMP 过程预测控制滚动优化阶段采用克隆选择算法求取最优控制律。以式(1)作为被控 CMP 过程的仿真模型, CMP 过程的 GIPR2R 控制器设计主要包括 2 个步骤: 第 1 步构建 CMP 过程的灰色 GM(1, N) 预测模型; 第 2 步在 CMP 过程运行中, 通过反馈校正和基于克隆选择算法的滚动优化为下批次的输入配置新的过程参数(制程方案), 从而补偿由于噪声和研磨垫老化等原因引起的输出误差, 降低不同批次间产品差异和减小过程性能的方差。GIPR2R 控制器的结构如图 2 所示。

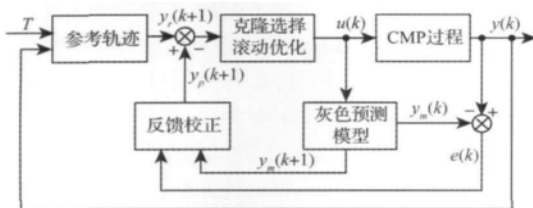


图 2 CMP 过程 GIPR2R 控制器的结构

Fig. 2 The structure of CMP process GIPR2R controller

#### 3.3 反馈校正

CMP 过程中各种随机扰动是不可避免的, 因此灰色预测模型的输出不可能与实际过程的输出完全一致, 本文采用模型预测误差补偿的反馈校正机制对预测模型的输出进行修正。GIPR2R 控制器在  $k$  批次结束后对 MRR 进行测量并与模型预测输出值加以比较构成预测误差, 通过此误差对后续  $k + P$  批次的预测输出进行修正, 构成闭环控制以减少静差及由于时变、扰动等原因造成的模型失配对系统的影响  $k$  批次预测校正误差定义为:

$$e(k) = y(k) - y_m(k) \tag{12}$$

设  $\lambda_d$  为误差调节的权值, 在预测误差的校正下  $k + p$  批次系统的闭环预测输出为:

$$y_p(k + p) = y_m(k + p) + \lambda_d e(k) \tag{13}$$

#### 3.4 CMP 过程基于克隆选择算法的滚动优化

基于灰色预测模型的 CMP 过程 R2R 预测控制利用克隆选择算法寻找最优控制量, 设预测步长为  $P$  控制步长为  $L$  本文中克隆选择滚动优化采用如下步骤和相应的策略:

##### Step1: 编码和初始化

将预测控制中经常使用的二次型目标函数作为抗原, 令控制步长  $L$  步内控制增量  $\Delta u = [\Delta p(k), \Delta v(k), \Delta t(k), \Delta p(k + 1), \Delta v(k + 1), \Delta t(k + 1), \dots, \Delta p(k + L - 1), \Delta v(k + L - 1), \Delta t(k + L - 1)]$  作为抗体, 采用实数编码<sup>[24]</sup>。在控制增量的变化范围内, 根据前  $M$  批次求得的  $\Delta u$  对抗体初始化, 加快收敛的速度; 若运行没到  $M$  批次, 采用随机方式对抗体初始化, 获得由  $M$  个抗体构成的集合。

##### Step2: 亲和度计算

抗体和抗原间的亲和度反映抗体和抗原之间的匹配程度, 亲和度越高的抗体对应的预测控制量越能满足控制要求。根据预测控制的特点, 本文采用如下二次型目标函数的最小值作为预测控制的目标:

$$J(k) = \frac{1}{2} \left\{ \sum_{j=1}^p q_j [y_r(k + j) - y_p(k + j)]^2 + \sum_{i=1}^L \lambda_i [\Delta u(k + i - 1)]^2 \right\} \tag{14}$$

式中:  $y_r(k + j)$  为  $k + j$  批次的输出参考轨迹,  $y_p(k + j)$  为  $k + j$  批次经反馈校正的模型预测输出,  $q_j$  和  $\lambda_i$  分别为预测误差和控制增量加权系数, 输出参考轨迹  $y_r(k + j)$  定义如下:

$$\begin{cases} y_r(k) = y(k) \\ y_r(k + j) = \alpha_r y_r(k + j - 1) + (1 - \alpha_r) T \end{cases} \tag{15}$$

式中:  $T$  是 CMP 过程输出的目标值,  $\alpha_r$  是柔化因子,  $0 < \alpha_r < 1$ ,  $y(k)$  是当前  $k$  批次输出的测量值。根据以上目标函数的定义, 将抗体和抗原间的亲和度函数定义为目标函数的倒数。

$$aff(\Delta u(k), \Delta u(k + 1), \dots, \Delta u(k + L - 1)) = \frac{1}{J(k)} \tag{16}$$

**Step3: 抗体的选择、克隆和变异**

抗体集中的每个抗体通过灰色预测模型计算出其对应的  $y_m(k+j)$ 、 $y_p(k+j)$ 、 $J$  和亲和度  $aff$ , 从群体中选择  $M \times ps$  个亲和度较高的优良个体进行克隆。为了充分利用优良个体, 加快收敛速度, 采用文献 [25] 中确定抗体克隆倍数的学习方法进行克隆。以变异概率  $pm$  来选择克隆后的子群体的抗体, 对被选中的抗体按照如下变异算子进行变异<sup>[26]</sup>。

$$\Delta u(i) = \begin{cases} \Delta u(i) + d(R - \Delta u(i)) \gamma \text{random}() = 0 \\ \Delta u(i) - d(\Delta u(i) - L) \gamma \text{random}() = 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $\Delta u(i)$  表示  $\Delta p$ 、 $\Delta v$  或  $\Delta t$ 。  $d \in (0, 1]$  是系数  $R$  是对应增量的右边界  $L$  是左边界  $\gamma \in (0, 1)$  是随机产生的随机数  $\text{random}()$  产生 0 或者 1, 代表变异的正反 2 个方向。

**Step4: 重新选择和淘汰**

重新计算变异后的每个抗体的  $y_m(k+j)$  和  $y_p(k+j)$ 、 $J$  和亲和度  $aff$ , 选择亲和力更好的抗体代替原来的抗体, 在抗体集中选择  $M \times per$  个抗体, 将其淘汰保持抗体规模为  $M$ , 重新初始化, 进入下一次迭代过程。

**Step5: 终止条件**

当迭代次数到或者连续几代抗体的亲和度误差小于等于  $\varepsilon$  时, 停止寻优过程, 将亲和度靠前的  $L$  组控制增量输出, 若控制步长为 1, 则只需输出亲和度最大的控制增量即可。

**3.5 CMP 过程 GIPR2R 控制器的控制流程**

令控制步长为 1, CMP 过程的 GIPR2R 控制器的控制流程如下:

**Step1:** 在  $k$  批次, 根据测量得到的前驱  $n$  批次的 MRR 值, 在控制增量可行解空间内初始化抗体群, 根据式 (4) ~ (9), 在线调整 CMP 过程的灰色预测模型, 保持预测模型对实际过程的精确逼近。

**Step2:** 每个抗体根据预测模型计算  $y_m(k+p)$  和  $y_p(k+p)$ , 根据式 (12) ~ (16) 计算每个抗体的亲和度  $aff$ 。

**Step3:** 对抗体群进行选择、克隆和变异操作, 然后重新计算  $y_m(k+p)$ 、 $y_p(k+p)$ 、 $J$  和  $aff$ , 对抗体群进行重新选择和淘汰。若不满足迭代的终止条件, 则转 Step2; 否则进入下一步。

**Step4:** 输出当前群体中亲和度最大的抗体,  $k = k + 1$ , 返回 Step1, 进入下一控制周期。

**4 仿真实验**

**4.1 CMP 过程灰色预测模型的仿真结果**

为了验证 CMP 过程灰色预测模型的精度, 令 CMP

过程模型式 (1) 中  $K_p = 0.15$   $K_E = 45$   $K_D = 0.025$ , 无噪声情况下输入  $p = 5$   $\nu = 40$   $t = 50$ , 输出  $y = 1500$ 。令白噪声代表过程的扰动, 给定 20 批次的输入数据, 由式 (1) 得到 20 批次输出数据, 批次  $k$  运行结束时取前驱  $n = 5$  批次输入输出数据用灰色预测模型对  $k + 1$  批次输出进行预测。 $k = 1$  时预测输出取 1500,  $k = 2, 3, 4, 5$  时由于前驱批次小于 5, 则以无噪声情况下输入输出数据补充。从第 2 批次开始, 取前一批次的预测误差对当前批次的预测进行反馈校正, 取  $\lambda_d = 1$ 。通过 MATLAB7.0 对 CMP 过程模型和预测模型进行了仿真, 仿真得到的输入输出数据和经反馈校正后的预测输出值如表 1 所示, 计算求得 20 批次预测的平均相对误差为 2.6%, 从结果可以看出, 灰色预测模型的精度较高, 具有较好的预测性能。

表 1 CMP 过程灰色预测模型的预测结果

Table 1 Prediction result of CMP process grey predictive model

$k$	$p/\psi$	$v/(r \cdot \text{min}^{-1})$	$t/s$	$y(k)/10^{-10} \text{m}$	$y_p(k)/10^{-10} \text{m}$
1	5.00	40.0	50.0	1490.3	1500.0
2	5.01	40.0	50.0	1533.2	1484.3
3	5.01	40.0	50.0	1469.8	1546.8
4	5.00	40.2	50.2	1606.8	1569.1
5	5.00	40.1	50.1	1494.4	1524.3
6	5.00	40.0	50.1	1500.6	1542.7
7	5.00	40.0	50.0	1539.2	1489.1
8	5.01	40.0	50.0	1495.7	1517.4
9	5.00	40.1	50.0	1488.2	1503.6
10	5.01	40.1	50.0	1456.8	1583.2
11	5.02	40.1	50.2	1515.3	1543.6
12	5.01	40.1	50.2	1437.6	1472.3
13	5.02	40.2	50.3	1538.3	1552.1
14	5.01	40.2	50.2	1572.1	1543.5
15	5.00	40.1	50.0	1453.8	1516.4
16	5.02	40.0	50.2	1530.6	1489.2
17	5.01	40.0	50.1	1541.1	1516.3
18	5.00	40.0	50.0	1405.7	1437.9
19	5.02	40.2	50.3	1434.0	1482.1
20	5.03	40.3	50.4	1533.1	1531.6

**4.2 CMP 过程 GIPR2R 控制器的仿真结果**

为了验证 CMP 过程 GIPR2R 控制器的控制性能及与 CMP 过程控制中应用最广泛的 EWMA 控制方法进行比较分析, 用 MATLAB7.0 对 CMP 过程无控制作用、GIPR2R 控制器和 EWMA 方法 [4-5] 进行了仿真和控制性能比较。控制量  $p$ 、 $v$  和  $t$  的初始值分别取 5、40 和 50, 取被控量 MRR 的目标值  $T = 1500$ 。GIPR2R 控制器参数取抗体规模  $M = 30$ , 抗体选择率  $ps = 0.4$ , 变异率  $pm = 0.1$ , 淘汰率  $per = 0.3$ , 预测步长  $P = 5$ , 控制步长  $L = 1$ , 最大迭代次数为 100,  $\varepsilon = 0.01$ 。

无控制作用下 200 批次 MRR 输出的结果如图 3 所示, 从图 3 可以得到, 随着批次的增加, MRR 输出呈现逐

渐下降趋势并且受扰动的影响波动较大。GIPR2R 和 EWMA 的控制结果如图 4~5 所示,控制量的轨迹如图 6~8 所示,从图中可以看出 GIPR2R 的控制精度优于 EWMA。

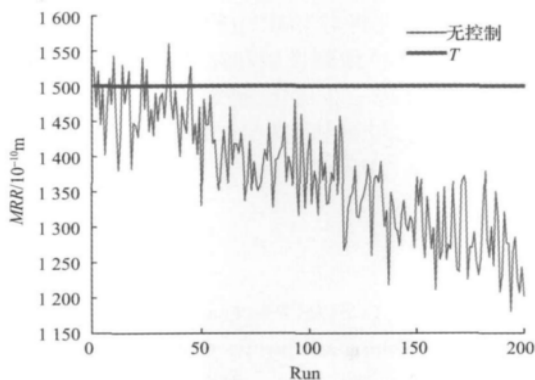


图 3 无控制作用下 CMP 过程运行的仿真结果  
Fig. 3 The simulation result of CMP process without control

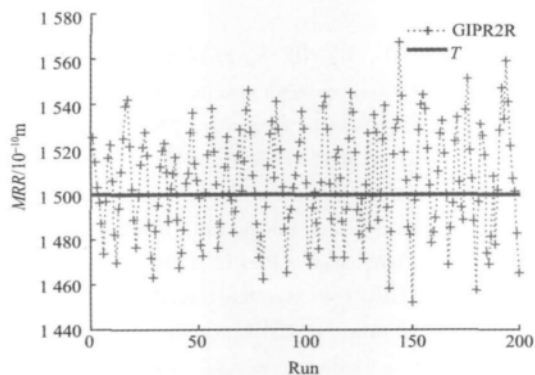


图 4 CMP 过程 GIPR2R 控制器的仿真结果  
Fig. 4 The simulation result of CMP process GIPR2R controller

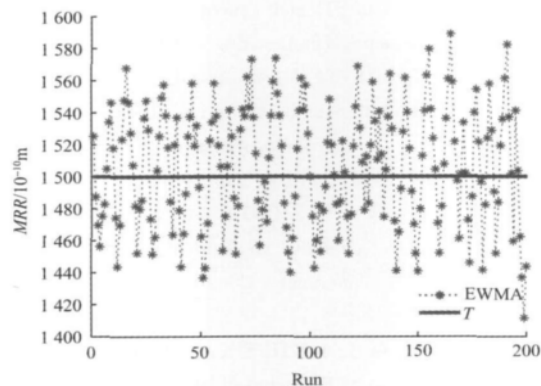


图 5 CMP 过程 EWMA 控制器的仿真结果  
Fig. 5 The simulation result of CMP process EWMA controller

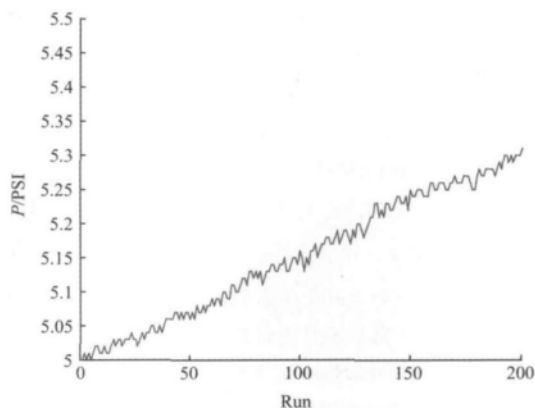


图 6 控制变量 p 的轨迹  
Fig. 6 The trajectory of control variable p

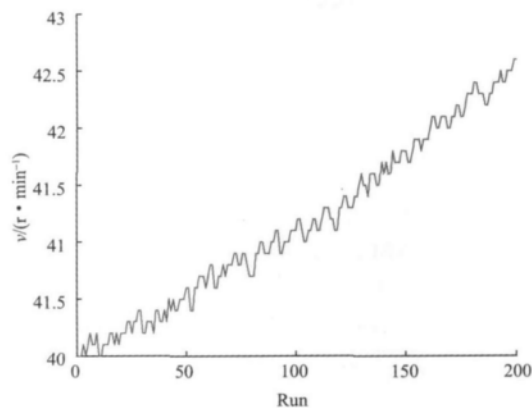


图 7 控制变量 v 的轨迹  
Fig. 7 The trajectory of control variable v

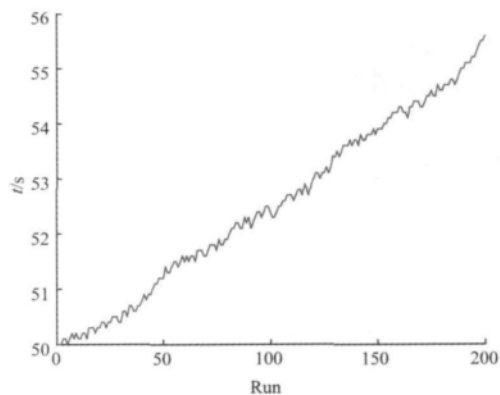


图 8 控制变量 t 的轨迹  
Fig. 8 The trajectory of control variable t

为了进一步定量分析 2 种控制器在不同批次和不同控制目标情况下的控制性能,引进均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 作为评价标准, RMSE 定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (MRR(k) - T)^2}{n}} \quad (18)$$

取控制目标  $T = 1\ 500$  而总批次  $n = 500$ 、 $n = 800$  和  $n = 1\ 000$  情况下的 RMSE 进行比较结果如表 2 所示。从表中可以得到, GIPR2R 与 EWMA 方法相比较, RMSE 平均降低了 18.09%。

表 2 控制目标为 1 500 在不同批次情况下 GIPR2R 和 EWMA 均方根误差的比较结果

Table 2 Result comparison of RMSE between GIPR2R and EWMA under the condition of target 1500 and different runs

控制器	$n = 500$	$n = 800$	$n = 1\ 000$
EWMA	44.92	46.68	47.81
GIPR2R	36.67	37.85	39.69

总批次  $n = 1\ 000$  而目标不同情况下的 RMSE 进行比较结果如表 3 所示。从表中可以得到, GIPR2R 与 EWMA 方法相比较, RMSE 平均降低了 16.84%。

表 3 1 000 批次在不同控制目标情况下 GIPR2R 和 EWMA 均方根误差的比较结果

Table 3 Result comparison of RMSE between GIPR2R and EWMA under the condition of different targets and 1 000 runs

控制器	$T = 1\ 400 \times 10^{-10} \text{ m}$	$T = 1\ 500 \times 10^{-10} \text{ m}$	$T = 1\ 600 \times 10^{-10} \text{ m}$
EWMA	46.73	47.81	48.95
GIPR2R	38.52	39.69	41.14

以上仿真结果表明, 与 EWMA 控制方法相比较, GIPR2R 控制器的控制精度较高, 有效抑制了扰动的影响和过程漂移, 显著降低了不同批次间产品的质量差异。

## 5 结 论

本文提出了基于灰色预测模型和克隆选择滚动优化算法的 CMP 过程 R2R 预测控制器 GIPR2R。仿真结果表明, CMP 过程灰色 GM(1, N) 预测模型的预测精度较高, 解决了复杂的 CMP 过程难以构建精确数学模型的难题; CMP 过程 GIPR2R 控制器的控制精度较高, 解决了常规 EWMA 控制器不能有效抑制过程漂移的问题。本文提出的 GIPR2R 控制器的设计思想对半导体制造其他过程如 CVD、光刻、蚀刻等 R2R 控制器的开发提供了新思路。

由于半导体制造装备价格昂贵, 物理实验材料如晶圆等成本较高, 从事半导体制造过程控制方法研究的通常作法是首先仿真验证控制方法的性能, 待控制方法经

多次改进经仿真验证能够满足实际制造过程的条件和性能指标后再通过物理实验或者实际制造过程验证, 最后再进入实际应用阶段。从方法的提出, 仿真验证, 物理实验验证到实际应用, 需要很长的周期。

下一步的研究将对 CMP 过程 GIPR2R 控制器进行改进, 进一步对灰色预测模型和克隆选择滚动优化算法中的各个参数作进一步优化, 进而提高 GIPR2R 控制器的控制性能, 然后与国内相关半导体制造企业合作, 通过物理实验或实际 CMP 过程验证 GIPR2R 控制器的控制性能。

## 参考文献

- [1] GARY S M, COSTAS J S. Fundamentals of semiconductor manufacturing and process control [M]. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2005: 333-334.
- [2] SACHS E, HU A, INGOLFSSON A. Run by run process control: combining spc and feedback control [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 1995, 8(1): 26-43.
- [3] SUTTIPAN L, JENNIE S, KOSTAS T. Monitoring and control of semiconductor manufacturing process [J]. IEEE Control Systems Magazine, 1998, 18(6): 46-58.
- [4] BONING D S, MOYNE W P, SMITH T H, et al. Run by run control of chemical-mechanical polishing [J]. IEEE Transactions on Components, Packaging, and Manufacturing Technology—Part C, 1996, 19(4): 307-314.
- [5] CHEN A, GUO R S. Age-based double EWMA controller and its application to CMP process [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2001, 14(1): 11-19.
- [6] WANG J, HE P Q, QIN S J, et al. Recursive least squares estimation for Run-to-Run control with metrology delay and its application to STI etch process [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2005, 18(2): 309-319.
- [7] CASTILLO E D, YE H J Y. An adaptive Run-to-Run optimizing controller for linear and nonlinear semiconductor processes [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 1998, 11(2): 285-295.
- [8] YI J G, SANG W S, ZHAO E. A Run-to-Run film thickness control of chemical-mechanical planarization processes [C]. American Control Conference, 2005: 4231-4236.
- [9] CAMPBELL W J, FIRTH S K, TOPRAC, et al. A comparison of Run-to-Run control algorithms [C]. Proceedings of the 2002 American Control Conference, 2002: 2150-2155.
- [10] YI J G, SHENG Y, XU C S. Neural network based uniformity profile control of linear chemical-mechanical planarization [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2003, 16(4): 400-408.

- narization [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing ,2003 ,16( 4) : 609-620.
- [11] WANG G J , CHOU M H. A neural-Taguchi-based quasi time-optimization control strategy for chemical-mechanical polishing processes [J]. Int. J. Adv. Manuf. Technol. , 2005 ,26: 759-765.
- [12] WANG G J , YU C H. Developing a neural network-based Run-to-Run process controller for chemical-mechanical planarization [J]. Int. J. Adv. Manuf. Technol. 2006 , 28: 899-908.
- [13] WANG G J , LIN B S , CHANG K J. In-situ neural network process controller for copper chemical mechanical polishing [J]. Int. J. Adv. Manuf. Technol. , 2007 , 32: 42-54.
- [14] CHAN C T , CHUANG Y C. An intelligent Run-to-Run control strategy for chemical-mechanical polishing processes [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing , 2010 , 23( 1) : 109-120.
- [15] WANG G J , WANG M T. Grey forecasting Run-to-Run control system in copper chemical mechanical polishing [J]. Int. J. Adv. Manuf. Technol. , 2009 , 41: 48-56.
- [16] 诸静. 智能预测控制及其应用 [M]. 杭州: 浙江大学出版社 2002: 17-20.
- ZHU J. Intelligent prediction control and its application [M]. Hangzhou: Zhejiang University Press , 2002: 17-20.
- [17] 周国雄 莫晓山. 基于灰色预测和BP的集气管压力集成预测方法 [J]. 仪器仪表学报 , 2011 , 32( 7) : 1648-1654.
- ZHOU G X , MO X SH. Integration prediction of gas collector pressure based gray forecasting and BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument , 2011 , 32( 7) : 1648-1654.
- [18] 黄海宏 杨仁增 王海欣. 基于灰色模型的多电平逆变器的预测控制 [J]. 电子测量与仪器学报 , 2010 , 24( 12) : 1126-1131.
- HUANG H H , YANG R Z , WANG H X. Prediction control of multilevel inverter based on grey model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument , 2010 , 24( 12) : 1126-1131.
- [19] 周欣然 滕召胜 蒋星军. 稀疏在线无偏置最小二乘支持向量机的预测控制 [J]. 电子测量与仪器学报 , 2011 , 25( 4) : 331-337.
- ZHOU X R , TENG ZH SH , JIANG X J. Predictive control using sparse online non-bias LSSVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument , 2011 , 25( 4) : 331-337.
- [20] 付继华 孟浩 王中宇. 基于灰色理论的动态测量系统非统计建模方法 [J]. 仪器仪表学报 , 2008 , 29( 6) : 1245-1249.
- FU J H , MENG H , WANG ZH Y. Non-statistical modeling for dynamic measurement system based on grey theory [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument , 2008 , 29( 6) : 1245-1249.
- [21] 邓聚龙. 灰预测与灰决策 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社 2002: 165-172.
- DENG J L. Grey prediction and grey decision [M]. Wuhan: Huazhong University Press 2002: 165-172.
- [22] 龚固丰 章兢 王炼红. 基于克隆选择的免疫预测控制方法 [J]. 湖南大学学报: 自然科学版 , 2008 , 35( 6) : 36-40.
- GONG G F , ZHANG J , WANG L H. Immune predictive control method based on clone selection algorithm [J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences , 2008 , 35( 6) : 36-40.
- [23] 刘若辰 沈正春 贾建 等. 基于免疫优势的克隆选择聚类算法 [J]. 电子学报 , 2010 , 38( 4) : 960-965.
- LIU R CH , SHEN ZH CH , JIA J , et al. Immune dominance based clonal selection clustering algorithm [J]. Acta Electronica Sinica , 2010 , 38( 4) : 960-965.
- [24] 沈艳军 汪秉文. 基于实数编码的克隆选择算法及其应用 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版 , 2004 , 32( 2) : 41-42.
- SHEN Y J , WANG B W. The real-coded clone select algorithm and its application [J]. Huazhong Univ. of Sci. & Tech. : Nature Science Edition , 2004 , 32( 2) : 41-42.
- [25] 李峰 唐和生 许锐 等. 桁架结构优化设计的免疫克隆选择算法 [J]. 同济大学学报: 自然科学版 , 2010 , 38( 9) : 1261-1265 , 1297.
- LI F , TANG H SH , XU R , et al. Immune clonal selection algorithm for truss structure optimal design [J]. Journal of Tongji University: Natural Science , 2010 , 38( 9) : 1261-1265 , 1297.
- [26] 张彤 张华 王子才. 浮点数编码的遗传算法及其应用 [J]. 哈尔滨工业大学学报 , 2000 , 32( 4) : 59-61.
- ZHANG T , ZHANG H , WANG Z C. Float encoding genetic algorithm and its application [J]. Journal of Harbin Institute of technology 2000 , 32( 4) : 59-61.

#### 作者简介



王亮, 分别于1994和2003年在辽宁大学获得学士和硕士学位, 现为中国科学院沈阳自动化研究所博士研究生, 主要研究方向为半导体制造过程控制。  
E-mail: wangliang@sia.cn.



**Wang Liang** received B. Sc. in 1994 and M. Sc. in 2003 both from Liaoning University. He is now a Ph. D. candidate in Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest is semiconductor manufacturing process control.



胡静涛, 分别于 1985 和 1988 年在大连理工大学获得学士和硕士学位, 现为中国科学院沈阳自动化研究所研究员, 中国科学院研究生院教授、博士生导师, 主要研究方向为半导体制造、远程设备监测与故障诊断。

E-mail: [hujingtao@sia.cn](mailto:hujingtao@sia.cn)

**Hu Jingtao** received B. Sc. in 1985 and M. Sc. in 1988 both from Dalian University Science and Technology. He is now a professor both in Shenyang Institute of Automation and Graduate School, Chinese Academy of Sciences. His main research interest covers the areas of semiconductor manufacturing, remote equipment monitoring and fault diagnostics.