

2017 届研究生硕士学位论文

分类号: \_\_\_\_\_

学校代码: 10269

密 级: \_\_\_\_\_

学 号: 51120601152



# 華東師範大學

East China Normal University

硕士学位论文

MASTER'S DISSERTATION

论文题目: 演化算法中基于差分进化的采样策略

院 系: 计算机科学与软件工程学院计算机系

专 业: 基 础 数 学

研 究 方 向: 几 何 分 析 与 数 字 图 像 处 理

指 导 教 师: 黎 芳 副 教 授

学 位 申 请 人: 张 培 轩

2015 年 4 月 6 日

Dissertation for  
Master degree, 2015

Student ID: 51120601152  
University Code: 10269

# East China Normal University

**Title:** The sampling strategy based on differential evolution  
in evolutionary algorithms

Department:	Mathematics
Major:	Fundamental Mathematics
Research direction:	Geometrical Analysis and Digital Image Processing
Supervisor:	A. Prof. Fang Li
Candidate:	Peixuan Zhang

April, 2015 · Shanghai

# 华东师范大学学位论文原创性声明

郑重声明: 本人呈交的学位论文《演化计算中基于差分进化的采样策略》, 是在华东师范大学攻读硕士 / 博士 ( 请勾选 ) 学位期间, 在导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果. 除文中已经注明引用的内容外, 本论文不包含其他个人已经发表或撰写过的研究成果. 对本文的研究做出重要贡献的个人和集体, 均已在文中作了明确说明并表示谢意.

作者签名: \_\_\_\_\_

日期:       年       月       日

## 华东师范大学学位论文著作权使用声明

《演化计算中基于差分进化的采样策略》系本人在华东师范大学攻读学位期间在导师指导下完成的硕士/博士 ( 请勾选 ) 学位论文, 本论文的著作权归本人所有. 本人同意华东师范大学根据相关规定保留和使用此学位论文, 并向主管部门和学校指定的相关机构送交学位论文的印刷版和电子版; 允许学位论文进入华东师范大学图书馆及数据库被查阅、借阅; 同意学校将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索, 将学位论文的标题和摘要汇编出版, 采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文.

本学位论文属于 ( 请勾选 )

( ) 1. 经华东师范大学相关部门审查核定的 " 内部 " 或 " 涉密 " 学位论文 \*, 于       年       月       日解密, 解密后适用上述授权.

( ) 2. 不保密, 适用上述授权.

导师签名: \_\_\_\_\_

本人签名: \_\_\_\_\_

年       月       日

\* “ 涉密 ” 学位论文应是已经华东师范大学学位评定委员会办公室或保密委员会审定过的学位论文 ( 需附获批的《华东师范大学研究生申请学位论文 “ 涉密 ” 审批表》方为有效 ), 未经上述部门审定的学位论文均为公开学位论文. 此声明栏不填写的, 默认为公开学位论文, 均适用上述授权.

张培轩 硕士学位论文答辩委员会成员名单

姓 名	职 称	单 位	备注
倪明康	教 授	华东师范大学数学系	主 席
傅显隆	教 授	华东师范大学数学系	
刘兴波	副 教授	华东师范大学数学系	

# 演化算法中基于差分进化的采样策略

## 中 文 摘 要

本文研究的是对于演化算法中采样策略的改进工作。演化计算是一种受生物进化启发的基于种群的启发式的优化算法。演化算法适用于解决各种问题，因为它并不需要复杂的假设条件。演化计算已经被广泛应用于工程、生物学、经济学、基因工程以及社会科学等。分布估计算法是一种新型的演化算法。不同于传统的演化算法，分布估计算法中没有杂交变异操作。分布估计算法中主要由三个主要的步骤组成，即：建模，采样，选择。采样对于分布估计算法来说是至关重要的环节，它关系到能否产生更为优异的的子代种群。优异的子代种群对于最终求得最优解有着重大意义。

差分进化自从1995年被提出之后就受到研究者的广泛关注。差分进化是一种简单但却十分强大的随机优化算法，得益于它的诸多优点，它已经被广泛应用于各个领域。由于差分进化的易于实现，它被用于与其他的演化算法进行结合，并且已经多数学者提出了基于差分进化的混合算法。本文将差分进化的思想引入到分布估计算法的采样中，提高算法性能和运行效率。

本文将基于差分进化的采样策略和分布估计算法相结合，并且研究其在解决多目标以及单目标问题上的性能表现。实现结果表明，这一研究对于提高分布估计算法性能有着重大意义。

**关键词：** 分布估计算法, 差分进化, 演化算法, 特征向量

# A new adaptive weighted mean filter for salt and pepper noise

## ABSTRACT

In this letter, we propose a new adaptive weighted mean filter (AWMF) for detecting and removing high level of salt-and-pepper noise. For each pixel, we firstly determine the adaptive window size by continuously enlarging the window size until the maximum and minimum values of two successive windows are equal respectively. Then the current pixel is regarded as noise candidate if it is equal to the maximum or minimum values, otherwise, it is regarded as noise-free pixel. Finally, the noise candidate is replaced by the weighted mean of the current window, while the noise-free pixel is left unchanged. Experiments and comparisons demonstrate that our proposed filter has very low detection error rate and high restoration quality especially for high-level noise.

**Key words:** salt and pepper noise, filter, noise detection, adaptive median filter, adaptive weighted mean filter

# 目 录

中文摘要	i
英文摘要	ii
1 绪论	1
1.1 研究的目的和意义	2
1.2 本文所做的工作和内容安排	3
2 理论基础	4
2.1 图像噪声模型	4
2.2 图像质量评价	9
2.3 算法检测错误率	11
3 椒盐噪声滤波算法回顾	12
3.1 中值滤波算法(MF)	12
3.2 自适应模糊开关中值滤波算法(NAFSMF)	13
3.3 快速高效算法(FEMF)	13
3.4 自适应中值滤波算法(AMF)	14
3.5 自适应中值滤波算法的不足	14
4 本文所提出的算法——自适应加权均值滤波算法	16
4.1 自适应加权均值滤波算法	16
4.2 实验结果分析	18

5 总结与展望	25
5.1 本文工作总结 .....	25
5.2 工作展望 .....	25
参考文献 .....	27
致 谢 .....	31



# 1 绪论

演化算法是隶属于演化计算的一种人工智能算法，是一种基于基因种群的启发式的优化算法。演化算法被广泛地应用于解决优化问题，包括单目标以及多目标优化问题 [1]。演化算法受1859年达尔文提出的物种起源的启发，吸取其中的生物进化和自然选择的思想。现如今演化算法已经得到了众多研究学者的关注，演化算法已经分化成多个分支：遗传算法 [2]，生物地理学优化 [3]，遗传编程 [4]，演化编程 [5]，差分进化 [6]等等。演化算法被广泛地应用于工程实践和学术研究中。

## 1.1 研究目的和意义

分布估计算法是一种新兴的演化算法，它通过建立在概率模型中采样来产生新的种群个体，通过提取当前优秀中取得概率模型来指导下一步的搜索 [7] [8]。不同于传统的演化算法，在分布估计算法中不存在变异和交叉，通过使用一个精确地概率分布模型来提取统计信息。子代种群解集将会通过从建立的概率分布模型中采样产生，并且产生的解集会部分或者全部地取代父代中解集。分布估计算法通过分布概率模型能够更好地进行全局搜索，提取全局统计信息。分布估计算法主要由三个步骤组成，即：建模，采样，选择。其中，采样环节是本文的重点，采样对于分布估计算法具有重大意义，提升采样的性能可以大大地提高算法的性能，更有可能产生更为优质的子代种群解集 [9]。

差分进化算法是一种有效并且简单的演化算法 [6, 10]。差分进化算法通过利用种群中的距离和方向信息来指导搜索的过程。差分进化算法通过提取种群中的差分信息来指导下一步搜索并且可以加快解集收敛的速度。得益于这一点，受到差分进化算法思想的启发，我们提出基于差分进化的采样策略（Differential Evolution based Sampling, DES）。DES对于提高种群的多样性，加速种群解集收敛都有着重大的意义。

## 1.2 本文所做的工作和内容安排

针对分布估计算法的采样，差分进化的思想被引入到采样策略中，用于提高分布估计算法的性能。我们针对单目标和多目标优化问题，来验证DES对于提高演化算法性能的意义。在多目标优化问题上，DES被用于改进基于平滑模型的概率估计算法（A Regularity Model-based Estimation of Distribution Algorithm, RM-MEDA）[11]中的采样策略，提高算法性能。在单目标优化问题上，基于差分进化和分布估计算法的混合算法

(DE/DEA) [12], 通过改进DE/EDA中的差分进化算法, 并且同时提出一种基于特征向量的改进的差分进化和分布估计算法的混合算法(EDA/DE-EIG), 研究其对于提高分布估计算法对于解决单目标优化问题上算法性能和速度提升的意义。

论文内容安排如下:

第一章 绪论, 介绍演化算法以及本文的研究目的和论文安排。

第二章 理论基础, 介绍分布估计算法和差分进化的基本概念以及相应的算法框架。

第三章 提出基于差分进化的采样策略以及相应的算法框架。

第四章 将基于差分进化的采样策略应用到多目标优化问题上面, 并给出相应的算法框架和实验结果分析。

第五章 将基于差分进化的采样策略应用到单目标优化问题上, 并给出相应的算法框架和试验结果分析。

第六章 论文总结和展望。

## 2 理论基础

本章主要介绍演化算法中对于多目标优化问题以及单目标优化问题的相关定义，同时分别简要地介绍分布估计算法和差分进化算法的理论和算法框架。

### 2.1 多目标优化问题

在科学研究和工程应用中，在对于设计和策略的解决方案中往往涉及到对于多个目标的优化问题，这就是本文中所述的多目标优化问题（Multiobjective Optimization, MOP）。拿一个我们日常生活中买车的例子，如图所示，在买车的时候我们既要考虑到价格同时也要考虑到舒适性，这就可以理解成一种多目标优化问题。

为了不失一般性，在本文中，在本文中我们假设每个问题都是最小化问题，则MOP可以由以下数学公式表达：

$$\begin{aligned} \min \quad & F(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x)) \\ \text{s.t.} \quad & x \in \Omega \end{aligned} \quad (2.1)$$

其中， $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in R^n$  是决策变量向量， $\Omega = \prod_{i=1}^n [a_i, b_i] \subset R^n$  表示可能的搜索空间区域， $f_i : R^n \rightarrow R, i = 1, \dots, m$  是一个连续的目标函数， $F(x)$  则是相应的目标函数向量。

在MOP中，多个目标相互之间往往是冲突的，从而导致无法在满足所有约束条件下使得所有目标函数都能够达到全局最优解，但是存在一组Pareto最优解 [13]。对于此，做出以下定义：令  $a, b \in R^n$ ，当  $a_i \leq b_i \wedge a \neq b$ ，且  $i = 1, \dots, n$ ，则称  $a$  支配  $b$ 。向量  $x^* \in \Omega$  即是 2.1 Pareto 最优解，如果不存在  $x \in \Omega$  使得  $F(x)$  支配  $F(x^*)$ 。 $F(x^*)$  被称为 Pareto 最优目标向量。所有的 Pareto 最优解的集合就是 Pareto 最优解集（PS），对应的最优向量的集合则成为 Pareto 前端（PF）。

### 2.2 单目标优化问题

本文研究的单目标优化问题针对的是连续空间的全局优化问题，一般即是求得最小值或者最大值。全局优化问题是应用数学和数值分析的一个分支，用于解决在一定条件下求

得一个或者一组函数的最优解 [14]。同样，对于全局优化问题在本文中做出以下定义：

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ s.t. x \in [a_i, b_i]^n \end{aligned} \quad (2.2)$$

其中  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R^n$  是决策变量向量， $[a_i, b_i]^n$  是搜索空间区域， $f : R^n \rightarrow R$  则是目标函数。

## 2.3 分布估计算法

分布估计算法（Estimation of Distribution Algorithm, EDA），也被称为基于概率模型的遗传算法（Probabilistic Model-based Genetic Algorithm, PMGA），是一种通过建模和采样来搜索最优解的随机优化方法 [7]。分布估计算法虽然属于演化算法，但是和传统的演化算法却有着较大的不同之处。传统的算法通过变量之间隐含的分布关系来产生新的子代种群，然而分布估计算法是通过概率模型建立的精确地分布来产生新的种群 [15]。

### 2.3.1 算法框架

分布估计算法主要由三个步骤组成：建模，采样和选择。传统的分布估计算法的算法框架如Algorithm 1所示。

---

#### Algorithm 1: 分布估计算法

---

```

1 初始化: 建立随机初试种群  $Pop(t)$ ,  $t$  是相应的种群代数。
2 while not terminate do
3     建模: 根据种群  $Pop(t)$  中的统计信息建立概率模型  $p(x)$ 。
4     采样: 通过从建立的概率模型  $p(x)$  中采样产生一个新的解集  $Q$ 。
5     选择: 根据某个条件从  $Q \cup Pop(t)$  中挑选后代组建下一代种群  $Pop(t+1)$ 。
6      $t = t + 1$ 
7 end

```

---

## 2.4 差分进化

差分进化（Differential Evolution, DE）自从由Storn于1995年提出，就得到了广大学者的关注并且发展迅速 [6]。自从20 是90年代以来，差分进化算法就在多数科学工程领域得到广泛的应用 [16]。究其原因，可以总结如下：

- 与传统的演化算法相比，差分进化更简单也更容易实施。算法的代码往往只需要几行代码即可，因此它可以很好地应用于其他的领域。尽管粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO）的代码也比较简单，但是差分进化算法在大多数问题上的表现都比粒子群优化算法要更加优秀 [17,18]。
- 另一方面，差分进化中的控制参数和其他的演化算法相比，控制参数更少。在经典的差分进化中，一般只有控制参数Cr，缩放因子F以及种群大小NP三个参数。对于F和Cr的自适应规则的研究，在不给算法带来额外的负担的条件下，对于算法性能的提升意义重大 [19,20]。

差分进化是一个基于种群的启发式优化算法。和其他的演化算法类似，差分进化也包含三个基本的操作：变异，交叉以及选择。差分进化通过变异操作产生变异向量，然后通过交叉操作产生交叉向量，最后在交叉向量和种群中选择个体进入下一代种群中。

#### 2.4.1 算法框架

---

##### Algorithm 2: 差分进化

---

```

1 随机初始种群 $P_0$ :  $P_0 = \{x_{1,D}, x_{2,D}, x_{3,D}, \dots, x_{N,D}\}$ 
2 while not terminate do
3    $v_{i,G} = x_{r1,G} + F \cdot (x_{r2,G} + x_{r3,G})$ 
4   if  $\text{rand}_j(0, 1) \leq CR$  or  $j = j_{rand}$  then
5      $u_{i,j,G} = v_{i,j,G}$ 
6   else
7      $u_{i,j,G} = x_{i,j,G}$ 
8   end
9   if  $f(u_{i,G}) \leq f(x_{i,G})$  then
10     $x_{i,G+1} = u_{i,G}$ 
11  else
12     $x_{i,G+1} = x_{i,G}$ 
13  end
14 end

```

---

其中 $F$ 是缩放因子， $CR$ 是交叉概率因子。 $v_{i,G}$ 是变异向量， $u_{i,G}$ 是试验向量， $x_{i,G+1}$ 是目标向量。 $r1$ ,  $r2$ 和 $r3$ 是从 $[1, N]$ 中挑选出来的整数，且它们也不同于 $i$ 。

#### 2.4.2 差分变异策略

##### 1. DE/rand/1策略

$$v_{i,G} = x_{r1,G} + F \cdot (x_{r2,G} + x_{r3,G}) \quad (2.3)$$

## 2. DE/best/1策略

$$v_{i,G} = x_{best,G} + F \cdot (x_{r1,G} + x_{r2,G}) \quad (2.4)$$

## 3. DE/rand/2策略

$$v_{i,G} = x_{r1,G} + F \cdot (x_{r2,G} - x_{r3,G}) + F \cdot (x_{r4,G} - x_{r5,G}) \quad (2.5)$$

## 4. DE/best/2策略

$$v_{i,G} = x_{best,G} + F \cdot (x_{r1,G} - x_{r2,G}) + F \cdot (x_{r3,G} - x_{r4,G}) \quad (2.6)$$

## 5. DE/current-to-best/1

$$v_{i,G} = x_{r1,G} + F \cdot (x_{best,G} - x_{i,G}) + F \cdot (x_{r1,G} - x_{r2,G}) \quad (2.7)$$

## 6. DE/current-to0rand/1

$$u_{i,G} = x_{i,G} + K \cdot (x_{r1,G} - x_{i,G}) + F' \cdot (x_{r2,G} - x_{r3,G}) \quad (2.8)$$

其中 $x_{best,G}$ 是指当前种群中的最优个体， $x_{i,G}$ 为目标向量（父代种群个体）， $u_{i,G}$ 是父代种群个体对应的变异向量。不同的策略往往针对不同类型的问题更为有效，一般来说，DE/rand/1是最常用的策略。

### 2.4.3 主要的差分进化算法

### 3 总结与展望

#### 3.1 本文工作总结

#### 3.2 工作展望

## 参考文献

- [1] D. Simon, *Evolutionary optimization algorithms*. John Wiley & Sons, 2013.
- [2] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,” *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.
- [3] D. Simon, “Biogeography-based optimization,” *IEEE transactions on evolutionary computation*, vol. 12, no. 6, pp. 702–713, 2008.
- [4] W. Banzhaf, P. Nordin, R. E. Keller, and F. D. Francone, *Genetic programming: an introduction*, 1998.
- [5] X. Yao and Y. Liu, “Fast evolutionary programming.” in *Evolutionary Programming*, 1996, pp. 451–460.
- [6] R. Storn and K. Price, *Differential evolution—a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces*. ICSI Berkeley, 1995, vol. 3.
- [7] P. Larranaga and J. A. Lozano, *Estimation of distribution algorithms: A new tool for evolutionary computation*. Springer Science & Business Media, 2002, vol. 2.
- [8] M. Pelikan, D. E. Goldberg, and F. G. Lobo, “A survey of optimization by building and using probabilistic models,” *Computational optimization and applications*, vol. 21, no. 1, pp. 5–20, 2002.
- [9] A. Z. Bing Dong and G. Zhang, “Sampling in latent space for a multiobjective estimation of distribution algorithm,” 2016.
- [10] R. Storn and K. Price, “Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces,” *Journal of global optimization*, vol. 11, no. 4, pp. 341–359, 1997.
- [11] Q. Zhang, A. Zhou, and Y. Jin, “RM-MEDA: A regularity model based multiobjective estimation of distribution algorithm,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 12, no. 1, pp. 41–63, 2008.



- [12] J. Sun, Q. Zhang, and E. P. Tsang, “DE/EDA: A new evolutionary algorithm for global optimization,” *Information Sciences*, vol. 169, no. 3, pp. 249–262, 2005.
- [13] Q. Zhang and H. Li, “MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition,” *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 11, no. 6, pp. 712–731, 2007.
- [14] R. Horst, P. M. Pardalos, and N. Van Thoai, *Introduction to global optimization*. Springer Science & Business Media, 2000.
- [15] *Towards a new evolutionary computation: advances on estimation of distribution algorithms*. Springer Science & Business Media, 2006, vol. 192.
- [16] S. Das and P. N. Suganthan, “Differential evolution: a survey of the state-of-the-art,” *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 1, pp. 4–31, 2011.
- [17] S. Rahnamayan, H. R. Tizhoosh, and M. M. Salama, “Opposition-based differential evolution,” *IEEE Transactions on Evolutionary computation*, vol. 12, no. 1, pp. 64–79, 2008.
- [18] S. Das, A. Abraham, U. K. Chakraborty, and A. Konar, “Differential evolution using a neighborhood-based mutation operator,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 13, no. 3, pp. 526–553, 2009.
- [19] J. Brest, S. Greiner, B. Boskovic, M. Mernik, and V. Zumer, “Self-adapting control parameters in differential evolution: a comparative study on numerical benchmark problems,” *IEEE transactions on evolutionary computation*, vol. 10, no. 6, pp. 646–657, 2006.
- [20] A. K. Qin, V. L. Huang, and P. N. Suganthan, “Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization,” *IEEE transactions on Evolutionary Computation*, 2009.

## 4 附录

### 致 谢