

文章编号: 1001-0920(2012)07-0961-06

分布估计算法研究进展

王圣尧, 王 凌, 方 晨, 许 烨

(清华大学 a. 信息科学与技术国家实验室, b. 自动化系, 北京 100084)

摘 要: 作为一种新颖的基于概率模型的进化算法, 近年来分布估计算法(EDA)得到了广泛的研究和发展. 在介绍分布估计算法原理和特点的基础上, 重点综述了近些年分布估计算法的研究进展, 包括改进概率模型、保持种群多样性以及设计混合算法, 进而总结了分布估计算法在理论及应用方面的研究现状, 最后提出了有待进一步研究的若干方向和内容.

关键词: 分布估计算法; 概率模型; 进化计算

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Advances in estimation of distribution algorithms

WANG Sheng-yao, WANG Ling, FANG Chen, XU Ye

(a. National Laboratory for Information Science and Technology, b. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China. Correspondent: WANG Sheng-yao, E-mail: wangshengyao@tsinghua.org.cn)

Abstract: As a novel probabilistic model based evolutionary algorithm, estimation of distribution algorithm(EDA) has gained wide study and development during recent years. After introducing the mechanism and features of EDA, the research advances in EDA during recent years are surveyed in detail, including improving the probabilistic model, maintaining the diversity of population and designing the hybrid algorithms. Moreover, the state of the art about the study on EDA in terms of theory and application is investigated. Finally, some future research direction and content are proposed.

Key words: estimation of distribution algorithm; probabilistic model; evolutionary computation

1 引 言

分布估计算法(EDA)是一种新兴的基于统计学原理的随机优化算法^[1]. EDA 与遗传算法(GA)有着明显的区别. GA 采用交叉和变异等操作产生新个体, EDA 则通过对搜索空间采样和统计学习来预测搜索的最佳区域, 进而产生优秀的新个体. 相比于 GA 基于基因的微观层面的进化方式, EDA 采用基于搜索空间的宏观层面的进化方法, 具备更强的全局搜索能力和更快的收敛速度.

EDA 的概念最早在 1996 年提出^[1]并得到了迅速发展, 目前相关理论研究及工程应用已取得了不少成果. 基于 2006 年以前的文献, Zhou 等^[2]对 EDA 的研究进展进行了综述. 考虑到近几年 EDA 多方面的研究成果与进展, 本文旨在归纳总结近几年国内外有关 EDA 的代表性研究成果, 包括改进概率模型、保持种群多样性以及设计混合算法等, 总结 EDA 理论及应用方面的研究现状, 最后提出有待进一步研究的若

干方向和内容.

2 标准 EDA 及其流程

分布估计算法是一种基于统计学习理论的群体进化算法^[1], 通过建立概率模型描述候选解在搜索空间的分布信息, 采用统计学习手段从群体宏观的角度建立一个描述解分布的概率模型, 然后对概率模型随机采样产生新的种群, 如此反复实现种群的进化. 标准 EDA 的算法流程如下:

Step 1: 初始化种群;

Step 2: 选择优势群体;

Step 3: 构建概率模型;

Step 4: 随机采样;

Step 5: 生成新群体;

Step 6: 判断终止条件是否满足, 若是, 则输出优化结果; 否则, 转 Step 2.

概率模型是 EDA 的核心, EDA 通过概率模型及

收稿日期: 2011-10-25; 修回日期: 2012-01-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61174189, 60834004); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(20100002110014).

作者简介: 王圣尧(1988-), 男, 博士生, 从事智能优化调度的研究; 王凌(1972-), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能优化调度等研究.

其更新来描述解空间分布以及种群整体进化趋势. 按概率模型的结构及变量间的相互关系, 可分为变量无关、双变量相关和多变量相关 EDA. PBIL(population based incremental learning)^[3]与 UMDA(univariate marginal distribution algorithm)^[4]以及 cGA(compact GA)^[5]等算法属于变量无关 EDA. 双变量相关 EDA 的典型代表有 MIMIC(mutual information maximization for input clustering)^[6], COMIT(combining optimizers with mutual information trees)^[7], BMDA(bivariate marginal distribution algorithm)^[8]等算法. 多变量相关 EDA 的代表性算法有 FDA(factorized distribution algorithms)^[9], ECGA(extended compact GA)^[10], BOA(Bayesian optimization algorithm)^[11].

另外, 按编码方式的不同, EDA 可分为离散 EDA 和连续 EDA. 离散 EDA 采用二进制编码或整数编码, 在离散空间内搜索问题的最优解; 连续 EDA 采用连续的实数编码, 求解连续域的优化问题. 最初的 EDA 是基于二进制编码的离散算法, 后来发展了连续编码和非二进制离散编码的算法.

显然, 针对不同类型的优化问题需要设计不同的概率模型来描述解空间的分布. 一个合适的概率模型可以很好地描述变量之间的相互关系, 因此, EDA 在解决非线性和变量耦合的优化问题时能够利用问题的结构信息, 产生更好的个体. 同时, 与其他进化算法相比, EDA 基于群体的宏观进化方式使其可以利用解空间的全局信息和进化过程中的历史信息, 具有更强的全局搜索能力和更快的收敛速度. 另外, EDA 算法简单、易于实现, 尤其是 EDA 对解空间的分布进行估计并采样产生新个体的方法, 更容易使其作为一种手段和框架与其他算法混合, 增强寻优性能.

3 EDA 的改进研究

近年来, 分布估计算法的改进研究主要体现在改进概率模型、保持种群多样性及设计混合算法等方面. 下面分别给予综述介绍.

3.1 改进概率模型

对 EDA 概率模型改进的研究, 主要是针对连续 EDA. 连续 EDA 普遍采用高斯概率模型, 假设变量服从高斯分布. Dong 等^[12]提出了一种基于特征分解的 EDA, 将多变量高斯模型中的协方差矩阵进行特征分解进而调整其特征值; 同时提出了调整特征值的 3 种策略, 并基于高斯模型的极大似然估计研究了不同的特征值调整策略对种群进化的影响; 最后指出这种改进算法可以在较小的种群规模中保证算法的搜索效率. Ding 等^[13]提出了一种基于直方图的 EDA, 算法选取种群中的优势群体构建概率模型, 在进化过

程中通过环境效应逐渐减小优势群体的规模, 并通过收缩策略保证最后解的精确性.

针对连续 EDA 易早熟收敛的缺点, Zhong 等^[14]提出了一种多概率模型的 EDA. 种群由 2 个子种群组成, 子种群 1 采用直方图模型进行粗略的全局搜索, 子种群 2 采用高斯概率模型进行精确的细搜索. 在进化过程中, 算法周期性地对 2 个子种群中的优势个体进行迁徙操作, 并根据搜索情况自适应地调整子种群的规模以提高搜索效率. Zhang 等^[15]提出了一种基于序贯重点采样粒子滤波的 EDA, 采用带权粒子描述优势群体的概率分布, 进而采样得到下一代种群. 该算法采用的概率模型是多峰模型而不是简单的单峰模型, 而且并不需要假设概率模型服从高斯分布. Luo 等^[16]提出了两步训练法改进了基于规则模型的多目标 EDA, 依次采用均值分簇法和流形分簇法进行聚类, 缩短了 EDA 的寻优时间.

对于离散 EDA 的概率模型改进的研究, Santana 等^[17]提出了一种近邻传播 EDA, 采用近邻传播(AP)算法, 基于优势群体的交互信息矩阵进行聚类, 从而完成边缘概率分布模型的学习和更新. 针对二进制编码问题, Peng 等^[18]引入基于环境识别的记忆管理机制, 动态存储或提取概率模型, 求解了动态优化问题, 并指出这种记忆管理机制可以在任何二进制编码的 EDA 中使用. 另外, Li 等^[19]提出了一种子空间 EDA, 即在对概率模型采样产生新个体时, 保留种群中优质个体的部分原有变量, 只选取另一部分变量重新采样并更新变量值, 同时提出了 3 种选取变量的方式, 并比较了 3 种方式对于算法性能的影响.

3.2 种群多样性的保持

EDA 在进化过程中对概率模型学习时, 容易对问题解空间的分布过拟合, 导致算法构建的概率模型不能准确地表达解空间的信息, 在算法若干次迭代后种群多样性减小, 进而造成算法早熟收敛^[20]. 因此, 保持 EDA 进化过程中种群的多样性很重要.

变异操作的本质是在算法中加入随机因素, 这也是 GA 中保持种群多样性的主要手段. 同样, 在 EDA 中引入变异操作, 以一定的概率对种群中的个体或概率模型进行变异, 同样可以改进算法的寻优能力^[21]. Cheng 等^[22]提出了一种多样性保持的 EDA, 根据混沌运动具有的随机性、遍历性、初值敏感性和规律性等特点引入了混沌变异算子, 并根据个体适应度值和种群中个体之间的距离信息自适应调整变异程度, 有效地防止了算法早熟收敛, 并提高了解的精度. 另外, EDA 是在进化一定阶段之后开始失去种群多样性的, 因此为了不影响算法的收敛速度, 可以根据算法的迭代次数有针对性地设置种群多样性的补偿程度.

Chen等^[20]采用这种思路,提出了一种自适应的EDA,解决了单机调度问题,并指出改进概率模型的采样方法也是保持种群多样性的一个可行机制。

与随机性较强的变异操作不同,delaOssa等^[23]利用算法进化过程中获得的其他信息构建概率模型,进而采样产生一部分与种群中多数个体不同的个体,达到了增加种群多样性的目的,避免算法早熟收敛。

3.3 基于EDA的混合算法

EDA基于概率模型的构建和采样过程形成了一种有效的并行搜索框架,基于此框架很容易结合其他方法来构造混合算法。近几年混合EDA算法的研究主要集中在以下两方面。

1) 混合其他群智能算法。Zhou等^[24]将EDA的思想与粒子群优化(PSO)算法相结合,使种群中的每个粒子都具有一定的自学习能力;文献[25]直接将EDA与PSO算法混合,提出了EDA-PSO算法;Wang等^[26]将细菌觅食的趋化运动引入EDA,提高了算法的寻优能力和收敛速度;Liu等^[27]则提出了PSO-EDA算法求解置换流水线调度问题。

2) 混合其他方法。Miquelez等^[28]将贝叶斯分类方法与EDA相融合,取代概率模型中的贝叶斯网络和高斯网络,解决了连续优化问题;Huang等^[29]和Wu等^[30]分别在EDA中加入基于模拟退火算法的局部搜索机制,以增强算法的寻优能力,避免早熟收敛。Tan等^[31]将量子进化的思想与EDA相结合,采用多量子概率模型的学习方法,尽可能全面地描述解空间中较好的区域。

上述改进策略一方面利用了EDA全局搜索能力强的优势,另一方面通过改进概率模型、补偿种群多样性或混合其他方法等操作弥补EDA局部搜索能力较弱和易早熟收敛的缺点,算法性能测试和应用探讨研究均验证了改进策略的有效性。

4 EDA理论研究

相对于算法的改进研究,近几年有关EDA的理论研究成果相对较少,有待重点研究和发展。

Chen等^[32-33]对UMDA的平均时间复杂度进行了分析。Wu等^[34]分析了种群规模有限的情况下EDA的收敛性,证明了在采用比例选择、截断选择和锦标赛选择方式确定优势种群时,只要新一代种群的概率分布与优势群体的概率分布的误差在一定范围内,EDA便能收敛到全局最优,并分别给出了3种选择方式下允许的误差范围。Yu等^[35]指出,基于最大熵理论的EDA中为准确构建概率模型而需要的种群规模为 $\theta(m \log m)$,其中 m 为待求解问题包含的子结构的数量,与问题的规模有关。Ding等^[36]从贝叶斯分析

的角度研究了基于多项式分布的EDA,并提出了3种实现策略,通过引入先验概率分布来改进算法的收敛性和种群的多样性。Brownlee等^[37]研究了选择操作对EDA性能的影响,指出选择种群中不同部分的个体构建概率模型都可以得到较好的结果;同时,在概率模型相对简单的情况下,恰当设计选择操作可以有效地提高算法的性能。

另外,Bosman等^[38]研究了如何将离散EDA连续化,并用于求解若干连续优化问题;Rastegar^[39]分析了cGA和PBIL两种算法的最优收敛概率,给出了算法收敛到最优解的充分条件。

5 典型应用

鉴于EDA的优越性,EDA目前已在多个领域得到应用,一些代表性应用研究如下:

1) 多目标优化问题。除Luo等^[16]提出的采用两步训练法的多目标EDA外,Zhang等^[40]设计了一种基于规则模型的多目标EDA;Zhong等^[41]采用基于贝叶斯网络的概率模型,结合非劣解分层和截断选择机制,设计了有效的多目标EDA,并用于机翼结构优化设计;Zhou等^[42]利用EDA在决策空间和目标空间逼近Pareto最优解集;Zhong等^[43]提出了一种多概率模型EDA,在进化的每一代中使用多个概率模型引导算法搜索并保持最优解集的多样性;Martí等^[44]指出,对进化中产生的异常个体处理不当、种群多样性缺失及建模运算量过大,是影响多目标EDA性能的主要原因,并由此提出了一种MB-GNG网络改进算法性能。

2) 调度问题。Aickelin等^[45]针对护理调度问题设计了一种EDA,随后又对算法进行了改进^[46],加入了智能的局部搜索,有效安排每名护士的护理计划。另外,近几年基于EDA的典型调度问题的研究也有很多成果,如置换流水车间调度问题^[27,47-48],单机调度问题^[20],资源约束项目调度问题^[49],多模式资源约束项目调度问题^[50],作业车间调度问题^[51],柔性作业车间调度问题^[52]等。

3) 生物信息学方面。Santana等^[53-54]应用EDA解决了蛋白质侧链定位的问题和简化模型中的蛋白质折叠问题^[55];Cano等^[56]结合EDA和主成分分析方法对基因表达的信息进行聚类分析;Armananzas等^[57]对EDA在生物信息学方面的应用给予了简要综述。

4) 其他工程应用问题。如电磁装置的设计^[58],高炮射击体制设计^[59],故障综合评判^[60],混沌系统控制^[29],路径规划^[61],物流配送中心选址^[62],预测控制^[26],多维背包问题求解^[63],表格排序^[64]等等。另外,Santana等^[65]还编写了Matlab中的EDA工具包。

6 未来研究展望

综观近几年分布估计算法的研究进展, EDA 已成为目前计算智能等诸多相关领域的热点之一. 由于 EDA 是一种新兴的智能算法, 相关研究仍不成熟, 以下方面尤其值得进一步研究:

1) EDA 的算法及理论研究. 目前有关 EDA 的理论研究仍很薄弱, 已有的一些研究工作仅局限于二进制编码 EDA 和简单概率模型的连续 EDA, 基于相对复杂的概率模型的 EDA 的理论研究仍是空白. 除算法的收敛性、时间复杂性和空间复杂性都有待进一步分析之外, EDA 在全局搜索能力和收敛速度上的优势也有待进行理论分析, 而有限时间下 EDA 的搜索性能分析更是重要的理论研究课题. 另外, 针对不确定或动态问题的 EDA 也值得研究.

2) 基于 EDA 的混合算法研究. 由于 EDA 原理简单、容易实现, 且全局搜索能力强, 作为一种特殊的优化手段极易与其他方法相混合. 除目前 EDA 与 PSO 和量子进化算法的混合外, 还可以开展与其他算法混合的研究, 譬如人工蜂群算法、化学反应算法、DNA 计算、膜计算等新兴的优化算法或优化模型. 需要指出的是, 在设计基于 EDA 的混合算法时, 应充分发挥 EDA 的优势, 并注意保持种群多样性, 避免算法早熟收敛, 同时平衡算法的搜索广度和深度, 以提高算法的整体寻优能力.

3) 针对多目标组合优化问题的研究. 目前, 多目标 EDA 的研究主要集中在连续优化问题, 而针对多目标组合优化问题的 EDA 研究几乎空白. EDA 求解多目标优化问题的优势在于, 进化过程中的概率模型可以表达一系列较优解的信息, EDA 更有可能高效地获得多个非支配解, 因此研究针对组合优化问题的多目标 EDA 的设计与性能分析很有必要.

4) 非二进制编码的离散 EDA 研究. 最初的 EDA 是基于二进制编码的离散算法, 目前非二进制编码的离散 EDA 研究还很少. 鉴于现有研究成果中 EDA 体现的良好性能, 可以开展基于非二进制编码的离散 EDA 的深入研究, 并解决更多的实际问题, 尤其是基于排列编码的生产调度和项目调度等问题.

5) EDA 关键参数对算法性能影响的研究. 实验表明, 不同的算法参数对 EDA 的性能有明显影响^[63]. 种群规模、构建概率模型的优势个体数量、学习速率、算法终止准则等参数对算法性能的影响以及不同参数间的相互作用关系都值得深入分析, 参数设置的经验性、规律性结论对 EDA 的应用将具有重要的指导价值.

6) 应用研究. 从已有的研究成果可见, EDA 在解决工程优化问题时有很大的潜力. 将 EDA 推广应用

到一些尚未涉及的领域, 不仅将拓宽 EDA 的应用领域, 而且有助于 EDA 相关理论与算法研究的发展和完善.

总之, 分布估计算法的研究目前还不成熟, 许多地方有待完善和发展, 新的概率模型、性能分析、参数设置、算法框架和应用都有待深入研究和推广, 其前景巨大.

参考文献(References)

- [1] Larranaga P, Lozano J A. Estimation of distribution algorithms: A new tool for evolutionary computation[M]. Boston: Kluwer Press, 2002.
- [2] 周树德, 孙增圻. 分布估计算法综述[J]. 自动化学报, 2007, 33(2): 113-124.
(Zhou S D, Sun Z Q. A survey on estimation of distribution algorithms[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(2): 113-124.)
- [3] Baluja S. Population-based incremental learning: A method for integrating genetic search based function optimization and competitive learning[R]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1994.
- [4] Mühlenbein H. The equation for response to selection and its use for prediction[J]. Evolutionary Computation, 1997, 5(3): 303-346.
- [5] Harik G R, Lobo F G, Goldberg D E. The compact genetic algorithm[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 287-297.
- [6] Jordan M I, Lecun Y, Solla S A. Advances in neural information processing systems[M]. Cambridge: MIT Press, 1997.
- [7] Baluja S, Davies S. Using optimal dependency-trees for combinatorial optimization: Learning the structure of the search space[C]. Proc of the 14th Int Conf on Machine Learning. San Francisco, 1997: 30-38.
- [8] Benítez J M. Advances in soft computing: Engineering design and manufacturing[M]. London: Springer-Verlag, 1999.
- [9] Mühlenbein H, Mahnig T. Convergence theory and applications of the factorized distribution algorithm[J]. J of Computing and Information Technology, 1999, 7(1): 19-32.
- [10] Harik G. Linkage learning via probabilistic modeling in the ECGA[R]. Illinois: UIUC, 1999.
- [11] Pelikan M, Goldberg D E, Cantú-Paz E. BOA: The Bayesian optimization algorithm[C]. Proc of the Genetic and Evolutionary Computation. San Francisco, 1999: 525-532.

- [12] Dong W S, Yao X. Unified eigen analysis on multivariate Gaussian based estimation of distribution algorithms[J]. *Information Sciences*, 2008, 178(15): 3000-3023.
- [13] Ding N, Zhou S D, Sun Z Q. Histogram-based estimation of distribution algorithm: A competent method for continuous optimization[J]. *J of Computer Science and Technology*, 2008, 23(1): 35-43.
- [14] Zhong J H, Zhang J, Fan Z. MP-EDA: A robust estimation of distribution algorithm with multiple probabilistic models for global continuous optimization[C]. *The 8th Int Conf on Simulated Evolution and Learning*. Kanpur, 2010: 85-94.
- [15] Zhang J H, Zeng J C. Estimation of distribution algorithm based on sequential importance sampling particle filters[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(12): 2929-2932.
- [16] 罗辞勇, 卢斌, 陈民铀. 采用两步训练法的多目标分布估计算法[J]. *控制与决策*, 2010, 25(7): 1105-1108.
(Luo C Y, Lu B, Chen M Y. Regularity model-based multiobjective estimation of distribution algorithm with two steps training method[J]. *Control and Decision*. 2010, 25(7): 1105-1108.)
- [17] Santana R, Larranaga P, Lozano J A. Learning factorizations in estimation of distribution algorithms using affinity propagation[J]. *Evolutionary Computation*, 2010, 18(4): 515-546.
- [18] Peng X G, Gao X G, Yang S X. Environment identification-based memory scheme for estimation of distribution algorithms in dynamic environments[J]. *Soft Computation*, 2011, 15(2): 311-326.
- [19] Li H L, Hong Y, Kwong S. Subspace estimation of distribution algorithms: To perturb part of all variables in estimation of distribution algorithms[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(3): 2974-2989.
- [20] Chen S H, Chen M C, Chang P C, et al. Guidelines for developing effective estimation of distribution algorithms in solving single machine scheduling problems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(9): 6441-6451.
- [21] Handa H. The effectiveness of mutation operation in the case of estimation of distribution algorithms[J]. *Biosystems*, 2007, 87(2/3): 243-251.
- [22] Cheng Y H, Wang X S, Hao M L. An Estimation of distribution algorithm with diversity preservation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(3): 591-597.
- [23] delaOssa L, Gamez J A, Mateo J L, et al. Avoiding premature convergence in estimation of distribution algorithms[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Trondheim, 2009: 455-462.
- [24] Zhou Y L, Wang J H, Yin J. A discrete particle swarm optimization algorithm based on estimation of distribution[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(6): 1242-1248.
- [25] Bengoetxea E, Larranaga P. EDA-PSO: A hybrid paradigm combining estimation of distribution algorithms and particle swarm optimization[C]. *The 7th Int Conf on Swarm Intelligence*. Brussels, 2010: 416-423.
- [26] Wang X S, Cheng Y H, Hao M L. Estimation of distribution algorithm based on bacterial foraging and its application in predictive control[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(2): 333-339.
- [27] Liu H C, Gao L, Pan Q K. A hybrid particle swarm optimization with estimation of distribution algorithm for solving permutation flowshop scheduling problem[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(4): 4348-4360.
- [28] Miquelez T, Bengoetxea E, Mendiburu A. Combining Bayesian classifiers and estimation of distribution algorithms for optimization in continuous domains[J]. *Connection Science*, 2007, 19(4): 297-319.
- [29] Huang X L, Jia P F, Liu B. Controlling chaos by an improved estimation of distribution algorithm[J]. *Mathematical & Computational Applications*, 2010, 15(5): 866-871.
- [30] Wu H, Wang W P, Wang L, et al. Research on cooperative optimization of improved estimation of distribution algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(26): 28-30.
- [31] Tan L X, Guo L. Quantum-inspired estimation of distribution algorithm based on comprehensive learning[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2010, 23(3): 314-319.
- [32] Chen T S, Tang K, Chen G L, et al. On the analysis of average time complexity of estimation of distribution algorithms[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Singapore, 2007: 453-460.
- [33] Chen T S, Tang K, Chen G L, et al. Analysis of computational time of simple estimation of distribution algorithms[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2010, 14(1): 1-22.
- [34] Wu Y, Wang Y P, Liu X X. An analysis of estimation of distribution algorithms with finite population models[C]. *Int Conf on Natural Computation*. Haikou, 2007: 819-822.
- [35] Yu T L, Sastry K, Goldberg D E, et al. Population sizing for entropy-based model building in discrete estimation of distribution algorithms[C]. *Genetic and Evolutionary Computation Conf*. London, 2007: 601-608.
- [36] Ding N, Zhou S D, Xu J, et al. A bayesian view on the polynomial distribution model in estimation of distribution algorithms[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Hong Kong, 2008: 258-264.

- [37] Brownlee A E I, McCall J A W, Zhang Q F, et al. Approaches to selection and their effect on fitness modeling in an estimation of distribution algorithm[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Hong Kong, 2008: 2621-2628.
- [38] Bosman P, Grahl J. Matching inductive search bias and problem structure in continuous estimation of distribution algorithms[J]. European J of Operational Research, 2008, 185(3): 1246-1264.
- [39] Rastegar R. On the optimal convergence probability of univariate estimation of distribution algorithms[J]. Evolutionary Computation, 2011, 19(2): 225-248.
- [40] Zhang Q F, Zhou A M, Jin Y C. RM-MEDA: A regularity model-based multiobjective estimation of distribution algorithm[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2008, 12(1): 41-63.
- [41] Zhong X P, Li W J, Gou Z Q, et al. Multi-objective estimation of distribution algorithm for optimization design of wing structure[J]. J of Mechanical Strength, 2008, 30(4): 601-605.
- [42] Zhou A M, Zhang Q F, Jin Y C. Approximating the set of pareto-optimal solutions in both the decision and objective spaces by an estimation of distribution algorithm[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2009, 13(5): 1167-1189.
- [43] Zhong R T, Gong H F, Li B, et al. An estimation of distribution algorithm based on multi-probability model for multi-objective optimization[J]. Computer Simulation, 2007, 24(4): 180-182.
- [44] Marti L, Garcia J, Berlanga A, et al. MB-GNG: Addressing drawbacks in multi-objective optimization estimation of distribution algorithms[J]. Operations Research Letters, 2011, 39(2): 150-154.
- [45] Aickelin U, Li J. An estimation of distribution algorithm for nurse scheduling[J]. Annals of Operations Research, 2007, 155(1): 289-309.
- [46] Aickelin U, Burke E K, Li J. An estimation of distribution algorithm with intelligent local search for rule-based nurse rostering[J]. J of the Operational Research Society, 2007, 58(12): 1574-1585.
- [47] Jarboui B, Eddaly M, Siarry P. An estimation of distribution algorithm for minimizing the total flowtime in permutation flowshop scheduling problems[J]. Computers & Operations Research, 2009, 36(9): 2638-2646.
- [48] Zhang Y, Li X P. Estimation of distribution algorithm for permutation flow shops with total flowtime minimization[J]. Computers & Industrial Engineering, 2011, 61(2): 706-718.
- [49] Fang C, Wang L. A hybrid estimation of distribution algorithm for solving the resource-constrained project scheduling problem[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(3): 2451-2460.
- [50] Wang L, Fang C. An effective estimation of distribution algorithm for the multi-mode resource-constrained project scheduling problem[J]. Computers & Operations Research, 2012, 39 (2): 449-460.
- [51] He X J, Zeng J C, Xue S D, et al. An efficient estimation of distribution algorithm for job shop scheduling problem[C]. Int Conf on Swarm, Evolutionary and Memetic Computing. Chennai, 2010, 6466: 656-663.
- [52] Wang S Y, Wang L, Zhou G, et al. An estimation of distribution algorithm for the flexible job-shop scheduling problem[C]. The 7th Int Conf on Intelligent Computing. Zhengzhou, 2011: 9-16.
- [53] Santana R, Larranaga P, Lozano J A. Side chain placement using estimation of distribution algorithms[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2007, 39(1): 49-63.
- [54] Santana R, Larranaga P, Lozano J A. Combining variable neighborhood search and estimation of distribution algorithms in the protein side chain placement problem[J]. J of Heuristics, 2008, 14(5): 519-547.
- [55] Santana R, Larranaga P, Lozano J A. Protein folding in simplified models with estimation of distribution algorithms[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2008, 12(4): 418-438.
- [56] Cano C, Garcia F, Lopez F J, et al. Intelligent system for the analysis of microarray data using principal components and estimation of distribution algorithms[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 4654-4663.
- [57] Armananzas R, Inza I, Santana R. A review of estimation of distribution algorithms in bioinformatics[J]. Biodata Mining, 2008, 1(1): 6-12.
- [58] Campelo F, Guimaraes F G, Ramirez J A, et al. Hybrid estimation of distribution algorithm using local function approximations[J]. IEEE Trans on Magnetics, 2009, 45(3): 1558-1561.
- [59] Dou L H, Wang G P, Chen J, et al. A hybrid algorithm for computing cannonball dispersion evenness[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(6): 624-628.
- [60] 龙志强, 蔡楹, 徐昕. 基于分布估计算法的磁浮列车故障综合评判[J]. 控制与决策, 2009, 24(4): 551-556.
(Long Z Q, Cai Y, Xu X. Comprehensive fault evaluation on maglev train based on estimation of distribution algorithms[J]. Control and Decision, 2009, 24(4): 551-556.)