

# 基于神经网络方法的半导体生产工艺优化

王向东 陈咏梅 王守觉

(中国科学院半导体研究所人工神经网络课题组 北京 100083)

石林初

(华晶电子集团公司双极设计所 无锡 214035)

**摘要** 以提高生产成品率为目,利用神经网络的非线性和容错性,对半导体芯片生产过程进行了分析和优化,具体内容如下:(1)使用神经网络方法建立模型,确定生产线上工艺参数和成品率之间的映射关系,构造以工艺参数为输入,成品率为输出的多维函数曲面.(2)对上述多维函数曲面进行搜索,搜索成品率最高的最优点,以该最优点的工艺参数值为依据确定工艺参数的规范值.(3)对工艺参数规范进行优化,在实际生产工艺中反复实践,直至达到提高成品率的目的.生产实践证明,神经网络的分析结果是合理的.根据神经网络分析提出的优化建议,有效地提高了工序能力指数和产品成品率的一致性,具有实际应用价值.

**关键词:** 半导体生产, 工艺优化, 神经网络

**EEACC:** 0650, 7125G

文章编号: 0253-4177(2000)02-0192-05

## Neural Network-Based Optimization of VLSI Wafer Fabrication

WANG Xiang-dong, CHEN Yong-mei and WANG Shou-jue

(Institute of Semiconductors, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China)

SHI Lin-chu

(Huajing Electronics Group Corporation, Wuxi 214035, China)

Received 8 October 1998, revised manuscript received 12 April 1999

**Abstract** A neural-based manufacturing process control system for semiconductor factories is presented. Wafer fabrication is a dynamic, nonlinear, multivariable and complex industrial process. A model based on feedforward neural networks (FNN) is proposed to simulate the wafer manufacturing process. Learning from the historical technological records with a special dynamic learning method, the neural-based model

王向东 男, 1970 年出生, 博士生, 研究兴趣包括人工神经网络、半导体生产过程控制与优化、模式识别、数字信号处理等.

1998-10-08 收到, 1999-04-12 定稿

can approximate the function relationship between the technological parameters and the wafer yield precisely. A gradientdescent method to search a set of optimal technological parameters is used in order to lead to the maximum yield by simulation. The wafer yield increases by 7.63% after the optimal parameters were applied in the wafer fabrication assembly.

**Key Words:** Manufacture of Semiconductor Devices, Optimization of Process, Neural Network

**EEACC:** 0650, 7125G

**Article ID:** 0253-4177(2000)02-0192-05

## 1 前言

半导体生产过程是一个非常复杂的生产过程,在此过程中有很多难以预见的微观因素在起作用。以环境因素为例,影响成品率的因素就有温度、湿度、噪音等。通过对以往半导体生产线上的工艺参数的分析,可以看出,半导体工艺参数的变化呈现出很强的非线性和不确定性,这种变化过程用传统的数学回归方法很难得到精确的模型。

由于传统方法在解决半导体生产过程建模与优化中遇到的困难以及解决这一问题能够带来的巨大效益,使得半导体生产过程的建模与优化成为生产过程控制中最引人注目的问题之一。各国的研究者们在尝试解决半导体生产过程的优化问题时,使用了各种各样最新的技术,如神经网络、模糊逻辑、专家系统、遗传算法等,而其中尤以神经网络以其独有优势受到研究者们的青睐。

九十年代以来,国外不少研究机构,如乔治亚工学院、贝尔实验室、加州大学伯克利分校及麻省理工学院等的研究人员将人工神经网络用于半导体工艺制造过程的建模、优化及监控,取得了许多对工艺参数的选取、优化及工艺设备自动控制等极为有益的成果<sup>[1-9]</sup>。国内也有类似的研究成果报道<sup>[10]</sup>。尤其在使用前馈神经网络对半导体工业生产中某些工序(如分子束外延,等离子刻蚀)进行建模和预测时,取得了比传统方法更优的预测结果。但采用神经网络方法对整个集成电路生产的工艺过程建模并进行整个生产过程成品率优化控制还未见报道。

本文以提高生产成品率为目,利用神经网络的非线性和容错性,对中国华晶电子集团公司电话语音开关电路芯片生产过程进行了分析和优化,具体内容如下:

1. 使用神经网络方法建立模型,确定生产线上工艺参数和成品率之间的映射关系,构造以工艺参数为输入,成品率为输出的多维函数曲面。
2. 对上述多维函数曲面进行搜索,搜索成品率最高的最优点,以该最优点的工艺参数值为依据确定工艺参数的规范值。
3. 对工艺参数规范进行优化,在实际生产工艺中加以实践,反复进行,直至达到提高成品率的目的。

生产实践证明,神经网络的分析结果是合理的。根据神经网络分析提出的优化建议,有效地提高了工序质量和产品成品率的一致性,具有实际应用价值。

## 2 半导体生产应用背景介绍

目前在半导体工业生产的控制与检测中,通过提高工序能力来保证产品成品率是常用的方法。

半导体芯片的生产过程是一种复杂的多工序生产过程,一种芯片的生产往往包括几十甚至几百个工序。工序是产品制造过程的基本环节,工序的质量将最终决定产品的制造质量。参数与工艺规范偏离越小,通常认为工序质量就越高。然而,在实际过程中,有时在工序能力指数较高的情况下,产品的成品率却比较低。导致这种情况发生的一个重要原因,在于参数规范值的不合理。

半导体生产过程中,有些工序的工艺规范是根据半导体生产的知识和经验推断而来的,有可能不够合理.此外,由于加工条件等随着时间的推移而逐渐变化,也会导致原先合理的工艺规范变得不合理.

### 3 建模与优化

#### 3.1 基于神经网络方法的静态建模

在对生产过程进行分析和优化的过程中,建模时使用的神经网络算法合适与否,和工作能否顺利进行有很大关系.鉴于半导体芯片的生产过程是一个复杂的非线性过程,而且测得的工艺参数与实际情况之间有一定的差别,所以用以生产过程建模的神经网络必须具备以下特征:

1. 非线性映射能力较强.
2. 具有一定的去噪和容错能力.

条件 1,2 并不难满足,目前应用最广泛的前馈网络-BP 网络就具备以上特征.然而,除此以外,为了建模以后搜索最优点的工作顺利进行,神经网络算法还应具有以下特征:

3. 通过神经网络建模构造的映射函数曲面上没有很多局部最优点.
4. 映射函数曲面的最优点应该与实际工艺参数的数值比较接近.

为了满足条件 3,4,我们使用具有局部响应特性的高斯函数作为网络隐层神经元的激励函数,输出神经元则仍然使用 Sigmoid 函数做为激励函数.关于神经网络的理论研究表明,在网络的隐层激励函数为非多项式函数而输出层激励函数为线性函数的前提下,前馈网络能够以任意精度逼近任意连续函数.这个结论说明,我们定义的前馈网络模型,其映射能力能够保证满足对生产线建模的要求.

与 BP 网络类似,网络的训练算法是一种基于最小均方误差准则的梯度下降算法.训练算法的基本精神是:从实际输出与期望输出的方差出发,沿网络内信号传输的相反方向逐层推算出每一层输出的相应偏差,据此调整网络参数(隐层单元的中心值和方差,隐层和输出层间的连接权值),尽可能降低网络误差函数,直至网络达到要求性能.算法本质上是一种最速下降法,其迭代公式为:

$$w(n) = w(n-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial w(n-1)} \quad (1)$$

其中  $w$  为网络参数向量;  $E$  为网络误差函数.这种网络的基本结构如图 1 所示.

#### 3.2 神经网络模型的动态滚动

半导体生产过程是一个非常复杂的生产过程,在此过程中有很多难以预见的微观因素在起作用.生产过程本身的不稳定,以及在采集工艺参数时各种主客观因素的影响,使得神经网络模型的训练样本表现出相当大的偶然性,未必都能反映出芯片生产的规律,而且其中某些样本还可能和实际情况有较大的出入.在这种情况下,使用传统的神经网络训练方法建立符合半导体生产规律的模型就十分困难.

针对半导体生产的这一具体情况,我们提出了神经网络模型的动态滚动方法,具体内容如下:

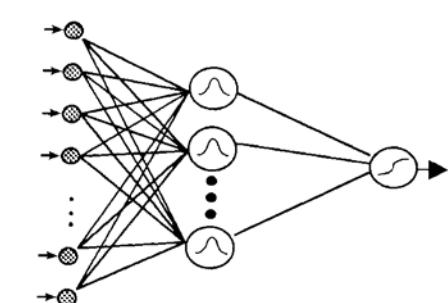


图 1 前馈网络结构示意图

FIG. 1 Structure Diagram of Feedforward Neural Network

1. 把采集到的工艺参数样本分为训练样本和测试样本,根据训练样本训练后确立神经网络参数,将测试样本输入神经网络,检验神经网络的输出是否符合实际情况.
2. 在网络输出与实际情况有偏差的情况下,从训练样本集中剔除若干样本,重新训练.
3. 以两次训练的结果比较,如果重新训练的结果更接近实际情况,则判定剔除的样本不能反映半导体芯片生产的规律性,以剔除后余下的训练样本组成新的训练样本集.
4. 反复重复以上过程,直至训练样本集已无法剔除,根据此时的训练样本集进行训练,建立最终的神

经网络模型.

### 3.3 映射函数曲面的动态搜寻算法

使用多层前馈网络构造出映射函数曲面后, 以样本集当中成品率高的样本为出发点, 使用最速下降法搜寻映射函数曲面的最优点, 得到的网络输出我们称为新样本的模拟成品率.

网络的输入  $x$  和输出  $y$  的关系可以定义为以下的函数关系:  $y = f(wx)$ . 误差函数曲面的动态搜寻就是指在  $w$  保持不变的情况下, 搜寻使输出  $f(wx)$  最大的输入  $x$ . 我们使用最速下降算法完成这一过程, 即按照下式迭代网络的输入  $x$ :

$$x(n) = x(n-1) + \eta \frac{\partial f(wx)}{\partial x(n-1)} \quad (2)$$

## 4 实际应用

本文中的实际应用工作, 是和无锡中国华晶电子集团总公司合作开展的, 以该公司双极生产线上电话话音开关电路芯片的生产作为分析对象.

半导体芯片的测试成本较高, 耗时也较长. 为了不给生产线增加工作量, 同时又能尽量利用已有的工艺参数历史数据, 我们以生产线上随件单中的常规检测参数作为神经网络的输入, 成品率为网络输出. 华晶公司先后为我们提供了 1997 年 113 件随件单, 98 年首批 20 件随件单, 98 年第二批 26 件随件单.

### 4.1 工艺参数的选取和预处理

电话话音开关电路芯片生产是一个相当复杂的过程, 由 41 道工序组成, 随件单上采集的工艺参数相当繁杂. 对工艺参数的选取和预处理是必要和有益的.

我们删除了部分参数: 无法优化的参数, 如开始投片日期和中测日期; 难以定量表示的参数, 如扫描电子显微镜(SEM) 检查的表征参数等; 基本不变, 难以作为外推依据的参数, 如深磷再扩散厚度, 隔离 CVD 厚度等. 其他删除的参数还有, 隔离再扩散 BV, (三次光刻) 二氧化硅 CVD 厚度和磷砷涂复厚度.

保留的参数中, 一部分也进行了预处理: 如外延层电阻率和厚度, 原来都以其上下限来表征, 现改为以其测得的均值来表征; 统计成品率时原来用三个参数(芯片总数, 良品数和成品率), 现改为以成品率来表征. 最后, 所有参数都经过了归一化处理.

### 4.2 映射函数曲面最优点的搜索结果和工艺参数规范优化

经过参数选取和预处理以后, 最终得到的作为网络输入的工艺参数计有 21 项, 如表 1 所示, 而网络的输出只有一个——成品率. 这就决定了前馈网络应该具有 21 个输入神经元, 1 个输出神经元. 经过反复尝试, 我们决定网络的隐层神经元数为 4.

表 1 优化建议

Table 1 Optimization Proposals

参数名称	参数优化中心值	优化参数范围	单位
深磷预淀积电阻率	3.9	3.6~4.2	$\Omega/\square$
L-PNP- $h_{fe}$	20	$\geq 20$	
监测电阻 $R$	1.47	$1.47 \pm 0.30$	$k\Omega$

首先, 我们使用以 97 年 133 组工艺参数数据构成的样本集对神经网络进行初次训练, 以初次训练完成后的网络状态作为网络初始状态, 使用以 98 年首批 20 组工艺参数作为神经网络的训练样本集, 对神经网络进行再训练, 从而完成对神经网络的动态修正. 然后, 我们对神经网络模型的映射函数曲面进行最优点搜索, 得到了工艺参数的理想值, 作为对参数规范进行优化的依据. 然而, 如果对全部 21 个工艺参数的规范值同时进行改进, 将很难判断到底是哪一项参数的改进有实际效果, 对信息的反馈和模型的动态修正

不利。而且实际上也没有必要对工艺参数全部改进,因为有些工艺的控制中心值与优化后的中心值吻合得很好,如外延厚度的中心值和优化结果就相差无几,说明原有工艺规范是相当合理的。所以,我们挑选出参数最优值与原有工艺规范中心值差距较大的3个可控参数,提出优化建议如表1所示。

#### 4.3 优化结果实用性的验证

在建模时使用的133批随件单内,有112批芯片符合原有工艺规范,这112批芯片的成品率均值为51.7%。提出优化建议以后,我们使用98年的26件随件单(这26件随件单是全新的,不包括在建模时使用的随件单内)对优化建议进行验证,在这26件随件单中,符合新的工艺规范的批次有15批,其成品率均值为55.7%,相对提高了7.63%。可以看出,神经网络的分析和优化是合理的,优化后的工艺规范可以更精确的表征工序质量,对提高成品率切实有效。目前优化的工艺规范已经在华晶公司投入实际应用。

### 5 结论与讨论

本项目以大规模集成电路的工业化大生产中主要工艺的优化问题作为具体研究对象,其研究成果不仅对神经网络在用于优化方面的模型与算法上具有科学意义,而且有较大的实际应用价值。鉴于本文提出的方法对工业生产具有一定的普适性,相信它对于其他行业的工业生产也有潜在的应用价值。

**致谢** 没有华晶公司领导的帮助和该公司五分厂技术人员的积极配合,本文的研究结果是无法取得的,在此我们表示真挚的感谢。

### 参 考 文 献

- [1] Gwang-Hoon Park, Yoh-Han Pao, Boris Igelnik *et al.*, IEEE Trans. on Neural Networks, 1996, **7**(4): 816~ 829.
- [2] Jill P. Card, Debbie L. Sniderman and Casimir Klimasauskas, IEEE Trans. on Neural Networks, 1997, **8**(4): 883~ 901.
- [3] Sungzoon Cho, Yongjung Cho and Sungchul Yoon, IEEE Trans. on Neural Networks, 1997, **8**(4): 453~ 456.
- [4] S. Han, M. Ceiler, S. Bidsrtup, P. Kohl and G. May, IEEE Trans. Components, Packaging and Manufacturing Technology, 1994, **17**(2): 174~ 182.
- [5] Michael D. Baker, Christopher D. Himmel and Gary S. May, IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing, 1995, **8**(1): 254~ 265.
- [6] Seung-Soo Han, Li Cai and Gary S. May, IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing, 1996, **9**(3): 343~ 349.
- [7] Y. L. Huang, Thomas F. Edgar, David M. Himmelblau and Isaac Trachtenberg, IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing, 1994, **7**(3): 333~ 339.
- [8] Byungwhan Kim and Gary S. May, IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing, 1994, **7**(1): 334~ 339.
- [9] Edward A. Rietman, IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing, 1996, **7**(1): 70~ 75.
- [10] 徐重阳,等,电子学报,1998,26(5):26~ 29[Xu Chongyang *et al.*, Acta Electronica Sinica, 1998, **26**(5): 26~ 29 (in Chinese)].