

基于神经网络的集成电路 生产过程建模与优化

王向东 陈咏梅 王守觉

(中国科学院半导体研究所 北京 100083)

(E-mail: wangii@liana.ia.ac.cn)

石林初

(华晶电子集团公司双极设计所 无锡 214000)

摘 要 以提高半导体生产线的成品率为目标,利用神经网络对半导体芯片生产过程进行了建模和优化.首先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,构造多维映射函数曲面;随后对多维映射函数曲面进行搜索,搜索成品率最高的最优点,据此确定工艺参数的规范值;最后,根据优化后的工艺参数规范进行实际生产.采用这种优化建议,半导体生产线的平均成品率由 51.7% 提高到了 57.5%.

关键词 神经网络,芯片制造,工序能力指数,提高成品率.

NEURAL NETWORK-BASED OPTIMIZATION OF VLSI WAFER FABRICATION

WANG Xiang-Dong CHEN Yong-Mei WANG Shou-Jue

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

(E-mail: wangii@liana.ia.ac.cn)

SHI Lin-Chu

(Huajing Electronics Group Corporation, Wuxi 214000)

Abstract In this paper, we present a neural-based manufacturing process control system to improve the lot yield of wafer fab. The process is as follows: 1. A model based on feedforward neural networks is proposed to simulate the wafer manufacturing process. Learning from the historical technological records with a special dynamic learning method, the neural-based model can approximate the function relationship between the technological parameters and the wafer yield precisely. 2. We also use a gradient-descent method to search a set of optimal technological parameters that lead to the maximum yield by simulation. 3. We optimize the specifications of the wafer fab according to the optimal parameters. The wafer yield increases by 11.2% after the optimized specifications are applied to the wafer fabrication assem-

bly.

Key words Neural networks, wafer fabrication, process capability index, yield enhancement.

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因素在起作用.以环境因素为例,影响成品率的因素就有空气洁净度、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.

人工神经网络对于辨识和逼近复杂的非线性系统有优越的性能,已经在控制领域内得到了广泛而成功的应用.然而,尽管国内外不少研究机构都尝试将人工神经网络用于半导体工艺制造过程中某一特定加工工序的建模、优化及监控,但这些方法尚未被半导体制造商真正在实际的集成电路工业生产过程中采用,尤其是依靠神经网络方法成功地对集成电路芯片生产全过程进行优化,无论是在生产实践还是科学试验中都没有先例^[1~6].在本文中,我们以提高生产成品率为目标,利用神经网络的非线性和容错性,以华晶公司的电话话音网络电路为例,研究半导体芯片生产过程的建模和优化问题.

1) 针对半导体芯片生产线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,以最优参数(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,根据神经网络分析提出的优化建议,有效地提高了半导体生产线的成品率.

2 半导体生产过程的工序组成

华晶公司生产的电话机话音网络电路芯片属于双极模拟电路,其生产过程相当复杂,由以下工序组成:

一次氧化—深磷光刻—深磷腐蚀—深磷预淀积—深磷再扩散—一次光刻—一次腐蚀—隔离 CVD—隔离再扩散—去氧化膜—薄氧化—基区光刻—测试条宽—基区硼注入—去胶—基区扩散—P-光刻—测试条宽—P-硼注入—去胶 2—氧化硅 CVD—P-退火—三次光刻—三次腐蚀—发射区预淀积—P-AS 涂复—发射区再扩散—电容腐蚀—氮化硅淀积—氮化硅光刻—四次光刻—四次腐蚀—溅射铝—五次光刻—五次腐蚀—SEM 检查—合金—钝化 CVD—钝化光刻—钝化腐蚀—合金测试—中测.

3 建模与优化

3.1 静态建模以及神经网络的结构设计

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总有一定差异,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) 和 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.典型的 BP 网络根据负梯度方向优化网络参数,激励函数通常采用 Sigmoid 函数.除此以外,为了建模以后搜索最优点的顺利进行以及保证最优参数的物理意义,神经网络算法还应具有以下特征:

- 3) 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.

为了以上条件,我们使用前馈神经网络,并以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,这种结构的前馈网络称为径向基函数(RBF).网络的输出神经元则仍然使用 Sigmoid 函数作为激励函数.与 BP 网络类似,这种网络的训练算法本质上是一种基于最小均方误差准则的梯度下降算法,根据负梯度方向优化网络参数.网络的基本结构如图 1.

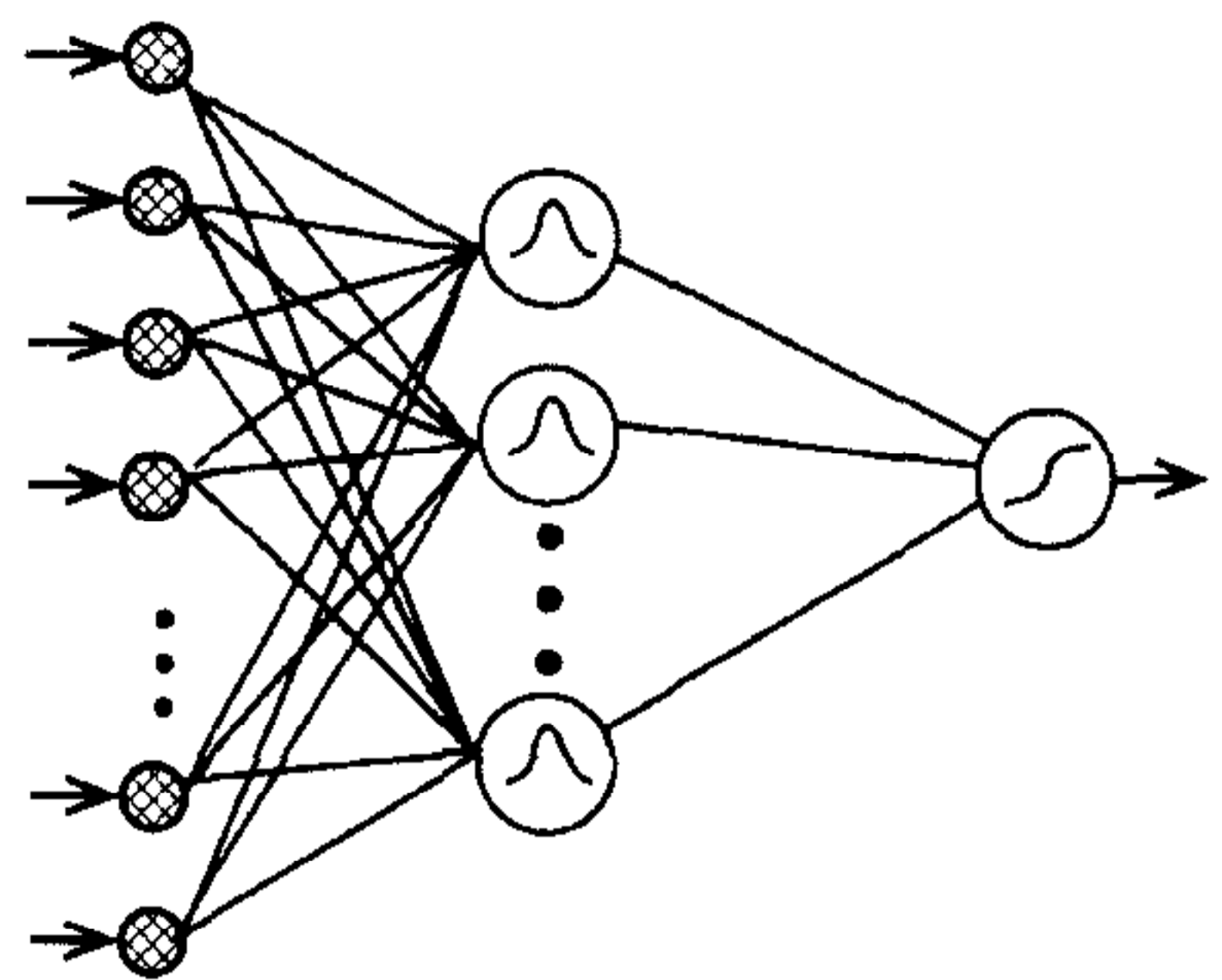


图 1 前馈网络结构示意图

在集成电路生产过程中,从生产线上采集的测试数据中必然含有一定的噪声.事实上,由于技术或管理方面的原因,在某些样本中噪声的影响非常突出,已经使得样本严重偏离实际情况.这种情况给神经网络的学习带来了极大的困难.如何解决前馈网络对有噪样本的学习问题,是对集成电路生产过程建模成败的关键.

在使用神经网络进行学习时,希望神经网络对训练样本集的学习是对其包含的规律性信息的学习,而对样本中包含的非规律性信息(即噪声)则加以摒弃.如果神经网络对含有噪声的样本集的训练误差趋近于 0,则正说明神经网络不仅学习了样本包含的规律性信息,也“学习”了样本中的噪声.这说明在针对有噪样本进行学习时,神经网络的学习效果不应该仅以网络的训练误差为判据.因此,我们使用了独立的测试样本集验证网络的学习效果.

如果直观地描述样本中噪声对神经网络输入输出函数曲面的影响,可以说神经网络对样本包含的噪声的“学习”使得曲面上出现许许多多的“毛刺”,函数曲面的平滑程度因此而降低.我们认为,如果希望神经网络只学习样本包含的规律性信息而不“学习”样本中的噪声,则除了考虑降低网络的训练误差以外,还应该保证网络的输入输出函数曲面具有一定的平滑程度.在本文中,我们通过调整前馈网络的规模控制其输入输出函数曲面的光

滑程度. 前馈网络的输入输出函数曲面的平滑程度和网络的规模有关, 一般来说, 网络的规模越大, 网络参数的数目越多, 函数曲面的形状越复杂, 曲面平滑程度越低. 因此, 在网络设计时, 我们在保证网络学习能力的前提下, 对网络的规模加以限制.

决定网络规模的步骤如下:

1) 将从生产线采集的样本分为训练样本和测试样本两个子集;

2) 使用一个小规模的神经网络(例如网络只有一个隐层神经元), 根据训练样本集对网络进行训练, 直至最终收敛; 然后, 将测试样本输入神经网络, 计算网络的输出和理想输出的误差(即测试误差); 选择不同的网络初始状态多次重复网络的学习和测试, 统计学习误差和测试误差的期望值;

3) 增加一个网络隐层神经元, 重新学习和测试, 如此逐步扩大网络规模, 直至网络规模的增大已无法带来学习误差的明显降低为止;

4) 判定网络的验证误差期望值最小时网络的学习效果最好, 选择此时的网络规模用于生产线建模.

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:

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较第一次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) 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, 对曲面最优点的动态搜寻算法如下:

1) 以样本集中成品率高的样本为搜寻的出发点;

2) 对样本的各工艺参数加以微扰, 构造出新的样本, 输入神经网络模型, 得到的网络输出称为新样本的模拟成品率;

3) 观察各工艺参数受到微扰后对模拟成品率的影响, 确定哪些工艺参数是影响成品率的敏感因素, 找出使成品率增加的工艺参数优化方向;

4) 使工艺参数向成品率增加的方向修正, 得到新的样本, 然后以新样本为出发点再次寻找优化方向; 如是反复迭代, 直至无论对样本加以怎样的微扰, 新样本的模拟成品率都会降低, 此时我们判定样本与曲面最优点重合.

4 实际应用

本文中的实际应用工作,是在华晶公司的双极生产线上开展的,以该公司产品——电话机话音网络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,同时又能够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.双极生产线先后为我们提供了 1997 年 113 件随件单,1998 年年初的 46 件随件单,每张随件单记录了一个批次的芯片的工艺参数和成品率,每批次芯片的应有良品数约为 2 万左右。

4.1 工艺参数的选取和预处理

半导体芯片生产是一个相当复杂的过程,随件单上采集的工艺参数也相当繁杂.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 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,有些也进行了预处理,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 1 个——成品率.这就决定了前馈网络应该具有 21 个输入神

表 1 原工艺参数规范及其优化中心值

参数名称	原参数规范值	搜索得参数最优值	单位
外延电阻率	1.5 ~ 2.2	1.991 409	$\Omega \cdot \text{cm}$
外延厚度	9.0 ~ 11.0	9.850 355	μm
一次氧化厚度	0.7±0.07	0.710 0	μm
深磷预淀积电阻率	3.5 ~ 4.1	3.886 59	Ω/\square
薄氧化厚度	0.12±0.01	0.109 3	μm
基区光刻测试条宽	10±0.5	9.925 140	μm
P-光刻测试条宽	6.0±0.5	6.101 578	μm
发射区预淀积电阻率	10~14	11.999 152	Ω/\square
氮化硅淀积厚度	0.1±0.01	0.099 6	μm
钝化厚度	1.0±0.1	0.960 0	μm
发射区电参数 NPN-Hfe	80~120	107	μm
NPN-BVceo	≥30	42	
NPN-BVcbo	*	90	V
NPN-BVebo	*	6.786 976	V
合金特性检查:NPN-Hfe	70~240	110	V
NPN-BVceo	≥20	31	
NPN-BVcbo	*	71	V
NPN-BVebo	*	6.823 774	V
L-PNP-Hfe	≥25	20	V
L-PNP-BVceo	≥35	50	
监测电阻:R	1.6±0.32	1.463 119	k Ω

* 生产过程中对这些参数不作控制。

神经元, 1 个输出神经元. 使用 3.1 中的独立样本集测试法, 我们决定网络的隐层神经元数为 4.

首先, 我们使用以 1997 年 113 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 1998 年首批 46 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, 详见表 1.

4.3 最终的优化建议

经过神经网络的分析 and 优化, 得到了优化过的参数规范的中心值. 然而, 得到优化结果以后, 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 2 所示.

表 2 优化建议

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	Ω/\square
L-PNP-Hfe	20	≥ 20	
监测电阻 R	1.47	1.47 ± 0.30	k Ω

4.4 优化结果实用性的验证

在提出优化建议之前, 华晶公司生产的 133 批电话网络话音电路芯片的平均成品率为 51.7%. 提出优化建议以后, 根据新的工艺规范生产的 26 批芯片(这 26 批芯片是全新的, 不包括在建模时使用的批次内)的平均成品率为 57.5%, 相当于芯片总产量提高了 11.2%. 每批次芯片的应有良品数为 2 万左右. 实践结果表明, 基于神经网络的建模和优化是合理的, 对提高成品率有切实有效的作用.

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. 此外, 本文提出的方法对工业生产具有一定的普适性, 相信对于其他行业的工业生产也有潜在的应用价值.

致谢 真诚感谢华晶公司领导的大力支持和该公司双极生产线技术人员的积极配合.

参 考 文 献

- 1 Jill P Card, Debbie L Sideman, Casimir Klimasauskas. Dynamic neural control for a plasma etch process, *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1997, 8(4): 883~901

- 2 Gwang-Hoon Park, Yoh-Han Pao, Boris Igel'nik *et al.* Neural-net computing for interpretation of semiconductor film optical ellipsometry parameters. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1996, 7(4):816~829
- 3 Seung-Soo Han, Li Cai, Gary S May *et al.* Modeling the Growth of PECVD silicon nitride films for solar cell applications using neural networks. *IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing*, 1996, 9(3):343~349
- 4 Michael D Baker, Christopher D Himmel, Gary S May. Time series modeling of reactive io etching using neural networks. *IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing*, 1995, 8(1):254~265.
- 5 Byungwhan Kim, Gary S May. An optimal neural network process model for plasma etching. *IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing*, 1994, 7(1):334~339
- 6 Huang Y L, Thomas F Edgar, David M Himmelblau *et al.* Constructing a reliable neural network model for a plasma etching process using limited experimental data, *IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing*, 1994, 7(3):333~339

王向东 1970年生,博士,现为中国科学院自动化研究所博士后.目前研究兴趣包括神经网络、模式识别、图像处理、计算机视觉等.

王守觉 1925年生,同济大学毕业,中国科学院院士,中国电子学会副理事长,《电子学报》主编.他是中国半导体学科奠基人之一,现从事半导体超高速电路与神经网络算法、模型、硬件和应用的研究.

2001年中国人工智能学会全国学术年会(CAAI-9)征文通知

20世纪90年代,智能理论与技术获得了前所未有的进步,智能技术的应用呈现出空前的繁荣。毫无疑问,作为21世纪最有影响力的两个领域——信息学与生物学——的交叉,智能领域必然成为整个科学技术关注的焦点。

为了总结我国智能领域所取得的成就,交流最新进展,迎接21世纪智能领域的更大挑战,为了祝贺中国人工智能学会智能信息网络专业委员会、教育与科普委员会、可拓工程专业委员会的成立,中国人工智能学会定于2001年10月8—10日在北京召开第九次全国学术年会。欢迎高等学校教师、科研院所和企业的科技人员以及博士生、硕士生踊跃参加新世纪我国智能领域的第一次学术盛会。

年会期间,将召开中国人工智能学会理事扩大会议,进行理事会换届和增补新理事,请全体理事、各专业委员会以及关心学会发展的广大同仁届时与会。

本届学术年会的主题:智能与网络。征文领域包括(但不限于):

一、基础理论研究

智能的生理学基础	智能的认知学基础
离散数学与逻辑学理论	智能研究的哲学与方法论

二、基本技术研究

知识工程与知识理论	搜索理论与方法
神经网络新模型与新算法	网络智能、分布智能与群体智能
机器学习	人工生命

(下转第317页)