

# 演化计算理论研究与自适应演化算法

秦霄羽

xxq896@cs.bham.ac.uk

英国伯明翰大学  
计算机科学学院

2021 年 04 月 21 日

# 目录

自我介绍

演化计算

    灵感来源

    演化算法的优势

    演化算法的应用

    演化算法的分类

演化计算理论研究

    研究内容

    理论研究的作用

    目前面临的问题

自适应演化算法

    研究动机

    自适应演化算法

    有待研究的问题

秦霄羽<sup>1</sup>，英国伯明翰大学计算机科学专业在读博士生，主要研究方向为演化计算理论（*Theory of Evolutionary Computation*）、自然启发式算法（*Nature-inspired Algorithms*）。博士期间研究课题为演化算法中的自适应机制（*Self-adaptation in Evolutionary Algorithms*）。

#### ▪ 教育经历：

- ① 山西大学，2014.09 - 2018.07  
    计算机科学与技术工学学士
- ② 英国拉夫堡大学，2017.10 - 2018.07  
    计算机科学专业访问学生
- ③ 英国伯明翰大学，2018.09 - 2019.09  
    高级计算机科学理学硕士
- ④ 英国伯明翰大学，2020.02 - 2024.02  
    计算机科学哲学博士（在读）



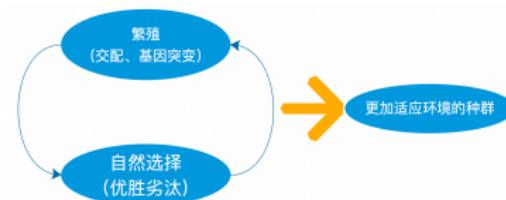
<sup>1</sup>个人主页：[cs.bham.ac.uk/~xxq896/](http://cs.bham.ac.uk/~xxq896/)

# 伯明翰大学



# 进化论与演化计算

## 生物进化论：



## 演化计算：



图：演化算法框架

# 一个有趣的应用

图：使用演化算法设计软体机器人<sup>2</sup>

---

<sup>2</sup> 来源：<https://youtu.be/z9ptOeByLA4>

# 演化算法的优势

- ▶ 高效性
  - ▶ 启发式：在合理时间内可得到高质量的解
  - ▶ 可并行：基于种群
- ▶ 实用性
  - ▶ 可多目标优化
  - ▶ 可全局搜索：容易跳出局部最优
- ▶ 鲁棒性
  - ▶ 可在不确定环境下优化

# 演化计算应用

## 解决组合优化问题：

- ▶ TSP 问题
- ▶ 航班调度问题
- ▶ 投资组合问题
- ▶ ...

## 解决连续数值优化问题：

- ▶ 工业设计问题
- ▶ 强化学习
- ▶ 进化神经网络
- ▶ ...

# 演化算法的分类

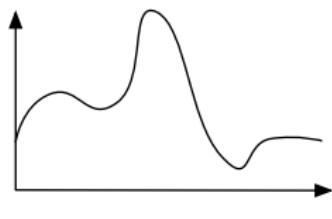
遗传算法

Genetic Algorithm

$4321 \Rightarrow 11000100110001$

进化策略

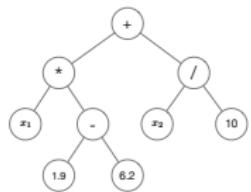
Evolutionary Strategy



进化编程

Evolutionary Programming

$$x_1 \times (1.9 - 6.2) + x_2 \div 10$$



# 演化计算

代表性学术会议、期刊及资源

## 学术会议：

- ▶ ACM Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)
- ▶ ACM/SIGEVO Workshop on Foundations of Genetic Algorithms (FOGA)
- ▶ Parallel Problem Solving from Nature (PPSN)

## 学术期刊：

- ▶ Evolutionary Computation
- ▶ IEEE Transactions on Evolutionary Computation (TEC)

## 算法库：

- ▶ Nevergrad - A gradient-free optimisation platform

# 演化计算理论研究内容

- ▶ 收敛性
- ▶ 期望运行时间上界
- ▶ 期望运行时间下界
- ▶ 在合理时间内得到解的概率的下界
- ▶ 噪声、动态环境等不确定因素的影响
- ▶ ...

# 为什么要研究理论？

- ▶ 绝对正确
  - ▶ 任何人可重复、可检验
- ▶ 实验无法验证
  - ▶ 可得到问题规模  $n$  很大时的结果，如 TSP 问题中节点数  $n$  等
- ▶ 可以从原理上理解算法运行
- ▶ 可以指导设计和应用算法
- ▶ ...

# 举个例子

(1 + 1) EA:

初始化: 按位均匀随机生成一个个体

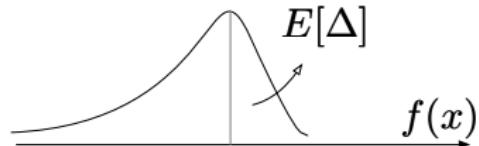
$x \in \{0, 1\}^n$ , 设置变异率  $p = 1/n$

优化: 当  $x$  与  $x^*$  不相等时, 进行

1. 变异: 通过逐位按照概率  $p$  翻转

$x$  创建一个新个体  $y$

2. 选择: 如果  $f(y) \geq f(x)$ , 则用  $y$  替换  $x$



$$\begin{aligned}E[\Delta] &\geq \frac{1}{n} \left(1 - \frac{1}{n}\right)^i \geq \frac{1}{n} \left(1 - \frac{1}{n}\right)^n \\&> \frac{1}{en}\end{aligned}$$

LEADING ONES:

$$\text{LO}(x) := \sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^i x_j$$

所以,

$$x : \underbrace{\{11 \cdots 1\}}_i 0 * * \cdots * \Rightarrow \text{LO}(x) = i$$

$$E[T] = n/E[\Delta] = O(n^2)$$

# 目前面临的问题

- ▶ 通常只能分析简单的问题和简单的算法
- ▶ 结果不易得
- ▶ 缺乏更精确的结果， $O(n^2) = cn^2$ ，但经常不知道具体的  $c$
- ▶ ...

博士论文题目：演化算法中的自适应机制

PhD Thesis Topic: Self-adaptation in Evolutionary Algorithms

# 一个典型的遗传算法

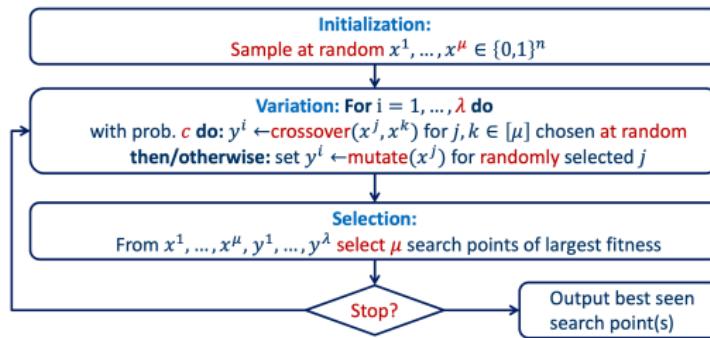


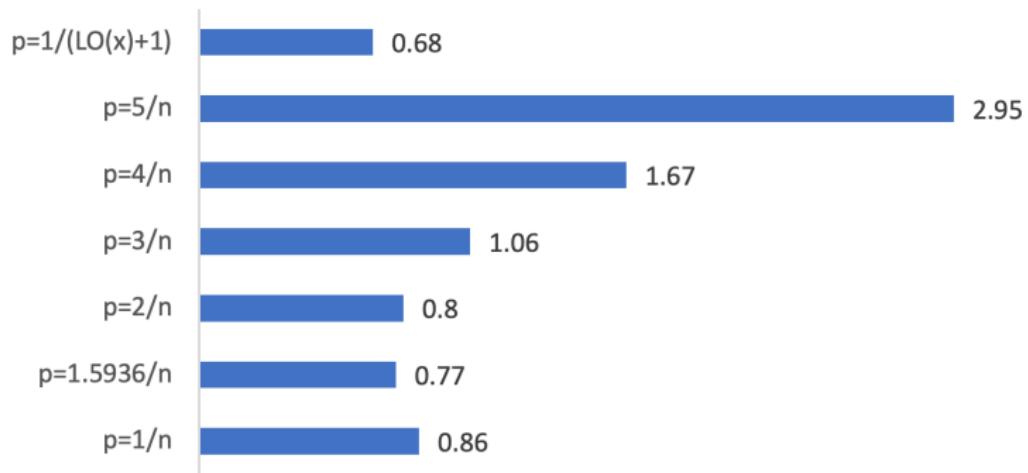
图: 一个典型的遗传算法<sup>3</sup>

- ▶ 有很多参数, 如变异率、交叉率、种群数量、选择压力等
- ▶ 算法的性能很大程度上取决于参数的设置
- ▶ 随着优化的进行, 最优参数也会发生变化

<sup>3</sup>

Tutorial: Carla Doerr, Dynamic Parameter Choices in Evolutionary Computation, GECCO'19 ▶ ⏪ ⏩ ⏴ ⏵ ⏵ ⏵

# 参数的重要性（理论结果）



图：不同变异率  $p$  下， $(1 + 1)$  EA 在  $LO(x)$  上的期望运行时间  $E[T]/n^2$ <sup>4</sup>

# 优化参数的方法

- ▶ 尝试寻找全局最优参数
  - ▶ 多运行几次找出最优参数
  - ▶ 使用“超优化算法”优化参数，如 AutoML 算法等
- ▶ 在优化过程中动态地调整参数
  - ▶ 确定性算法：基于运行时间、运行状态等改变参数，如模拟退火算法等
  - ▶ 适应算法：制定一些规则改变参数，如 1/5-th 规则等
  - ▶ 自适应算法：将参数也“编码”进个体，同个体一同“进化”

# 自适应演化算法

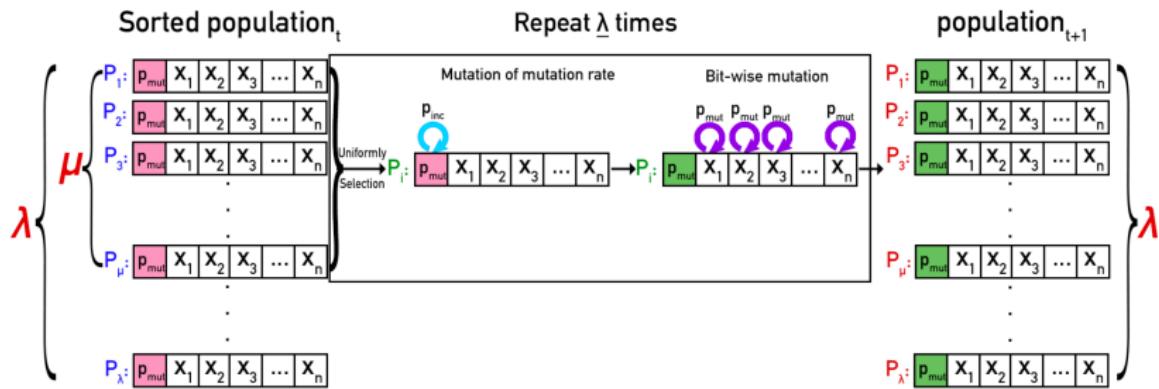


图:  $(\mu, \lambda)$  自适应演化算法

$$\text{PEAKEDLO}(x) := \begin{cases} m & \text{if } x = 0^n \\ \sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^i x_j & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ▶ 当使用小变异率、大变异率或者均匀随机选择两中变异率时，期望运行时间为  
 $E[T] = e^{\Omega(n)}$
- ▶ 当使用自适应机制调整变异率时，期望运行时间为  $E[T] = O(n^2)$

## 图：自适应演化算法<sup>5</sup>

<sup>5</sup> 来源: <https://www.cs.bham.ac.uk/~lehrepk/selfadapt/>

# 有待研究的问题

- ▶ 是否能帮助算法跳出局部最优解
- ▶ 在噪音、动态环境等不确定环境下的性能
- ▶ 其他参数的自适应，如交叉率、种群数量、选择压力、交叉方法、选择方法等
- ▶ ...

# 谢谢大家!

欢迎交流

Case 1:  $(n=1, p=1)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 1 \cdot 1 = 1$   
 $V[X] = np(1-p) = 1 \cdot 1 \cdot 0 = 0$

Case 2:  $(n=2, p=1)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 1 = 2$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 1 \cdot 0 = 0$

Case 3:  $(n=2, p=0.5)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.5 = 1$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.5 \cdot 0.5 = 0.5$

Case 4:  $(n=2, p=0.2)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.2 = 0.4$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.2 \cdot 0.8 = 0.32$

Case 1:  $(n=1, p=1)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 1 \cdot 1 = 1$   
 $V[X] = np(1-p) = 1 \cdot 1 \cdot 0 = 0$

Case 2:  $(n=2, p=1)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 1 = 2$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 1 \cdot 0 = 0$

Case 3:  $(n=2, p=0.5)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.5 = 1$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.5 \cdot 0.5 = 0.5$

Case 4:  $(n=2, p=0.2)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.2 = 0.4$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.2 \cdot 0.8 = 0.32$

Case 1:  $(n=2, p=0.5)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.5 = 1$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.5 \cdot 0.5 = 0.5$

Case 2:  $(n=2, p=0.2)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.2 = 0.4$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.2 \cdot 0.8 = 0.32$

Case 3:  $(n=2, p=0.1)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.1 = 0.2$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.1 \cdot 0.9 = 0.18$

Case 4:  $(n=2, p=0.05)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.05 = 0.1$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.05 \cdot 0.95 = 0.19$

Case 1:  $(n=1, p=1)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 1 \cdot 1 = 1$   
 $V[X] = np(1-p) = 1 \cdot 1 \cdot 0 = 0$

Case 2:  $(n=2, p=1)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 1 = 2$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 1 \cdot 0 = 0$

Case 3:  $(n=2, p=0.5)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.5 = 1$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.5 \cdot 0.5 = 0.5$

Case 4:  $(n=2, p=0.2)$   
 $P(X=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$   
 $E[X] = np = 2 \cdot 0.2 = 0.4$   
 $V[X] = np(1-p) = 2 \cdot 0.2 \cdot 0.8 = 0.32$