

混合粒子群优化算法及其收敛性分析

董 航, 高志强, 李妹媛, 郭红霞, 程 川

(武警工程大学, 西安 710086)

摘要: 为解决标准粒子群优化算法不能保证全局收敛, 寻优精度低, 尤其在高维函数优化方面易陷入局部极小值等问题, 提出一种融合 Kent 混沌映射、云模型理论和布谷鸟搜索的混合粒子群优化算法 (CPSO); CPSO 算法采用混沌初始化种群位置、全局开发及局部开采的均衡搜索、多子种群协同进化等改进策略, 同时从随机优化算法的全局收敛准则角度对 CPSO 算法的全局收敛性进行证明, 并给出了 CPSO 算法的时间复杂度分析; 经典的 benchmark 测试函数的实验统计结果表明, CPSO 算法在收敛性、寻优精度、稳定性等方面均优于经典算法。

关键词: 混合粒子群优化算法; 云模型; 混沌映射; 布谷鸟搜索; 收敛性分析

Composite Particle Swarm Optimization and Analysis of Convergence

Dong Hang, Gao Zhiqiang, Li Shuyuan, Guo Hongxia, Cheng Chuan

(University of CAPF, Xi'an 710086, China)

Abstract: In order to cope with low accuracy and disability in convergence of PSO, a composite PSO algorithm is proposed, combined with Kent mapping, cloud model and cuckoo search. Furthermore, chaotic initialization, exploration and exploitation as well as multi-swarm strategies are adopted. In addition, convergence analysis and time complexity of CPSO are conducted. Finally, experiment results of standard benchmark function show that compared with traditional methods, our proposed algorithm is excellent in both convergence, accuracy and robustness.

Keywords: composite particle swarm optimization; cloud model; chaos mapping; cuckoo search; convergence analysis

0 引言

作为群体智能的优秀范例, 粒子群优化算法 (PSO)^[1] 具有收敛速度快, 调节参数少和寻优能力强等特点, 但也存在现代智能优化算法普遍的缺陷, 如易陷入局部极小值、寻优精度不高, 尤其是在高维函数优化方面尤为明显。目前, 混合粒子群优化算法^[2] 已成为新的研究热点。刘洪波^[3] 融合了一种非线性反馈的混沌神经元映射算法, 提高了种群的多样性和搜索空间的遍历性, 在多模态、高维函数优化方面取得良好效果。彭智^[4] 从广义单调有界数列极限的角度, 给出混合优化算法全局收敛的充分条件, 为混合算法设计提供基本准则。朱奇光^[5] 提出了引入人工免疫克隆方法的 PSO 算法, 并成功将其应用到偏振模色散补偿中。方伟^[6] 用量子空间和量子势能场模型描述 PSO 算法, 证明了融合算法的全局收敛性。

目前, 混合算法的研究主要集中在多次重新启动、全局及局部均衡搜索策略、多子种群协同进化等方面^[2,4]。本文采用 Kent 混沌映射引入随机因素, 为种群提供具有均匀分布特性的初始位置; 在两个子种群的基础上, 利用由 PSO 算法和布谷鸟搜索共享的种群最优资源档案池来记忆和共享种群迭代中的最优历史信息, 并指导两个子种群在整个解向量空间协同进

化、全面搜索; 当种群收敛到一定程度时, 启动云模型搜索, 引入随机和模糊因素, 在种群最优个体周围重新挖掘历史信息, 进而得到最终的全局最优解。

1 混合粒子群优化算法的设计与实现

1.1 Kent 混沌映射

混沌现象存在于非线性动力系统中, 具有初值敏感性、规律性、普适性、遍历性等优点。Kent 映射^[7] 是一种典型的离散混沌系统, 是二对一型的线性迭代函数, 其系统方程如下:

$$x(n+1) = \begin{cases} x(n)/\beta, & 0 < x(n) \leq \beta \\ [1-x(n)]/(1-\beta), & \beta < x(n) \leq 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\beta \in [0, 1]$, $x \in [0, 1]$ 。由 Perron-Frobenius 方程得到 Kent 映射概率密度函数服从在 $(0, 1)$ 上的均匀分布。另外, 在游程、互相关均方根值、平衡性、自相关旁瓣等^[8] 特征方面, Kent 映射均展现出优越的性能。因此, 本文采用均匀性更优的 Kent 映射产生初始随机数序列 rand_i 。设种群中粒子位置变量 X 的取值范围为 $[x_{\min}, x_{\max}]$, 采用下式对种群粒子的各维进行初始化。

$$x_{id}(0) = x_{\min} + \text{rand}_i(x_{\max} - x_{\min}), i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

1.2 布谷鸟搜索

英国学者 Yang^[9] 于 2009 年模拟布谷鸟寻窝产蛋行为, 并结合莱维飞行 (Levy Flights), 提出一种元启发式算法——布谷鸟搜索 (Cuckoo Search, CS)。该算法是一种简单、易于实现、且具有全局收敛性^[10,7] 的群体智能优化方法。在布谷鸟搜索中, 鸟巢代表候选解, 利用 Levy 飞行来更新最好解。然后按发现概率对现有候选解进行舍弃。最后, 以随机偏好的方式产生与淘汰等量的解, 再次评价解的质量。

收稿日期: 2015-09-08; 修回日期: 2015-12-15。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61309008)。

作者简介: 董 航 (1992-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 硕士研究生, 主要从事统计学和智能优化算法方向的研究。

通信作者: 高志强 (1989-), 男, 黑龙江齐齐哈尔人, 硕士研究生, 主要从事智能优化算法方向的研究。

基于 Levy 飞行的布谷鸟搜索采用如下方式产生新解:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \oplus Levy(\beta) \quad (3)$$

其中, $x_i(t+1)$ 表示第 $t+1$ 次迭代产生的第 i 个候选解, α 是用来控制算法在搜索空间中寻优范围的最优步长, \oplus 是点乘, 本文采用 Mantegna 算法来实现 Levy 飞行模式, 布谷鸟搜索产生新解 $x_i(t+1)$ 的一种具体实现方式为:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha_0 \frac{u}{|v|^{1/\beta}}(x_i(t) - x_{best}(t)) \quad (4)$$

其中, α_0 为常量 (通常 $\alpha_0 = 0.01$), $x_{best}(t)$ 表示截至第 t 次迭代产生的最优解。另外, 按发现概率 P_a 丢弃一定数量的解后, 采用如下偏好方式产生等量的新解:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + rand(x_j(t) - x_k(t)) \quad (5)$$

其中, $rand$ 为 $(0, 1)$ 区间的随机数, $x_j(t)$ 、 $x_k(t)$ 为第 t 次迭代中的两个随机解。

1.3 云模型

中国工程院院士李德毅于 1995 年首次提出了云模型理论^[10]。它是一种用自然语言描述定性概念与定量概念的双向认知转换模型。设 U 是一个用精确数值表示的定量论域, C 是 U 上的定性概念, 若定量值 $x \in U$, 且 x 是定性概念 C 的一次随机实现, x 对 C 的隶属度 $\mu(x) \in [0, 1]$ 是具有稳定倾向的随机数, 则 x 在论域 U 上的分布称作云, 每一个 x 称作一个云滴。云模型具有 3 个数字特征, 即 Ex (Expected value), En (Entropy) 和 He (Hyper entropy)。

本文采用的一维逆向正态云发生器算法 (1-D Backward Normal Cloud Generator, BNCF)^[11] 充分考虑云模型的雾化特性, 对定性概念的数字特征具有更高的矩估计准确性和有效性。采用的一维正向正态云发生器算法 (1-D Forward Normal Cloud Generator, FNCG)^[12] 实现由定性概念向定量数值的转换。

1.4 混合粒子群优化算法流程

为克服 PSO 算法易早熟, 不具备全局收敛性等缺点, 本文提出一种混合粒子群优化算法 (Composite Particle Swarm Optimization, CPSO), 混合算法采用“并行加串行”的算法结构, 可具体分为以下 3 个部分, 具体算法流程如图 1 所示。

1) 初始化及种群分类: 首先, 根据式 (1) 和式 (2), 利用在遍历过程中均匀性更具优势的 Kent 混沌映射, 产生混沌序列并映射到种群的搜索空间, 实现种群初始化。然后, 将种群随机等容量地分成种群 1 和种群 2, 并行执行以 PSO 算法为主子群和 CS 算法为辅助子种群的进化策略。

2) 全局开发 (explore): PSO 算法和 CS 算法并行协同演进。其中, 为扩大全局搜索范围, 提高变异概率, CS 算法的发现概率 P_a 定为黄金分割率 (0.618), 同时将搜索到的最优解存入种群最优资源档案池, 并与 PSO 算法共同更新种群最优资源档案池中存储的最优个体, 优势互补, 以扩大 PSO 算法和 CS 算法中最优个体的选择范围。当 PSO 算法达到终止条件, 结束以 PSO 算法为主体, CS 算法协同的全局开发过程。

3) 局部开采 (exploit): 通过种群密度判定体现种群的进化状态情况。当种群密度小于预设值时, 结束算法输出结果; 当种群密度大于预设值时, 启动云模型深度搜索模式 (相当于重启策略或再次引入随机个体策略)。利用启动逆向云发生

器 (BNCG), 得到定性概念的数字特征, 然后启动正向云发生器 (FNCG), 生成代表新的搜索粒子的云滴, 进行深度开采, 直至达到算法结束条件。

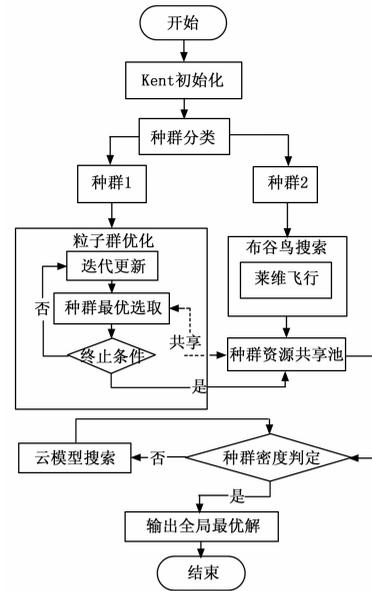


图 1 CPSO 算法流程图

2 混合粒子群优化算法性能分析

本节从随机算法全局收敛性准则^[13]的角度出发, 对 CPSO 算法收敛性进行证明和分析。在 CPSO 算法中, 混沌初始化增加种群均匀性, 云模型搜索是在已收敛情况下增加开发深度。只有 PSO 算法和 CS 算法的子种群协同进化部分影响整个算法的全局收敛性, 所以只需证明该部分的收敛性即可。

定理 1: 假设 CPSO 算法优化的目标函数 f 是一个可测函数, 其解空间 S 为 R^n 上的可测子集, 并且 CPSO 算法同时满足随机搜索算法全局收敛的条件 1 和条件 2, 设 $\{x_k\}_{k=0}^{\infty}$ 是 CPSO 算法所产生的解序列, 则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P(x_k \in R_{e,M}) = 1 \quad (6)$$

其中, $P(x_k \in R_{e,M})$ 是 CPSO 算法第 k 步搜索到的解 x_k 在最优区域 $R_{e,M}$ 中的概率测度。

证明: 依据 CPSO 算法流程 (只针对两个子种群协作部分), 迭代函数 F 可定义为

$$F(p_{g,k}, x_{i,k}) = \begin{cases} p_{g,k}, f(g(x_{i,k})) \geq f(p_{g,k}) \\ g(x_{i,k}), \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

因为 CPSO 算法利用种群最优资源档案池保留种群最优解, 即采用适应度值非递增的精英保留策略, 可知算法满足文献 [13] 中条件 1。

如果 CPSO 算法满足文献 [13] 中条件 2, 则规模为 n 的混合种群的样本采样空间的并集一定包含目标函数 f 的解向量空间 S , 即

$$S \subseteq \bigcup_{i=1}^n M_{i,k} \quad (8)$$

其中, $M_{i,k}$ 为第 k 次迭代种群中粒子 i 的样本空间的支撑, 即概率测度为 1 的最小闭子集。

令 Y_k 为 CS 算法在第 k 次迭代时搜索到的解。因为, 单

独执行 CS 算法得到的解序列 $\{Y_k\}$ 以概率 1 全局收敛于最优区域 $R_{\epsilon, M}$ [14]。因此, 在 CPSO 算法中, 对于有限个满足 $f(Y_k) > f(P_{g, k})$ 的解 Y_k , 可令其下一状态为 $P_{g, k}$, 并将其存储于种群最优资源档案池中, 而且该机制对 CS 算法的全局收敛性没有影响, 即在 CPSO 算法中恒有 $\lim_{k \rightarrow \infty} P(Y_k \in R_{\epsilon, M}) = 1$, 也就是说, 当 $f(Y_k) < f(P_{g, k})$ 时, 存在一个粒子 i_0 , 其支撑集 $M_{i_0, k} = S$, 而对于其它的粒子 i , 由文献 [15] 中推导得到的二阶非齐次递归公式有

$$M_{i, k} = (1 + \omega - \varphi_1 - \varphi_2)X(t) - \omega X(t-1) + \varphi_1 P_i + \varphi_2 P_g = X(t-1) + \omega(X(t-1) - X(t-2)) + \varphi_1(P_i - X(t-1)) + \varphi_2(P_g - X(t-1)) \quad (9)$$

其中, $0 \leq \varphi_1 \leq c_1, 0 \leq \varphi_2 \leq c_2$, 可知 $M_{i, k}$ 为一个顶点为 $(\varphi_1, \varphi_2) = (0, 0)$, 另一个顶点为 $(\varphi_1, \varphi_2) = (c_1, c_2)$ 的超矩形。

当 $\max\{c_1 | P_i - X(t-1), c_2 | P_g - X(t-1)\} < 0.5 \text{diameter}_j(S)$ 时, 有: $v(M_{i, k} \cap S) < v(S)$, 其中, $\text{diameter}_j(S)$ 表示解向量空间 S 在第 j 维分量的长度 [16]。另外, 相关证明 [16] 指出, x_i 收敛到平衡点 $(\varphi_1 P_i + \varphi_2 P_g) / (\varphi_1 + \varphi_2)$, 所以 $M_{i, k}$ 长度趋于 0。随着迭代次数 k 的增加, $v(M_{i, k} \cap S)$ 和 $v(\cup_{i \neq i_0} (M_{i, k} \cap S))$ 都逐渐减少, 从而存在正整数 k_1 , 使得当 $k > k_1$ 时, $v(\cup_{i \neq i_0} (M_{i, k} \cap S)) < v(S)$, 但是因为存在有支撑集 $M_{i_0, k} = S$, 所以 $\cup_{i=1}^n M_{i, k} = S$ 。令 S 的 Borel 子集 $A = M_{i, k}$, 则 $v(A) > 0, \mu_k(A) = \sum_{i=1}^n \mu_{i, k}(A) = 1$, 从而 CS-PO 算法满足条件 2。

综上所述, CSPO 算法的两个子种群协作部分, 满足随机搜索算法全局收敛的条件 1 和条件 2, 并结合初始化和云模型深度搜索两个策略, CPSO 算法的搜索序列依概率 1 收敛于全局最优解, 即 CSPO 算法具有全局收敛性。

另外, 本文提出的混合粒子群算法 (CPSO) 的时间复杂度和空间复杂度都是多项式时间阶, 且与 PSO 算法的复杂度在同一数量级上, 因此, 无论是从算法的执行效率还是数据的存储结构等方面均简单方便, 易于计算机编程实现。

3 混合粒子群优化算法的 benchmark 测试函数实验

实验相关参数设置如下: 初始化种群规模为 40, 两个子种群规模各为 20, 惯性权重 ω 从 0.9 线性递减至 0.4, 学习因子 $c_1 = c_2 = 1.494$, 最大迭代次数为 1 000。对比算法 PSO [16] 和 CS PSO [17] 参数设置均与参考文献相同。

为便于验证分析, 实验结果中, 均以“平均误差 + 标准差”形式表示每个解, 同时, 给出了 0.05 显著水平下的双侧 t 一检验结果。“ \approx ”表示对比算法与本章算法解的质量相似; “ \dagger ”表示对比算法解的质量比本章算法性能差; “+”表示对比算法解的质量比本章算法性能好。对维数为 30 的测试函数 ($f_1 \sim f_4$) 分别独立进行 20 次实验, 算法性能测试的最终结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出, 就单峰函数 (f_1, f_2) 而言, CPSO 算法与标准 PSO 算法、CS PSO 算法相比, 在具有更高精度的同时, 解的稳定性显著提高, 而且可以很轻易的找到全局最优

解; 其中, 标准 PSO 算法和 CS PSO 算法也均可收敛到相应容忍度下限, 且 CS PSO 算法优于标准 PSO 算法。在有众多局部极值点的多峰函数 (f_3, f_4) 中, CPSO 算法同样显著提高了解的质量, 并且在 f_3 函数上获得全局最优解; 对多峰函数 f_4 而言, 子种群并行协作和基于种群最优资源档案池深度搜索策略能够有效提高算法解的质量, 得到了精度较好的解。CPSO

表 1 算法性能测试结果

函数	算法	解的质量	最优值
f_1 (Sphere)	PSO	6.17E-49 ± 5.27E-49 †	5.91E-49
	CS PSO	7.63E-51 ± 4.32E-51 †	3.63E-51
	CPSO	0.00E+00 ± 0.00E+00	0
f_2 (Rosenbrock)	PSO	4.36E-48 ± 2.43E-48 †	3.72E-48
	CS PSO	9.78E-52 ± 2.71E-52 †	6.29E-52
	CPSO	0.00E+00 ± 0.00E+00	0
f_3 (Griewank)	PSO	3.57E-08 ± 7.46E-08 †	3.57E-08
	CS PSO	5.72E-11 ± 8.36E-11 †	8.32E-11
	CPSO	5.31E-61 ± 6.72E-60	0
f_4 (Rastrigin)	PSO	8.51E-03 ± 5.39E-03 †	6.72E-03
	CS PSO	6.11E-04 ± 2.04E-04 †	3.74E-04
	CPSO	9.62E-32 ± 3.37E-32	9.38E-33

算法之所以能在大多数的函数上改善解的质量, 是因为采用子种群并行策略使算法避免了算法陷入局部最优, 扩大全局寻优空间; 云模型的深度搜索充分利用历史信息加强算法局部搜索性能。

上述结果表明, 通过布谷鸟群、共享种群最优资源档案池、云模型等机制的引入, 提高了全局开发和局部开采的性能。粒子群和布谷鸟共享寻优信息, 提高了开发范围; 云模型更加精确的完善了局部开采机制。总之, 新机器的引入解决了粒子群算法在高维复杂函数寻优中, 容易早熟收敛、寻优精度不高的问题。通过实验与分析, 为达到更优的算法效能, 推荐布谷鸟种群大小适宜设置为 30, 此时寻优效果和算法复杂度都可满足实际应用的要求。

4 结论

本文提出的混合粒子群优化算法 (CPSO), 解决了标准 PSO 算法易陷入局部最优解、不能保证全局收敛的问题。采用 Kent 混沌初始化, 并结合 CS 算法和 PSO 算法的特性, 在云模型的基础上, 提出了在函数优化方面具有全局收敛性的 CPSO 算法。实验证明, CPSO 比其他算在搜索精度、解的质量及收敛性能上都更具优势, 尤其在求解多维函数优化问题上是具有竞争力的, 因此, 将 CPSO 算法应用到工程优化、智能调度、信息融合、态势感知、聚类分析等诸多领域是具有广阔前景的。

参考文献:

[1] 李洪明. 多域光网络中基于博弈论的智能优化生存性算法设计与仿真实现 [D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
 [2] 李宝磊, 施心陵, 苟常兴, 等. 多元优化算法及其收敛性分析 [J]. 自动化学报, 2015, 41 (5): 949-959.
 [3] 刘洪波, 王秀坤, 谭国真. 粒子群优化算法的收敛性分析及其混沌改进算法 [J]. 控制与决策, 2006, 21 (6): 636-645.

[4] 彭 智, 谢 玲. 混合优化算法的全局收敛性分析 [J]. 北京理工大学学报, 2012, 32 (4): 435-440.
 [5] 朱奇光, 王洪瑞. IC-PSO 算法的收敛性分析及应用研究 [J]. 光电工程, 2010, 37 (4): 108-112.
 [6] 方 伟, 孙 俊, 谢振平, 等. 量子粒子群优化算法的收敛性分析及控制参数研究 [J]. 物理学报, 2010, 59 (6): 3686-3694.
 [7] 梁瑞鑫, 郑德玲. 基于区间套混沌搜索的混合优化方法 [J]. 北京科技大学学报, 2002, 24 (3): 342-344.
 [8] 张 勇, 单承颖. Kent 混沌伪随机码的性能研究 [J]. 合肥工业大学 (自然科学版), 2003, 26 (2): 227-231.
 [9] Yang X S, Deb S. Cuckoo search via Lévy flights [C]. In: Proc. of the World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing. 2009: 210-214.
 [10] 李德毅. 不确定性人工智能 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
 [11] 高 溥, 王寅杰, 李宗刚, 等. 无确定度逆向云模型新算法

[J]. 计算机应用研究, 2013, 30 (8): 2262-2265.
 [12] 代 劲, 宋 娟, 胡 娟, 等. 云模型与文本挖掘 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2013.
 [13] Solis F, Wets R. Minimization by Random Search Techniques [J]. Mathematics of Operations Research, 1981, 6: 19-30.
 [14] 王 凡, 贺兴时, 王 燕, 等. 基于 CS 算法的 Markov 模型及收敛性证明 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (11): 180-185.
 [15] 王丽芳, 曾建潮. 基于微粒群算法与模拟退火算法的协同进化方法 [J]. 自动化学报, 2006, 32 (4): 630-635.
 [16] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [A]. Proc. of the IEEE Int' l Conf. on Neural Networks [C]. 1995: 1942-1948.
 [17] Wang F, He X S, Luo L G, et al. Hybrid optimization algorithm of PSO and cuckoo search [A]. Proc. of the 2nd Int' l Conf. on Artificial Intelligence, Management Science and Electronic Commerce (AIMSEC) [C]. 2011. 1172-1175.

(上接第 145 页)

集电容与真实电容之间的差。

则极值化提取电容准确度 $\epsilon_1 = 6.45 \times E^{-14}$, 正交解调提取电容准确度 $\epsilon_2 = 4.22 \times E^{-14}$, 全相位频谱分析数据采集的电容准确度 $\epsilon_3 = 3.26 \times E^{-14}$, 可以得出运用全相位频谱分析数据收集的电容准确度提高了近一倍。

2) 采集一组电容值所需时间 t :

模拟相敏解调是各个模块中最耗费时间约占采集系统时间的 97.9%^[7], 是影响实时性的关键因素。本文运用数字解调, 省去了相敏解调和模拟滤波模块。不仅节省了硬件成本和空间, 也使系统的采集速度得到了提高。

采集一组电容值的时间 $t = 28 \times (t_1 + t_2 + t_3 + t_x)$, 式中 t_1 为交流 C/V 转换时间, t_2 为 A/D 转换时间, t_3 为 AC-PGA 及放大器的时间, t_x 为其他模块所需时间。传统的模拟滤波和解调^[8]所需的时间 $t = 28 \times (0.36 + 0.205 + 1 + 71.3) = 2\ 040 \mu\text{s}$, 采用极值提取电容值所需时间 $t = 28 \times (0.36 + 0.205 + 1 + 8.925) = 293.72 \mu\text{s}$, 运用正交解调提取电容值所需时间 $t = 28 \times (0.36 + 0.205 + 1 + 11.617) = 369.096 \mu\text{s}$, 运用全相位频谱分析所需时间 $t = 28 \times (0.36 + 0.205 + 1 + 17.512) = 533.82 \mu\text{s}$, 可以看出数字化解调中最耗时的全相位的频谱分析比传统的模拟滤波和解调所需时间都提高 3.82 倍, 数字化解调提高了系统的实时性, 全相位的频谱分析系统的数据采集时间为 $\frac{1}{T} = 1\ 836$ 帧/s, 满足图像实时性要求。

3) 系统硬件的要求:

运用极值提取电容值的方法只需做 $N-1$ 次比较, 求出最大值和最小值, 然后绝对值化后相加取平均值即可, 运用正交解调需要做 $2N$ 次乘法和 $2(N-1)$ 次加法, 而采用全相位频谱分析进行解调至少需要 $\frac{1}{2}N \log_2^N$ 次乘法, 而乘法运算在 MCU 中最占用资源, 故采用全相位频谱分析进行解调对于 MCU 芯片的要求过高, 相应的制作成本增加。

4) 图像的成像精度的比较:

运用图 10, 并通过评价指标 $\xi = \frac{\|\hat{g} - g\|}{\|g\|}$ 计算可得: 正交解调采集的计算的误差 $\xi_1 = 38.72\%$, 而全相位频谱分析计

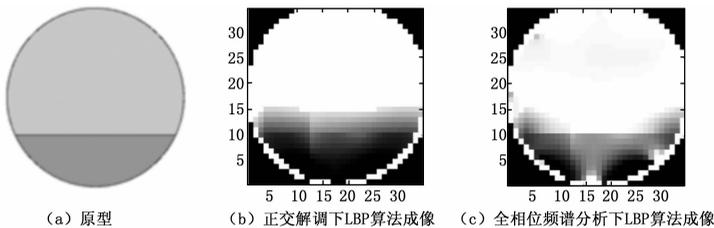


图 10 正交解调和全相位频谱分析下 LBP 算法成像

算的误差 $\xi_2 = 21.42\%$ 。

5 结论

通过 4 个评价指标体系综合比较可得, 为了提高系统的精度和速度, 并降低系统的制作成本, 采用正交解调数字化提取电容值的方法, 更适合于 ECT 系统。

数字正交解调不仅省去了相敏解调和模拟滤波模块, 节省了硬件成本和空间, 同时在采集电容的准确性、实时性、系统的硬件要求和最后图像的精度方面, 基本达到了最佳的性能。

参考文献:

[1] Beck M S, Williams. Process tomography: a European innovation and its application [J]. Meas. Sci. Technol., 1996, (7): 215-224.
 [2] 王化祥, 田莉敏. 基于 DSP 的 ECT 高速数据采集系统 [J]. 网络新媒体技术, 2007 (7): 759-762.
 [3] Cui Z, Wang H, Chen Z, et al. A high-performance digital system for electrical capacitance tomography [J]. Measurement Science and Technology, 2011, 22 (5): 055503.
 [4] Wang B, Ji H, Huang Z, et al. A high-speed data acquisition system for ECT based on the differential sampling method [J]. Sensors Journal, IEEE, 2005, 5 (2): 308-312.
 [5] 刘文字, 陈德运. 电容层析成像中微小电容检测的研究 [J]. 科技资讯, 2006, (27): 4-4.
 [6] 赵军芳. 傅里叶变换在数字图像处理中的应用 [J]. 国外电子测量技术, 2004, 23 (6): 17-20.
 [7] 崔自强, 王化祥. 提高电容层析成像系统实时性研究 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 31 (9): 1939-1945.
 [8] 李志强. 12 电极 ECT 传感器和数据采集系统的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2009.