

粒子群优化的集成电路多端点线网全局布线方法

董 晨¹, 陈震亦², 尚艳艳¹

(1 福州大学 数学与计算机科学学院, 福建 福州 350108; 2 福建省电力有限公司, 福建 福州 350008)

摘 要: 集成电路(IC)规模激增,从可计算角度上来看,基于传统图论的全局布线方法对解决多端点线网的布线问题已不可行.针对多端点线网互连问题重新建模,设计了新型的构建最小矩形斯坦纳树方法,提出了一种带变异机制的基于改进离散粒子群优化算法的多端点线网全局布线方法(MDPSO-RA).该方法重新设计了粒子群编码及算法的相关操作,在粒子群优化算法全局寻优、快速收敛的基础上,引入遗传算法变异机制,提高了算法性能.实验结果表明,本方法具有全局寻优能力、鲁棒性强等特点,可在时限内,快速得到最优或近似最优多端点线网布线方案.

关键词: 集成电路物理设计;电子线路设计自动化;全局布线;粒子群优化算法;最小矩形斯坦纳树

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)11-0171-06

A Novel PSO Based Global Routing Method for IC Multi-terminal Net

DONG Chen¹, CHEN Zhen-yi², SHANG Yan-yan¹

(1 College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2 Fujian Electric Power Company Limited, Fuzhou 350008, China)

Abstract: With the dramatic increase of integrated circuit scale, the traditional global routing methods have become infeasible from the computability point of view. In this paper, the multi-terminal net routing problem is remodeled, a novel method for minimal rectangle Steiner tree construction is proposed, and a discrete particle swarm optimization with mutation to resolving minimum rectangular Steiner tree in very large scale integration global routing is presented (MDPSO-RA in short). In the improved discrete particle swarm optimization algorithm, a special encoding and several updating operations are adopted respectively and the mutation of genetic algorithm was introduced to improve the performance of particle swarm optimization on the foundation of its global optimization and fast convergence. The experimental results show that this method has the features of fast global optimization and great robustness, and it could fast get the optimal or approximate optimal multi-terminal interconnect topology within certain time.

Key words: integrated circuit physical design; electronic design automation; global routing; particle swarm optimization; minimum rectangular Steiner tree

1 引言

超大规模集成电路(VLSI)互连线由多个线网(net)构成,对2~3个端点的线网进行布线十分容

易,端点数目比较多的线网,通常转化为构造矩形斯坦纳树(Rectangular Steiner Tree, RST)的问题^[1],最小矩形斯坦纳树(Minimum Rectangular Steiner Tree, MRST)问题已被证明是 NP 完全问题.此外

收稿日期: 2013-02-01; 修回日期: 2013-03-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(11141005, 11271002);福建省科技创新平台计划项目(2009J1007);福州大学科技发展基金(2012-XQ-28);福州大学科研启动基金(022435)

还有一部分端点数量极多的线网,比如电源网、地线网、时钟网,为这些线网布线相当困难。

现存多端点线网布线方法中,有些把传统两端点布线算法及最短路径算法扩展到多端点,如迷宫算法,线探索算法。由于搜索方式限制,这些方法往往得不到好的结果,并且也无法应对电路规模激增导致的计算量爆炸的问题,从可计算角度来说,这些方法是不可行的^[2]。还有一些基于智能优化算法的多端点线网布线方法,如基于模拟退火的 MRST 方法,基于遗传算法的 MRST 方法,基于蚁群的 MRST 方法。这类布线方法可以在有限时间内,快速找到满足电路需求的最优或近似最优解,是近期该类问题的研究热点,但是这些方法得到的结果很大程度上取决于选择的某种优化算法的性能,粒子群算法在众多启发式智能算法中具有较好的全局寻优、快速收敛等特点,因此本文研究内容基于粒子群优化算法解决多端点线网全局布线问题。

2 粒子群优化算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出,算法参数设置简单,易于实现,鲁棒性强,已被成功应用于不同行业的组合优化问题中,比如背包问题^[3],无线传感器网络^[4]等。

假设在 D 维的目标搜索空间中,由 m 个粒子组成一个种群,每个粒子代表一个解。其中第 i 个粒子表示为一个 D 维的向量 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, m$,其位置代表被优化问题在搜索空间中的潜在解。将 X_i 代入目标函数计算出衡量其优劣的适应值(Fitness value)。用速度 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$ 刻画第 i 个粒子飞行的方向和距离。第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置称为个体极值,记为 p_i (或 $pBest$) $= (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,整个种群迄今为止搜索到的最优位置为全局极值,记为 p_g (或 $gBest$) $= (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。粒子根据公式(1)和(2)更新速度和位置:

$$V_{id} = w \cdot V_{id} + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (p_{id} - X_{id}) + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (p_{gd} - X_{id}) \quad (1)$$

$$X_{id} = X_{id} + V_{id} \quad (2)$$

W 是惯性权值。 c_1, c_2 是加速因子,根据经验通常设置 $c_1 = c_2 = 2$ 。 $\text{rand}()$ 是 $(0, 1)$ 之间的随机数。

在 PSO 优化过程中,所有粒子都更新一次就完成一次种群迭代,通过循环迭代不断更新所有粒子的速度和位置,使整个种群朝着迄今为止的最优粒

子的方向移动。

在实际工程应用中,多数优化问题建立在具有离散、等级特征的空间上,如调度问题、路由问题,PSO 无法直接应用,需要离散化扩展。

3 MDPSO-RA 算法

本文提出了一种改进的离散粒子群优化算法,基于该算法设计了一种多端点线网的全局布线方法,简称 MDPSO-RA (routing algorithm based on discrete particle swarm optimization algorithm with mutation),该方法利用 PSO 的快速寻优能力构造 MRST 来实现多个端点互连。

3.1 概念

3.1.1 汉娜(Hanan)点阵

假设需要为具有 10 个端点(引脚和压焊点)的线网进行互连,如图 1 所示,红色五角星表示端点。在为一个端点集构造 RST 时,斯坦纳点必然是在这些端点的水平和垂直引线的交叉点上^[5],即汉娜点阵,是构成 RST 的潜在斯坦纳点集,图 1 中用绿色圆点表示。

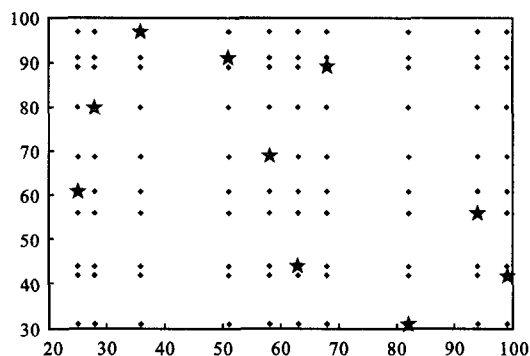


图 1 汉娜点阵

3.1.2 变异策略

由于问题的离散性、粒子编码形式以及操作定义等原因,会导致算法在运行后期收敛速度下降,甚至产生早熟现象。为了解决这个问题,本文借鉴了遗传算法的变异机制,在算法运行一定迭代次数后,引入变异操作,目的是增加种群多样性,加快算法收敛,提高的算法寻优性能。

变异策略为:设置变异迭代次数 mutation-iter 为总迭代次数 max-iter 的 $2/3$,即整个算法运行的后期开始,这样可以减少变异的计算量。当算法迭代次数 iter 达到变异迭代次数,并且 $0 \sim 1$ 之间的随机数 $\alpha < 0.5$,则使粒子 X_i^{iter} 中的随机位置设置为“1”,即选中该点构造斯坦纳树。

3.1.3 粒子编码

粒子 X_i 用矩阵表示,每个粒子代表一棵 RST.

$$X_i = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

其中, n 是待互连的引脚数目,本例中 $n = 10$. 矩阵中每位取值是一个二进制数,与斯坦纳点阵中的每个点相对应.若取值为“1”,则表示选择该点构造 RST;若为“0”,则表示不被选择.

由于问题特殊性,每个粒子必须遵循两个特殊操作:(1) 为保证互连线的连通性,待互连的端点是必选的;(2) 为减少计算量,去除待互连端点构成的凸包边界点,这些点必定不是斯坦纳点^[5].

3.1.4 粒子速度

粒子的速度是一个矩阵形式,用 V_i 来表示:

$$V_i = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n1} & v_{n2} & \cdots & v_{nm} \end{bmatrix}$$

n 为待互连的引脚数目,矩阵中每一位 v_{ij} 的取值代表选择该位对应的斯坦纳点阵中的点来构造斯坦纳树的概率.产生随机数 α , $\alpha \in (0, 1)$ 之间的随机数,当 $v_{ij} > \alpha$ 时, v_{ij} 置为 1,表示选中该点;否则, v_{ij} 置为 0,表示抛弃该点.

3.1.5 重新设计 PSO 运算

(1)“—”运算:两个粒子位置的减法运算结果为速度.

(2)“+”运算:两个速度的加法运算为一个新速度.

(3)“×”运算:参数 c_1 , c_2 , r_1 和 r_2 都是常数,速度和常数之间的乘法操作结果仍然是速度.

3.1.6 自适应最大迭代次数

实验中发现:对于端点数目较少的线网,经过少量的迭代算法就能为它们找到全局最优解.对于端点数目较多的线网,算法则需要足够的迭代次数才能使得复杂的线网收敛到比较好的结果.

本算法采用最大迭代次数 max-iter 根据线网端点数目自适应线性调整的策略来削减运算时间,即线网端点数目较多时,则增加迭代次数.

3.2 适应度评价

当互连线宽度和其他特征参数均已固定,最小化互连线时延的目标可转化为求最小化互连线长度.因此本文采用互连线长度最短为优化目标,即适

应度用粒子中取值为“1”的点构成的 RST 各边的长度总和来表示,适应度值越小, RST 长度越短,适应度函数如计算公式(3)所示.

$$\text{fitness}_i = \sum_{k=1}^p l_k \quad (3)$$

fitness_i 表示第 i 个粒子的适应度,该适应度表示由 p 条边构成的斯坦纳树所有边的长度总和, l_k 代表第 k 条边的长度.

3.3 算法描述

MDPSO-RA 算法具体操作过程可概括为:

(1) 根据线网端点数目计算自适应最大迭代次数 max-iter.

(2) 初始化粒子群.即在搜索空间中随机产生 m 个粒子的位置 X_i 和速度 V_i ;

(3) 根据适应度函数式(3),计算每个粒子的适应度值 fitness_i ;

(4) 对每个粒子 X_i ,比较它目前位置和它经过的最好位置 p_i ,若目前位置更好,则更新 p_i ;

(5) 对每个粒子 X_i ,比较它目前位置和种群中的最好位置 p_g ,若目前位置更好,则更新 p_g ;

(6) 计算每个粒子的惯性权值 w_i .根据粒子的适应度 fitness_i ,代入式(4)计算该粒子的惯性权值;

(7) 根据式(1)和式(2)更新粒子的速度 V_i 和位置 X_i ;

(8) 粒子变异.如果迭代次数 iter 达到变异迭代次数 mutation-iter,并且随机数 $\alpha < 0.5$ ($\alpha \in (0, 1)$),则随机产生行号 j 和列号 k ,令粒子 X_i 中的 $x_{jk} = 1$;

(9) 如果达到终止条件(足够好的位置或最大迭代次数),则程序结束;否则,转入步骤(2).

4 实验与分析

采用 3 个实例对 MDPSO-RA 算法进行测试,参数设置:种群规模为 50,最大迭代次数根据端点数目自适应调整,变异迭代次数为 20,加速因子 $c_1 = c_2 = 2$, r_1 和 r_2 是 $(0, 1)$ 之间的随机数,适应度值由式(3)计算,惯性权值由式(4)计算^[6].

$$W = [3 - \exp(-S/200) + (R/8 \cdot D)^2]^{-1} \quad (4)$$

4.1 测试实例

为了直观的测试算法性能,本文采用随机生成的自定义实例 I、自定义实例 II 以及 MCNC 测试包的 AMI33 实例中的第一个线网进行测试,布局结果由 CompaSS^[7] 布局结果提供.

4.1.1 自定义实例 I

该实例包含随机产生的 10 个 0~100 之间的端点,每个端点的坐标值详见表 1.

表 1 自定义实例 I

编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X 坐标	63	99	36	25	68	51	28	58	82	94
Y 坐标	44	42	97	61	89	91	80	69	31	56

4.1.2 自定义实例 II

自定义实例 II 包含 30 个 0~1000 之间随机产生的端点,端点坐标详见表 2.

表 2 自定义实例 II: 30 个随机端点坐标

编号	1	2	3	4	5	6	7	8
X 坐标	530	196	118	13	729	929	464	854
Y 坐标	293	439	985	124	345	374	930	50
编号	9	10	11	12	13	14	15	16
X 坐标	516	293	754	122	601	33	817	921
Y 坐标	619	87	951	555	546	412	702	770
编号	17	18	19	20	21	22	23	24
X 坐标	104	532	323	317	312	426	98	270
Y 坐标	82	693	325	503	450	83	122	193
编号	25	26	27	28	29	30		
X 坐标	8	847	736	977	527	555		
Y 坐标	969	722	469	458	880	163		

4.1.3 标准实例

AMI33 有 123 个线网,第一个线网由 33 个引脚(pins)和 1 个压焊点(pad)组成.经 CompaSS 布局后,模块及线网端点位置如图 2 所示,星型表示线网端点.

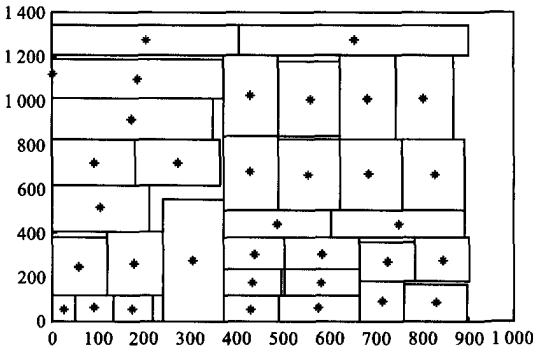


图 2 经布局后 AMI33 第一个线网的 34 个端点坐标

34 个端点坐标如表 3 所示(注:为清晰显示布线结果,采用模块中心点坐标代替该模块引脚坐标).

4.2 结果与分析

采用以上 3 个测试实例,分别对 LD-PSO、

DPSO-RA^[8-9]和 MDPSO-RA 三种算法进行测试.标准测试实例线网长度是线网中所有端点的连接.所有算法在相同硬件条件下运行 20 次,表 4 和表 5 中列出了得到的最小适应度值以及平均值.

表 3 经布局后 AMI33 第一个线网的 34 个端点坐标

编号	1	2	3	4	5	6
X 坐标	24.5	91.0	175.0	430.5	434.0	714.0
Y 坐标	59.5	59.5	59.5	59.5	178.5	91.0
编号	7	8	9	10	11	12
X 坐标	437.5	584.5	577.5	724.5	584.5	829.5
Y 坐标	308.0	178.5	59.5	273.0	308.0	87.5
编号	13	14	15	16	17	18
X 坐标	843.5	486.5	59.5	178.5	91.0	273.0
Y 坐标	280.0	444.5	252.0	266.0	724.5	724.5
编号	19	20	21	22	23	24
X 坐标	749.0	430.5	556.5	689.5	430.5	105.0
Y 坐标	444.5	679.0	668.5	668.5	25.5	518.0
编号	25	26	27	28	29	30
X 坐标	826.0	556.5	682.5	805.0	203.0	175.0
Y 坐标	668.5	1 015.0	1 015.0	1 015.0	1 274.0	917.0
编号	31	32	33	34		
X 坐标	185.5	654.5	304.5	0		
Y 坐标	1 099.0	1 274.0	280.0	1 120.0		

表 4 以 RST 长度为优化目标得到最小值

	LD-PSO	DPSO-RA	MDPSO-RA
自定义实例 I	199	194	194
自定义实例 II	4 867	4 807	4 747
标准实例	5 397	5 337.5	5 323.5

表 5 以 RST 长度为优化目标得到平均值

	LD-PSO	DPSO-RA	MDPSO-RA
自定义实例 I	202.4	201	194
自定义实例 II	4 908	4 858.6	4 804.6
标准实例	5 431.3	5 419.4	5 346.6

从表 4 中的数据可以看出,MDPSO-RA 算法得到的最小适应度值最优,DPSO-RA 算法次之,LD-PSO 得到的最小适应度值在三个算法中最劣.对比表 4 和表 5 中的数据可以看出,MDPSO-RA 算法在处理 10 个端点以下线网的布线问题时,每次都能找到全局最优解,例如在自定义实例 I 中,每次运行结果都能找到长度为 194 的 MRST.当线网端点数目较多时,该算法同样表现出色,经过有限次数

的迭代运算后,总能比其他算法更接近最优解,得到更好的布线结果.另外,从表5中数据可以看出,MDPSO-RA算法多次运行结果的平均值在三个算法中也是最好的,说明了该算法具有很强的稳定性和鲁棒性.而且表5中MDPSO-RA算法得到的平均值与表4中DPSO-RA算法得到的最小值相差无几,更加远远优于LD-PSO算法,这一现象恰恰说明,变异机制对离散粒子群优化算法的性能改进有很大帮助.

根据MDPSO-RA算法出色的表现可推测:该算法对于目前工艺下的90%以上的线网都能花费极小的代价为它们找到MRST,因为实际电路中90%以上的线网都是6个端点以下的线网^[9].虽然剩下一小部分线网极其复杂,但该算法能够在有限时间内花费更小的代价找到近似MRST的布线结果.

需要说明的是,MDPSO-RA算法找到的最优解虽具有相同适应度值,但它们的拓扑结构却不一定相同,这一现象是由连接某两个端点的矩形走线具有上行或下行两种方式而导致的.

例如,MDPSO-RA算法为自定义实例I找到的总长度为194的MRST有多种拓扑结构,图3列举了其中2棵MRST.

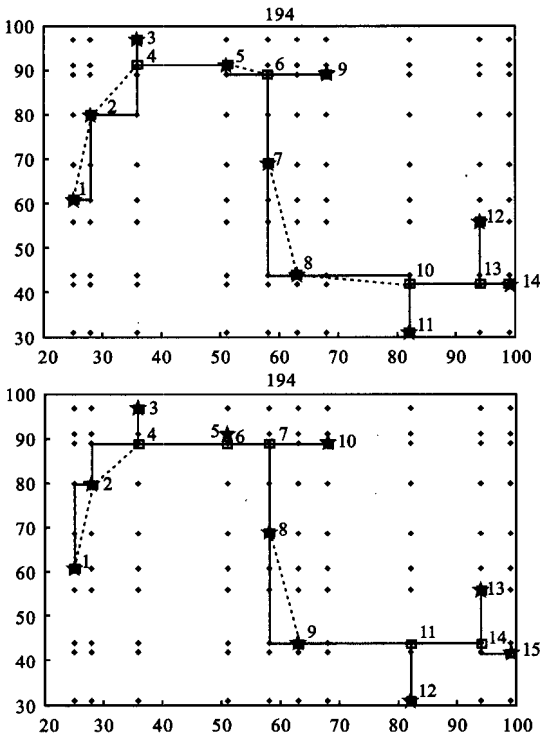


图3 自定义实例I总长为194的MRST

图4中是MDPSO-RA算法为自定义实例II找到的近似最小矩形斯坦纳树(AMRST),该拓扑

结构对应的适应度值分别为4747和4818.

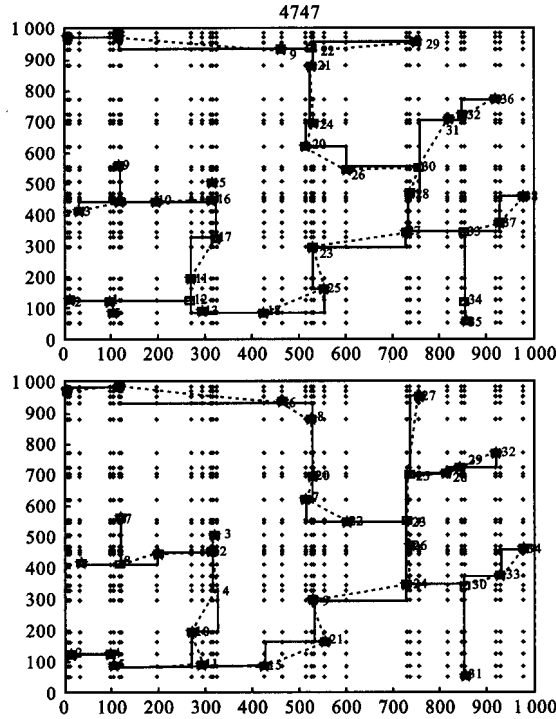


图4 自定义实例II的AMRST

图5显示的是MDPSO-RA算法为标准实例找到的AMRST,该结构对应的适应度值为:5323.5.

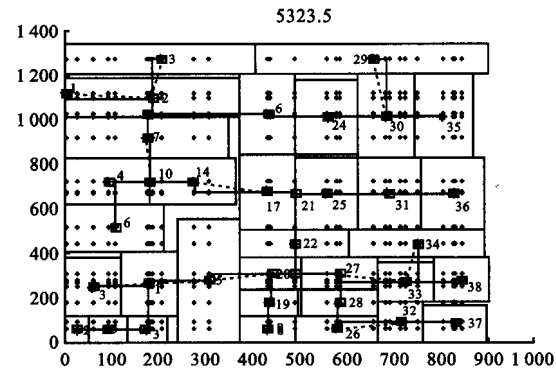


图5 标准实例的AMRST

图3~5中实线代表生成的MRST或AMRST树干,即互连线连接方案.

5 结束语

从实验结果可知,MDPSO-RA算法不仅适用于少端点线网布线,对于处理复杂线网更加具有优势.随着集成电路工艺不断提高,电路规模不断增大,互连线日益复杂,单个线网包含的端点数量势必会急剧增加,基于启发式随机算法的布线策略将是未来布线方法的趋势.本文提出的MDPSO-RA算法是解决复杂多端点线网布线的一种可行手段,是

一种有效尝试,希望能为类似研究提供参考与启发.

参考文献:

- [1] Tuhina Samanta, Raka Sardar, Hafizur Rahaman, et al. A heuristic method for obstacle avoiding group Steiner tree construction[C]//Proceedings of the International Workshop on System Level Interconnect Prediction, NY, USA: ACM, 2012: 21-21.
- [2] Laleh Behjat, Anthony Vannelli, William Rosehart. Integer linear programming models for global routing [J]. INFORMS Journal on Computing, 2006, 18(2): 137-150.
- [3] 郝春梅, 吴波. 改进型粒子群算法解决多维背包问题 [J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(9): 129-132.
- [4] Kulkarni R V, Venayagamoorthy G K. Particle swarm optimization in wireless-sensor networks: A brief survey[J]. IEEE Trans Syst Man Cybern C, 2011, 41(2): 262-267.
- [5] Hanan M. On steiner's problem with rectilinear distance[J]. SIAM J Appl Math, 1966(14): 255-265.
- [6] Dong Chen, Wang Gaofeng, Chen Zhenyi, et al. A method of self-adaptive inertia weight for PSO[C]//Proceedings of the International Conference Computer Science and Software Engineering. Wuhan, Hubei: IEEE, 2008: 1195-1198.
- [7] Hayward H Chan, Igor L Markov. Practical slicing and non-slicing block-packing without simulated annealing[EB/OL]. [2013-02-01]. may 2004 <http://vlsicad.eecs.umich.edu/BK/CompasS>.
- [8] Dong Chen, Wang Gaofeng, Chen Zhenyi, et al. A VLSI routing algorithm based on improved DPSO

[C]//IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. Shanghai: IEEE, 2009: 802-805.

- [9] 徐宁, 洪先龙. 超大规模集成电路物理设计理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.

作者简介:



董晨 女, (1979-), 博士, 讲师. 研究方向为智能优化算法、电子线路自动化设计.



陈震亦 男, (1978-), 博士, 高级工程师. 研究方向为智能计算及其应用.



尚艳艳 女, (1973-), 硕士, 讲师. 研究方向为智能优化算法、计算机系统结构.

(上接第 170 页)

- [5] Rosnes Eirik, Vahlin Anders. Frequency estimation of a single complex sinusoid using a generalized kay estimator[J]. IEEE Trans on Communications, 2006(54): 407-415.
- [6] Awoseyila A B, Kasparis C, Evans B G. Improved single frequency estimation with wide acquisition range[J]. Electron Lett, 2008(44): 245-247.
- [7] Yang Cui, Gang Wei. A noniterative frequency estimator with rational combination of three spectrum lines

[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011(59): 5065-5070.

作者简介:

孙冬 男, (1987-), 硕士研究生. 研究方向为电路与系统、应用电子技术、信号处理等.

李滚 男, (1976-), 副教授, 硕士生导师. 研究方向为时间频率测量控制、信号处理等.

肖波 男, (1987-), 硕士研究生. 研究方向为数字信号处理、雷达信号处理等.