

## 科技研究

## 基于数字孪生的半导体研发全流程进度管控与优化

刘洋浩

中国科学技术大学

DOI:10.12238/jpm.v6i9.8433

**[摘要]** 针对半导体研发流程周期长、环节耦合度高、进度扰动因素复杂等问题，提出基于数字孪生（Digital Twin, DT）的研发全流程进度管控与优化方案。通过构建物理实体与虚拟模型的实时映射机制，整合研发过程中的设备数据、工艺数据与进度数据，建立多维度进度管控模型；引入改进型关键路径法与粒子群优化算法，实现进度偏差预警与资源动态调度。以 12nm 逻辑芯片研发项目为验证案例，搭建数字孪生管控平台，结果表明：该方案可将研发进度偏差率降低至 3.2% 以下，关键环节响应速度提升 40%，资源利用率提高 25%，为半导体研发流程的精益化管理提供技术支撑。

**[关键词]** 数字孪生；半导体研发；进度管控；关键路径法；粒子群优化

## Progress Control and Optimization of the Semiconductor R&amp;D Full Process Based on Digital Twins

Liu Yanghao

University of Science and Technology of China

**[Abstract]** To address issues such as the lengthy cycle of semiconductor R&D processes, high coupling between stages, and complex progress disturbances, a comprehensive progress management and optimization solution based on Digital Twin (DT) technology is proposed. By establishing a real-time mapping mechanism between physical entities and virtual models, this approach integrates equipment data, process data, and progress data throughout the R&D process to build a multi-dimensional progress management model. It introduces an improved Critical Path Method and a Particle Swarm Optimization algorithm to achieve progress deviation warning and dynamic resource scheduling. Using a 12nm logic chip R&D project as a validation case, a Digital Twin management platform was constructed. The results demonstrate that this solution can reduce R&D progress deviation rates to below 3.2%, improve key-stage response speeds by 40%, and enhance resource utilization by 25%, providing technical support for lean management of semiconductor R&D processes.

**[Key words]** Digital Twin; Semiconductor R&D; Progress Control; Critical Path Method; Particle Swarm Optimization

## 引言

随着科技的飞速发展，半导体技术在各行各业中得到了广泛应用，半导体高新技术企业在全球范围内的重要性日益凸显<sup>[1]</sup>。半导体产业作为信息技术核心，其研发存在技术复杂度高、资源投入大、风险不确定及周期长的特点，据 SEMI 2024 年报告，全球半导体研发项目因进度管控失效平均成本超支 18%，70% 延误源于“信息孤岛”与“物理-虚拟脱节”。传统进度管控方法依赖静态计划与人工填报数据，难以应对研发动态复杂

性，无法实现设备状态、工艺参数与进度计划的实时联动，也缺乏精准模拟物理环节耦合关系的能力。为此，本文提出基于数字孪生的半导体研发全流程进度管控与优化方案，通过构建物理-虚拟实时映射机制，整合多维度数据建立管控模型，引入改进型关键路径法与粒子群优化算法，以解决研发进度管控难题，为半导体研发精益化管理提供支撑。

## 1 半导体研发全流程数字孪生体系构建

## 1.1 体系架构设计

基于数字孪生“物理-虚拟-数据-服务-应用”五维框架，结合半导体研发流程特性（晶圆设计→光刻→蚀刻→掺杂→封

装测试），设计四层半导体研发数字孪生体系架构，各层功能与核心组件，如表1。

表1 各层功能与核心组件

| 层级  | 核心功能          | 关键组件                                  | 数据交互内容                                         |
|-----|---------------|---------------------------------------|------------------------------------------------|
| 物理层 | 研发流程实体执行与数据采集 | 光刻机（ASML NXE: 3600D）、蚀刻机、MES系统、IoT传感器 | 设备运行参数（转速、温度）、工艺数据（光刻精度、蚀刻深度）、进度节点完成度          |
| 数据层 | 多源数据整合与实时传输   | 边缘计算网关、时序数据库（InfluxDB）、数据中台           | 设备数据（100Hz采样率）、工艺数据（每批次300+参数）、进度数据（节点完成时间/成本） |
| 模型层 | 物理实体的虚拟映射与仿真  | 设备数字孪生体、工艺耦合模型、进度管控模型                 | 虚拟仿真结果（设备故障预测、工艺良率模拟）、进度偏差分析结果                 |
| 应用层 | 进度管控与优化决策     | 进度监控 dashboard、偏差预警模块、资源调度模块          | 预警信息（偏差阈值≥5%触发）、优化指令（资源分配方案、工艺调整参数）            |

物理层与模型层通过数据层实现实时双向映射。物理层每10秒上传一次设备与工艺数据，模型层每30秒更新虚拟仿真状态；当虚拟模型识别进度偏差时，应用层生成优化指令，通过边缘网关在1分钟内下发至物理层执行设备或MES系统，确保“虚拟预测-物理执行”的闭环响应。

## 1.2 虚拟模型构建

### 1.2.1 设备数字孪生体

以半导体研发核心设备——光刻机为例，构建多物理场耦合的虚拟模型。采用 SolidWorks 建立几何模型（精度达0.1mm），基于 ANSYS Workbench<sup>[2]</sup>搭建热-力-电耦合仿真模块，模型输入为物理设备的实时运行参数，如激光功率P、工作台转速v、环境温度T，输出为设备运行状态评估值S，计算公式如式（1）所示：

$$S = \alpha \cdot \frac{P}{P_0} + \beta \cdot \frac{v}{v_0} + \gamma \cdot \frac{T - T_{opt}}{T_{max} - T_{opt}} \quad (1)$$

其中， $\alpha = 0.4$ 、 $\beta = 0.3$ 、 $\gamma = 0.3$ 为权重系数（通过层次分析法确定）； $P_0 = 500W$ 、 $v_0 = 100mm/s$ 为设备额定参数； $T_{opt} = 23^\circ C$ 为最优环境温度， $T_{max} = 30^\circ C$ 为温度上限。当

$S < 0.8$ 时，判定设备状态异常，触发进度延误预警。

### 1.2.2 研发流程耦合模型

半导体研发各环节存在强耦合关系，如光刻精度直接影响蚀刻良率，蚀刻良率影响掺杂工序进度，采用有向无环图（Directed Acyclic Graph, DAG）构建流程耦合模型，节点代表研发工序（如 $V_1$  = 晶圆设计、 $V_2$  = 光刻、 $V_3$  = 蚀刻），边权重代表环节间的耦合强度 $w_{ij}$ ，计算如式（2）：

$$w_{ij} = \frac{C_{ov}(X_i, X_j)}{\sqrt{V_{ar}(X_i) \cdot V_{ar}(X_j)}} \quad (2)$$

其中， $X_i$ 、 $X_j$ 分别为工序i、j的关键指标， $C_{ov}(X_i, X_j)$ 为协方差， $V_{ar}(X_i)$ 为方差。 $w_{ij} \in [0, 1]$ ，值越大表明耦合越强。通过DAG模型，可识别“光刻-蚀刻-掺杂”等关键耦合链，为进度偏差根源定位提供依据。

## 2 多维度进度管控模型与优化算法

### 2.1 进度管控指标体系

从“时间-资源-质量”三维度构建半导体研发进度管控指标体系，具体指标与计算方法如表2所示：

表1 具体指标与计算方法

| 维度   | 核心功能               | 计算方法                                                                            | 目标阈值                |
|------|--------------------|---------------------------------------------------------------------------------|---------------------|
| 时间维度 | 节点完成偏差率 $\delta_t$ | $\delta_t = \frac{ \text{实际完成时间} - \text{计划完成时间} }{\text{计划完成时间}} \times 100\%$ | $\delta_t \leq 5\%$ |
| 资源维度 | 设备利用率 $\eta_e$     | $\eta_e = \frac{\text{设备实际工作时长}}{\text{设备额定工作时长}} \times 100\%$                 | $\eta_e \geq 85\%$  |
| 质量维度 | 工作良率偏差 $\delta_y$  | $\delta_y = \frac{ \text{实际良率} - \text{目标良率} }{\text{目标良率}} \times 100\%$       | $\delta_y \leq 3\%$ |

当任一指标超出目标阈值时，系统触发预警 $\delta_t > 5\%$ 为“进度预警”， $\eta_e < 85\%$ 为“资源预警”， $\delta_y > 3\%$ 为“质量关联预警”，质量不达标将导致返工，间接延误进度。

### 2.2 改进型关键路径法（M-CPM）进度预警

传统CPM仅考虑工序时间的固定值，无法反映半导体研发中工序时间的随机性（如光刻工序因设备状态波动，时间波动范围达±15%）。因此，提出M-CPM，引入“工序时间概率分布”与“耦合影响系数”，步骤如下：

#### （1）工序时间分布建模

通过历史数据拟合各工序时间的Beta分布 $T_i \sim \text{Beta}(\alpha_i, \beta_i)$ ，其中 $\alpha_i$ 、 $\beta_i$ 为形状参数，均值 $\mu_i = \frac{\alpha_i}{\alpha_i + \beta_i} \times (T_{i(max)} - T_{i(min)}) + T_{i(min)}$ ，方差

$$\sigma_i^2 = \frac{\alpha_i \beta_i}{(\alpha_i + \beta_i)^2 (\alpha_i + \beta_i + 1)} \times (T_{i(max)} - T_{i(min)})^2。$$

#### （2）耦合关键路径计算

结合DAG耦合模型，将耦合强度 $w_{ij}$ 引入路径权重计算，路径总权重 $W = \sum_{i \in \text{路径}} \mu_i \times (1 + \sum_{j \text{与} i \text{耦合}} w_{ij})$ ，权重最大的路径即为耦合关键路径。

## 3. 进度偏差概率预警

基于耦合关键路径的总时间分 $T_{total} \sim N(\mu_{total}, \sigma_{total}^2)$ （中心极限定理近似），计算实际进度超出计划时间的概率 $P(T_{total} > T_{plan})$ ，当 $P > 20\%$ 时触发预警。

以12nm逻辑芯片研发流程为例，其耦合关键路径为“晶圆设计→光刻（1层）→蚀刻（1层）→掺杂（1次）→光刻（2

层)→蚀刻(2层)”，通过 M-CPM 计算得  $\mu_{total} = 45$  天， $\sigma_{total} = 3.2$  天，计划时间  $T_{plan} = 50$  天，则  $P(T_{total} > 50)$ ：  
$$= P(Z > \frac{50 - 45}{4.5}) = P(Z > 1.56) = 5.94\% < 20\%$$
，进度风险较低；若光刻设备故障导致  $\mu_{total}$  增至 48 天， $\sigma_{total}$  增至 4.5 天，则  $P(T_{total} > 50) = P(Z > \frac{50 - 48}{4.5}) = P(Z > 0.44)$  33.00% > 20%，触发预警。

### 2.3 基于 PSO 的进度优化算法

当 M-CPM 触发进度预警时，需通过资源调度（设备分配、人员调整）优化进度。以“最小化总进度延误时间”与“最大化资源利用率”为目标，建立多目标优化模型，采用 PSO 算法求解。

#### 2.3.1 优化目标函数

主目标：

$$\text{最小化总进度延误时间}^{\min \Delta T} = \sum_{i \in \text{关键路径}} (T'_i - T_i^{\text{plan}}),$$

其中  $T'_i$  为优化后工序时间；

副目标：最大化资源利用率  $\max \bar{\eta} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \eta_{ek}$ ，其中  $n$  为设备数量， $\eta_{ek}$  为优化后设备  $k$  的利用率。

#### 2.3.2 约束条件

(1) 设备能力约束： $\eta_{ek} \leq 100\%$ （设备无超负荷运行）；

(2) 工艺约束： $T'_i \geq T_i^{\min}$ （工序时间不低于工艺最小需求，如光刻工序最小时间为 8 小时）；

(3) 资源冲突约束：同一设备不能同时分配给 2 个及以上并行工序。

#### 2.3.3 PSO 算法实现步骤

(1) 粒子编码：每个粒子代表 1 组资源分配方案，维度  $D = m + n$ （ $m$  为关键工序数， $n$  为设备数），粒子位置

$X = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{mn}]$ ， $x_{ij}$  表示设备  $j$  分配给工序  $i$ ， $x_{ij}$  反之；

(2) 适应度函数：采用线性加权法将多目标转化为单目标， $f(X) = \lambda_1 \cdot \frac{1}{\Delta T + \epsilon} + \lambda_2 \cdot \bar{\eta}$ ，其中  $\lambda_1 = 0.6$ 、 $\lambda_2 = 0.4$  为权重， $\epsilon = 10^{-6}$  避免分母为 0；

(3) 迭代更新：粒子速度  $v_{id}(t+1) = \omega \cdot v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [g_d(t) - x_{id}(t)]$ ，位置  $x_{id}(t+1)$ ，其中  $\omega = 0.7$ （惯性权重）， $c_1 = c_2 = 2$ （学习因子）， $r_1, r_2 \sim U(0,1)$ （随机数）；

(4) 收敛判定：当迭代次数达 500 次或连续 20 次迭代适应度函数值变化小于  $10^{-4}$  时，输出最优资源分配方案。

## 3 案例验证

### 3.1 案例背景

以某半导体企业 12nm 逻辑芯片研发项目为验证对象，该项目涵盖 6 大核心阶段、28 个关键工序，计划研发周期 18 个月，涉及光刻机、蚀刻机等 32 台核心设备，目标进度偏差率  $\leq 5\%$ ，资源利用率  $\geq 80\%$ 。2024 年 3 月-9 月，项目试运行传统进度管控方案，期间因光刻设备故障、蚀刻良率不达标等问题，进度偏差率达 9.8%，资源利用率仅 72%；2024 年 10 月起，引入本文提出的数字孪生管控方案。

### 3.2 数字孪生平台搭建

平台硬件包括 IoT 传感器（采集频率 10Hz，覆盖 32 台核心设备）、边缘计算网关（数据传输延迟  $\leq 100\text{ms}$ ）、服务器集群（GPU 为 NVIDIA A100，支持实时仿真）；软件采用 Python（PSO 算法实现）、Unity（虚拟模型可视化）、InfluxDB（时序数据存储）、Vue（前端 dashboard）。

### 3.3 验证结果与分析

#### 3.3.1 进度管控效果

对比传统方案与数字孪生方案的关键指标，结果如表 3 所示：

表 3 传统方案与数字孪生方案的关键指标对比

| 指标      | 传统方案 (2024.3-9) | 数字孪生方案 (2024.10-2025.3) | 提升幅度  |
|---------|-----------------|-------------------------|-------|
| 进度偏差率   | 9.8%            | 3.1%                    | 68.4% |
| 预警响应时间  | 72 小时           | 1.2 小时                  | 98.3% |
| 关键工序返工率 | 8.5%            | 2.2%                    | 74.1% |
| 设备利用率   | 72.0%           | 90.5%                   | 25.7% |

由表 3 可知，数字孪生方案通过实时映射与 M-CPM 预警，将进度偏差率控制在 3.1%（低于目标阈值 5%），预警响应时间从 72 小时缩短至 1.2 小时，有效避免因延误扩大导致的成本超支；同时，PSO 算法的资源调度优化使设备利用率提升至 90.5%，减少资源闲置。

## 结语

半导体产业作为信息技术核心，其研发存在技术复杂度高、资源投入大、风险不确定及周期长的特点，据 SEMI 2024 年报告，全球半导体研发项目因进度管控失效平均成本超支 18%，70% 延误源于“信息孤岛”与“物理-虚拟脱节”。传统进度管控方法依赖静态计划与人工填报数据，难以应对研发动态复杂性，无法实现设备状态、工艺参数与进度计划的实时联

动，也缺乏精准模拟物理环节耦合关系的能力。为此，本文提出基于数字孪生的半导体研发全流程进度管控与优化方案，通过构建物理-虚拟实时映射机制，整合多维度数据建立管控模型，引入改进型关键路径法与粒子群优化算法，以解决研发进度管控难题，为半导体研发精益化管理提供支撑。

## [参考文献]

[1]朱飞玲.半导体高新技术企业研发费用存在的问题及对策[J].中国集体经济.2025(16):97-100.

[2]武卫东,申瑞,姜同玲等.基于 ANSYS Workbench 软件的半导体制冷器性能模拟研究[J].上海理工大学学报.2016,38(03):255-262.