

# 支持向量机的参数优化及其在故障诊断中的应用

林 辉 王德成

(西北工业大学自动化学院 西安 710072)

**摘 要** 针对支持向量机分类器的参数优化问题,提出了一种基于混沌遗传算法的参数选择方法。采用轨道均匀分布的反三角函数 Logistic 映射产生优化变量,等概率搜索优化区间,克服了 Logistic 映射优化算法对优化区间边缘进行大概率搜索的缺陷;利用混沌的遍历性产生初始群体,对部分适应度较差的个体进行混沌寻优,解决了遗传算法的早熟和收敛问题。将该方法应用于无刷直流电机功率变换器开关管开路故障分类器中,实现了分类器参数优化。结果表明,该算法是可行、有效的。

**关键词** 混沌优化,遗传算法,支持向量机,高斯核函数,故障诊断

**中图分类号** TM307 **文献标识码** A

## Optimizing Support Vector Machine Parameters and Application to Fault Diagnosis

LIN Hui WANG De-cheng

(Automatic College of Northwest Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract** Aiming at parameters optimization problem of classifier based on support vector machine, one kind of parameters selection algorithm was presented based on chaos genetic algorithm. The anti-trigonometric function Logistic map that has uniform track distribution was used to carry out chaos optimization. Therefore, it can search whole optimization interval by equal probability, overcoming disadvantage that Logistic map chaos optimization searches optimization interval edge by greater probability. Start population was produced by using chaos ergodicity. Chaos disturbance was added to chromosome that has bad fitness, in order to carry out chaos optimization. It solved premature problem and convergence problem of genetic algorithm. This method was applied to fault classifier parameters optimization of open-switch damage in brushless dc motor power converter. Experimental results assess effectiveness and feasibility of the proposed approach.

**Keywords** Chaos optimization, Genetic algorithm, Support vector machine, Gauss kernel, Fault diagnosis

无刷直流电机普遍应用于军用和民用工业中,尤其在舵机伺服控制系统中,其重要执行部件谐波减速器就是由无刷直流电机驱动的。研究无刷直流电机故障诊断,不仅可以提高设备安全经济运行的稳定性,而且能够进一步实施驱动系统容错技术。基于人工智能的神经网络诊断方法,在工程中取得了一定的成效<sup>[1]</sup>。由于神经网络存在过学习和泛化能力低的缺陷,近年来支持向量机(Support Vector Machine, SVM)得到了广泛的关注。支持向量机以统计学习理论为基础,是一种基于结构风险最小原理的机器学习方法,能够解决训练样本缺乏问题,具有较好的泛化能力。故障分类器的性能与支持向量机的核参数和误差惩罚参数有很大关系。建立故障分类器时,往往通过反复试验,由人工选出令人满意的参数<sup>[2,3]</sup>。这种方法依赖于人的主观经验,而且需要付出较高的时间代价。因此,研究支持向量机参数自动优化选择的方法,对故障分类器的建立及其性能优化具有重要意义。

遗传算法使用由目标函数变换来的适应度函数值,确定进一步的搜索方向和搜索范围,克服了传统优化算法借助于目标函数的导数确定搜索方向的缺点,但存在早熟和接近最

优收敛速度慢的缺陷<sup>[4,5]</sup>。混沌遗传算法利用混沌序列产生初始种群,减少可能出现的数据冗余,有助于加快遗传算法的收敛速度;将混沌序列嵌入到遗传操作中,对部分适应度较差的个体附加混沌扰动进行搜索,引导种群进化,解决了遗传算法在接近全局最优解时收敛速度明显减慢的缺陷<sup>[10]</sup>。

目前应用于优化问题的混沌序列主要采用 Logistic 映射<sup>[10-12]</sup>。Logistic 映射产生的混沌序列概率的分布呈现两头大中间小,进行混沌优化时,搜索过程大多在优化区间的两端进行。当全局最优解位于优化区间的中间时,这种混沌优化算法不利于找到全局最优解。在分析 SVM 及其参数对泛化能力的影响基础上,本文以均匀分布的反三角函数 Logistic 映射为基础,建立了一种基于混沌遗传算法的 SVM 优化算法。将该算法应用于无刷直流电机功率变换器开关管开路故障分类器中,实现了分类器参数优化。结果表明该算法具有较优的寻优性能。

## 1 支持向量机

支持向量机是从线性可分情况下的最优分类面发展而来

到稿日期:2009-06-08 返修日期:2009-08-27 本文受航空科学基金项目(2007ZC53036)资助。

林 辉(1957-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为故障诊断、电机控制、迭代学习控制等, E-mail: linhui@nwpu.edu.cn; 王德成(1981-),男,博士生,主要研究方向为故障诊断、智能自动化装置。

的,其基本思想是寻找不但能够将所有训练样本正确分类,而且使样本中离分类面最近的点到分类面距离(间隔)最大的最优分类面<sup>[7]</sup>。

对于线性可分样本集 $(x_i, y_i)$ ,其中 $i=1,2,3,\dots,n, x \in R^d, y_i \in \{+1, -1\}$ ,最优分类面满足:

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0 \quad (i=1,2,3,\dots,n) \quad (1)$$

通过间隔最大化,构造变量 $w$ 和 $b$ 的最优化问题:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2)$$

求解以式(2)为优化目标和式(1)为约束条件的优化问题,得最优解 $w^*$ 和 $b^*$ ,由此可以得到决策函数:

$$f(x) = \text{sgn}((w^* \cdot x) + b^*) \quad (3)$$

对于线性不可分的样本集 $(x_i, y_i), i=1,2,3,\dots,n, x \in R^d, y_i \in \{+1, -1\}$ ,首先选取适当的核函数 $K(x, x')$ 和适当的误差惩罚参数 $C$ ,构造最优化求解问题:

$$\begin{aligned} \max_a & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j a_i a_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^n a_j \\ \text{s. t.} & \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \\ & 0 \leq a_i \leq C \end{aligned} \quad (4)$$

求得最优解 $a^* = (a_1^*, \dots, a_n^*)^T$ ,选取 $a^*$ 的一个正的分量,计算阈值:

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^n y_i a_i^* K(x_i, x_j) \quad (5)$$

构造决策函数:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n y_i a_i^* K(x_i, x_j) + b^*) \quad (6)$$

核函数 $K(x, x')$ 隐含地确定映射函数和特征空间。给定一个核函数,确定一个数据子空间,限制了在该数据空间构造最优分类面的复杂程度,决定了结构风险最小化原则中嵌套结构 VC 维的上限。Schölkopf 等在文献[7]中提出无先验知识的学习应首选高斯核函数,高斯核函数的形式为:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / (2\delta^2)) \quad (7)$$

误差惩罚参数 $C$ 实现在错分样本比例和算法复杂度之间的折衷,即在确定的特征子空间中调节学习机置信范围和经验风险的比例以使学习机的泛化能力最好。在确定的特征子空间中, $C$ 的取值越小表示对经验误差的惩罚越小,学习机的复杂度小而经验风险较大;如果 $C$ 取 $\infty$ ,所有的约束条件都必须满足,对训练样本必须要准确地分类。每个数据子空间至少存在一个合适的 $C$ 使 SVM 泛化能力最好。当 $C$ 超过一定值时,SVM 的复杂度达到了数据子空间允许的最大值,经验风险和泛化能力不再变化。

## 2 基于均匀分布的混沌遗传算法的 SVM 参数优化

### 2.1 反三角函数 Logistic 映射

引入映射:

$$\begin{cases} z_{n+1} = 4z_n(1-z_n) \\ s_{n+1} = \arcsin[\sqrt{4z_n(1-z_n)}] \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中序列 $\{z_n\}$ 为 Logistic 映射确定的混沌序列,其概率密度函数为:

$$f(z) = \frac{1}{\pi \sqrt{z(1-z)}} \quad z \in [0,1] \quad (9)$$

式(8)中的序列 $\{s_n\}$ 为相应 Logistic 序列的反三角函数。因此称 $\{s_n\}$ 为反三角函数 Logistic 序列,定义域为 $[0, \pi/2]$ 。

$\{s_n\}$ 的概率密度函数为:

$$f(s) = \frac{1}{\pi \sqrt{\sin^2(s)[1-\sin^2(s)]}} [\sin^2(s)]' \quad (10)$$

整理式(10)可得:

$$f(s) = \frac{2}{\pi} \quad (11)$$

因此,式(8)确定的反三角函数 Logistic 序列 $\{s_n\}$ 在定义域内呈现均匀分布。利用反三角函数 Logistic 映射进行混沌优化,能够对混沌优化区间进行等概率搜索。

### 2.2 混沌遗传优化 SVM 参数算法

混沌遗传算法需要一些策略来终止算法。简单的方法是预先设置最大进化代数,这种终止条件过于机械化,当算法还未搜索到最优解时就有可能达到预先设置最大进化代数而被迫退出,得不到最优解;另一方面,当算法已经搜索到最优解时,这种额外的重复迭代浪费系统资源和时间。另一种终止条件是根据相邻若干代的种群平均适应度的变化来判断。遗传算法会在解的附近显示出振荡,而不会进一步收敛,靠这种方式终止遗传算法需要较长的运算时间。当种群收敛于最优解时,个体的相似性会增加,测量种群的变异性就相当于测量收敛性。选用最优个体适应度与种群平均适应度的差异作为算法终止条件。

SVM 分类器的好坏,主要看它的泛化能力,即对未知数据测试的准确性。结合混沌遗传算法能够搜索函数极大值的特点,选取对测试样本数据集的正确诊断率作为 SVM 参数优化问题的目标函数,即遗传操作的适应度函数。SVM 的核参数 $\delta$ 和误差惩罚参数 $C$ 组成遗传操作中的个体。

应用混沌遗传算法优化 SVM 参数的计算步骤如下:

Step1 算法初始化:选择算子、交叉算子、变异算子、种群规模、变量取值范围、迭代终止条件。

Step2 给定两个初值 $P_{i_1}^{(0)}$ 和 $P_{i_2}^{(0)}$ ,即核参数 $\delta$ 和误差惩罚参数 $C$ 的初值,利用式(8)确定的反三角函数 Logistic 映射生成变量 $P_{i_j}^{(0)}$ ( $i=1,2; j=1,2,\dots,M$ ),并按式(12)将生成变量映射到优化变量可行域上,得到初始种群 $Q_j^{(0)}$ 。

$$Q_{i_j}^{(0)} = a_i + P_{i_j}^{(0)} * \frac{2}{\pi} * (b_i - a_i) \quad (12)$$

Step3 对当前种群个体进行选择、交叉和变异遗传操作。

Step4 计算新的正确诊断率,求出个体最大正确诊断率 $f'(P')_{\max}$ 和平均正确诊断率 $\bar{f}(P')$ ,若式(13)成立,则认为寻优过程结束,输出最优解;否则转入 Step5。

$$f'(P')_{\max} - \bar{f}(P') < a \quad (13)$$

Step5 对当前种群中部分正确诊断率较差的个体按照式(14)施加混沌扰动,在局部子区间搜索最优值。其中 $r^*$ 为当前最优解映射到 $[0, \pi/2]$ 的混沌变量, $r_k$ 为迭代 $k$ 次的混沌变量, $r_k'$ 为施加的混沌扰动。随着进化代数的增加, $a$ 逐渐变小,保证迭代逐渐向最优解靠近。

$$r_k' = (1-a)r^* + ar_k \quad (14)$$

Step6 计算个体新的正确诊断率,求出个体最大正确诊断率和平均正确诊断率,若式(13)成立,则认为寻优过程结束,输出最优解;否则转入 Step7。

Step7 若达到最大遗传代数,则终止运算,输出最优解;否则转向 Step3。

### 3 故障分类器参数优化的实现

电压型逆变器由于其主电路结构简单、控制电路灵活等优点,成为无刷直流电机驱动控制系统功率变换器的首选。功率半导体器件在高温下以几千赫兹以上的频率,连续地进行开通和关断交替动作,致使功率变换器容易发生开关管开路故障,典型故障电路拓扑结构如图1所示。若 $F_i$ 处于断开状态,表明第 $i$ 个开关管处于开路故障状态;开关管发生开路故障后,停止导通,绕组通过续流二极管连接到母线上。提取开关管开路故障以及正常运行状态的电机相电流功率谱数据作为样本数据,建立6种故障以及正常运行状态的7类分类器。每类提取70个样本,组成含有490个样本的数据集。在数据集中,每类选取16个样本,共计112个样本构成训练集;剩余的378个样本作为测试集。

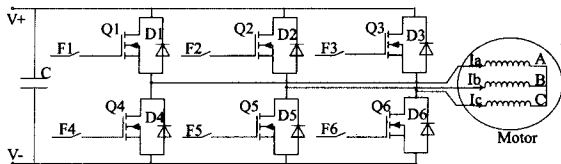


图1 功率变换器开关管开路故障模型

遗传操作的参数设置如下:编码方式为实数编码,选择算子为轮盘赌算子,交叉算子为算数算子,变异算子为非一致性变异算子,种群规模为20,最大遗传代数为200,交叉概率为0.9,变异概率为0.05,式(13)中的终止因子 $a=0.0035$ 。分别利用简单遗传算法(SGA)、基于Logistic映射的混沌遗传算法(LCGA)和基于反三角函数Logistic映射的混沌遗传算法(ALCGA)对故障分类器参数进行优化。

SGA算法进行到第118代时,满足终止条件;进行到第163代后,平均适应度不发生变化,出现早熟收敛,随遗传代数而变化,如图2所示。LCGA算法进行到第8代时收敛,各代的最优适应度及平均适应度如表1所列。ALCGA算法进行到第6代时收敛,各代的最优适应度及平均适应度如表2所列。3种优化算法得到的最优分类器参数如表3所列。

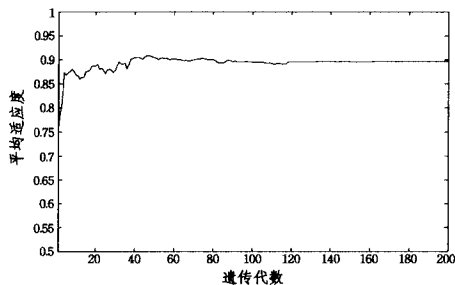


图2 SGA优化故障分类器平均适应度变化曲线

表1 LCGA 各代最优适应度和平均适应度

遗传代数	最优适应度	平均适应度
1	0.9127	0.5226
2	0.9127	0.8644
3	0.9153	0.9088
4	0.9180	0.9119
5	0.9180	0.9140
6	0.9180	0.9144
7	0.9180	0.9143
8	0.9180	0.9146

表2 ALCGA 各代最优适应度和平均适应度

遗传代数	最优适应度	平均适应度
1	0.9153	0.6179
2	0.9180	0.9015
3	0.9180	0.9092
4	0.9180	0.9127
5	0.9180	0.9143
6	0.9180	0.9151

表3 3种优化方法得到的最优故障分类器参数

优化方法	优化结果		
	C	$\sigma$	正确识别率
SGA	14.6788	1.6979	89.68%
LCGA	13.8524	1.1975	91.80%
ALCGA	14.2720	1.2076	91.80%

对比表3,SGA算法得到的最优参数具有较差的识别率。该算法虽然收敛,但是陷入局部最优解。混沌遗传算法得到的最优参数具有较好的正确识别率。对比表1和表2中第一代的最优适应度和平均适应度,ALCGA算法对应的结果都优于LCGA算法对应的结果。遗传算法的第一代个体是初始化产生的。在参数C和 $\sigma$ 在较小时,支持向量机分类器的泛化能力较差。反三角函数Logistic映射轨道均匀分布,因此ALCGA算法第一代的最优适应度和平均适应度较好。

由于在遗传操作过程中加入混沌优化操作,混沌遗传算法目标函数的计算次数比迭代次数更能反映算法的优劣。SGA进行到118代满足收敛条件,计算目标函数的次数为2360次。LCGA算法进行到第8代收敛,计算目标函数的次数为2280次。ALCGA算法进行到第6代收敛,计算目标函数的次数为1920次。LCGA算法虽然成功地跳出局部最优解,但是在提高收敛速度方面效果并不明显。ALCGA算法对混沌优化区间进行等概率搜索,具有更快的搜索速度。

**结束语** SVM分类器的泛化能力直接受误差惩罚参数和核参数的影响。本文利用混沌遍历性和遗传算法反演性,提出了一种基于混沌遗传算法的支持向量机参数优化算法。通过对优化无刷直流电机开关管开路故障的故障分类器参数结果的分析,得出如下结论。

- (1)寻优过程中,混沌遗传算法对部分个体施加混沌扰动,避免了遗传算法陷入局部最优解,因此混沌遗传算法提高了全局寻优能力,具有更高的精度。
- (2)本文所提混沌优化算法采用反三角函数Logistic映射,序列均匀分布,避免了Logistic映射混沌优化主要集中在优化区间边缘的缺陷,优化过程更加科学、合理。

### 参考文献

- [1] Mohamed A, Awadallah, Medhat M, Morcos. Automatic Diagnosis and Location of Open-Switch Fault in Brushless DC Motor Drives Using Wavelets and Neuro-Fuzzy Systems [J]. IEEE Transactions on Energy conversion, 2006, 2(1): 104-111
- [2] 谢宏,魏江平,刘鹤立. 短期负荷预测中支持向量机模型的参数选取和优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(22): 17-22
- [3] Cherkassky V, Ma Y. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression [J]. Neural Networks, 2004, 17(1): 113-126

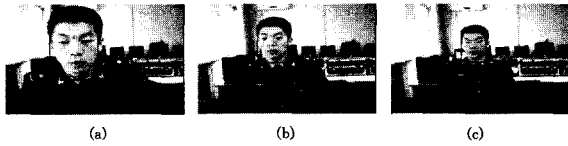


图5 AWV-Shift算法的人脸探测结果

实验结果表明,AWV-Shift算法能够快速准确地探测出视频中的人脸目标,并且跟踪窗的尺寸能够随着人脸目标尺寸的变化自适应地进行调整。该算法在探测速度方面与目前广泛采用的Adaboost算法接近,并且在一定程度上降低了Adaboost算法的误判率。

**结束语** 本文将光照补偿和肤色探测作为修正人脸位置的后期手段。光照补偿和肤色探测由于仅在跟踪框内进行,因此能够以很小的计算成本提高传统Mean-shift算法的探测精度,在探测速度上也能够满足实时性要求。并且,本算法探测过程完全不需要人工参与,不像OpenCV中的连续自适应Mean-shift算法那样,在每次跟踪前还得手工标定人脸区域样本。

## 参考文献

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 564-577
- [2] Yang C J, Duraiswami R, Davis L. Efficient spatial feature tracking via the Mean-Shift and a new similarity measure [A]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. San Diego, USA, 2005: 293-300
- [3] Deguchi K, Kawanaka O, Okatani T. Object tracking by the Mean-Shift of regional color distribution combined with the particle-filter algorithm [A]// *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition* [C]. Cambridge, UK, 2004: 506-509
- [4] 左军毅, 梁彦, 赵春晖, 等. Mean Shift跟踪算法中尺度自适应策略的研究 [J]. *中国图象图形学*, 2008, 13(9): 1750-1757
- [5] Open Source Computer Vision Library, Intel Corporation [OL]. <http://developer.intel.com>
- [6] Hsu R-L, Abdel-Mottaleb M, Jain A K. Face Detection In Color Images [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 696-706

(上接第254页)

- [12] Zahara, Erwie, Hu, et al. Solving constrained optimization problems with hybrid particle swarm optimization [J]. *Engineering Optimization*, 2008, 40(11): 1031-1049
- [13] Cao Y J, Wu Q H. Convergence analysis of adaptive genetic algorithm, genetic algorithms in engineering systems [J]. *Innovations and applications*, September 1997: 446-450
- [14] Powell D, Skolnick M. Using genetic algorithms in engineering design optimization with non-linear constraints [C]// *Proceedings of the fifth international conference on genetic algorithms*. 1993: 270-271

ings of the fifth international conference on genetic algorithms. 1993: 270-271

- [15] Kuri-Morales A F, Gutierrez-Garia J. Penalty function methods for constrained optimization with genetic algorithms; a statistical analysis [M]. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2002: 187-200
- [16] Li Ai-guo. Particle swarms cooperative optimizer [J]. *Journal of Fudan University, Natural Science*, 2004, 43(5)
- [17] 许艳. 基于改进遗传算法的自动组卷研究 [J]. *计算机与信息技术*, 2008, 7(2)

(上接第257页)

- [4] Fei Sheng-wei, Sun Yu. Forecasting dissolved gases content in power transformer oil based on support vector machine with genetic algorithm [J]. *Electric Power Systems Research*, 2008, 78(3): 507-514
- [5] Pai Ping-feng. System reliability forecasting by support vector machines with genetic algorithms [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2006, 43(3): 262-274
- [6] 张袅娜, 张德江, 冯勇. 基于混沌遗传算法的柔性机械手滑模控制器优化设计 [J]. *控制理论与应用*, 2008, 25(3): 451-455
- [7] Schölkopf B, Smola A. *Learning with kernels: support vector machines, regularization, and beyond* [R]. Cambridge, MA: MIT Press, 2002
- [8] Wang Wenjian, Xia Zongben, Lu Weizhen, et al. Determination

of the spread parameter in the Gaussian kernel for classification and regression [J]. *Neurocomputing*, 2003, 55(3): 643-663

- [9] 杜京义, 侯媛彬. 基于遗传算法的支持向量回归机参数选取 [J]. *系统工程与电子技术*, 2006, 28(9): 1430-1433
- [10] 姚俊峰, 梅焱, 彭小奇, 等. 混沌遗传算法及其应用 [J]. *系统工程*, 2001, 19(1): 70-74
- [11] Tavazoei M S, Haeri M. Comparison of different one-dimensional maps as chaotic search pattern in chaos optimization algorithms [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 187(2): 1076-1085
- [12] Yang Dixiong, Li Gang, Cheng Gengdong. On the efficiency of chaos optimization algorithms for global optimization [J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2007, 34(4): 1366-1375

(上接第260页)

## 参考文献

- [1] Samad T, Bay J S, Godbole D. *Network-Centric Systems for Military Operations in Urban Terrain: The Role of UAVs* [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2007, 95(1): 92-107
- [2] Nolle L, Wong K C P, Hopgood A A. DARBS: A Distributed Blackboard System [M]// Bramer, Coenen, Preece, eds. *Research and Development in Intelligent Systems XVIII*. Springer, 2001: 161-170
- [3] A Hovercraft Testbed for Decentralized and Cooperative Control [C]// *Proceeding of the 2004 American Control Conference*. Boston, Massachusetts, 2004
- [4] Popp R. MTE Ground Station Testbed - A Battlefield Aware-

ness Asset for GMTI Exploitation

- [5] Shields J F. The Formation Control Testbed Celestial Sensor: Overview, Modelling, and Calibrated Performance
- [6] King E, Kuwata Y, Alighanbari M, et al. Coordination and Control Experiments on a Multi-vehicle Testbed
- [7] McLain T W, Randal W. Beard Unmanned Air Vehicle Testbed for Cooperative Control Experiments
- [8] Niland W M. The Migration of a Collaborative UAV Testbed into the Flames Simulation Environment [C]// *Proceedings of the 2006 Winter Simulation Conference*
- [9] Wise R, Rysdyk R, Seattle, et al. Multi-vehicle Cooperative Control Flight Test [C]// *Anawat Pongpunwattana, MO. IEEE 25th Digital Avionics Systems Conference*. October 2006
- [10] Hoppe H. Terrain Rendering Using GPU-Based Geometry Clipmaps Arual Asirvatham, Microsoft Research, 2004