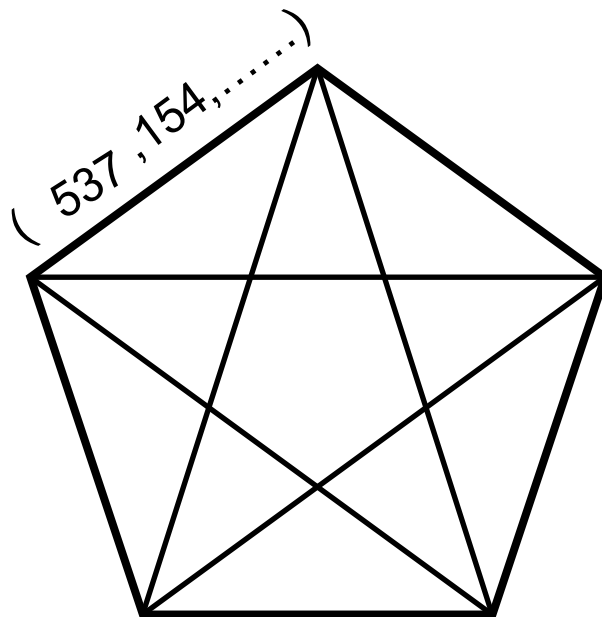


关于遗传算法应用 的分析与 研

福州八中 钱自强

一个问题：

- 道路铺设
- 电网架设
- 网络构造
-



线性时间

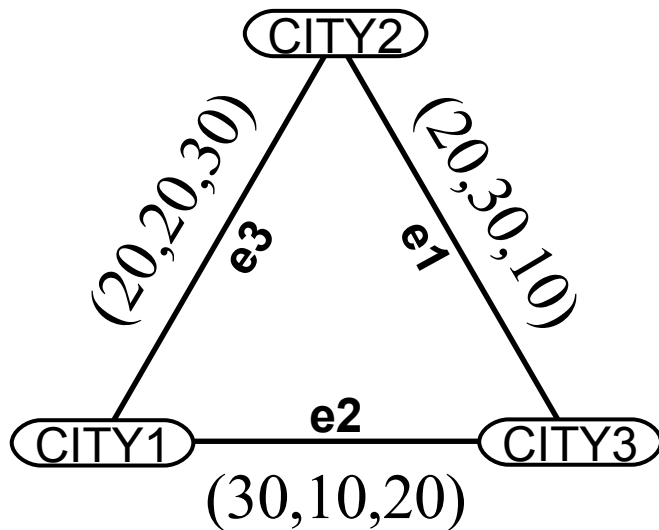
Prim 算法

Kruskal 算法

指数时间

搜索算法

一个简单的例子



修建一条铁路需要考虑的因素

架设铁路的基本费用~~x~~1

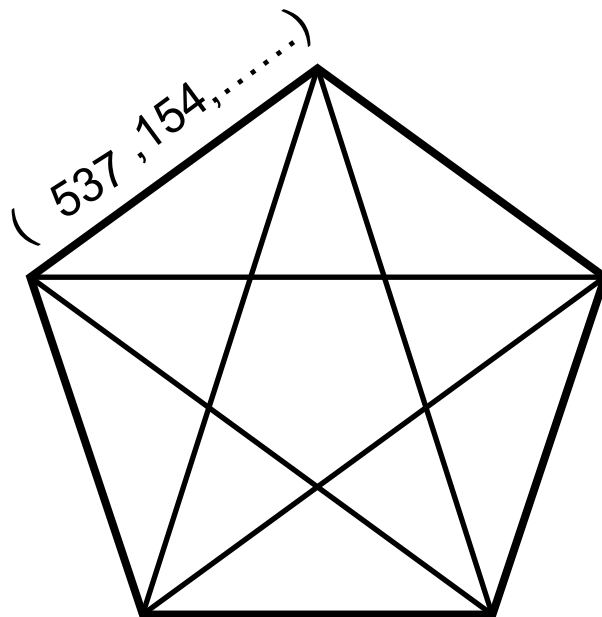
架设铁路的难度系数~~x~~2

铁路造成的生态破坏~~x~~4

方案	基本费用	难度系数	生态破坏	综合评价
e1,e2	50	40	30	260
e2,e3	50	30	50	310
e3,e1	40	50	40	300

一个问题：

- 道路铺设
- 电网架设
- 网络构造
-



线性时间

Prim 算法

Kruskal 算法

指数时间

搜索算法

一个问题：

如果有一种方法能在短短的时间内得到一组与最优解十分逼近的近似解呢？

我们真的要
等 1200 年
？

搜索算法的时间复杂度

$O(n^n)$



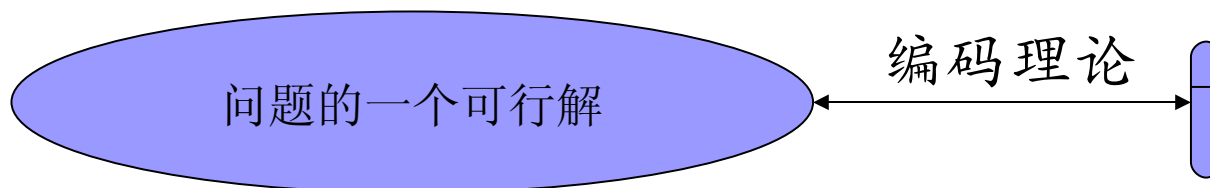
(537, 154)

数据规模	1~7	8	9	10	11	12	13	14	15
估计用时	1s 内	2s	40s	20m	6h	8d	270d	30y	1200y	天文数字

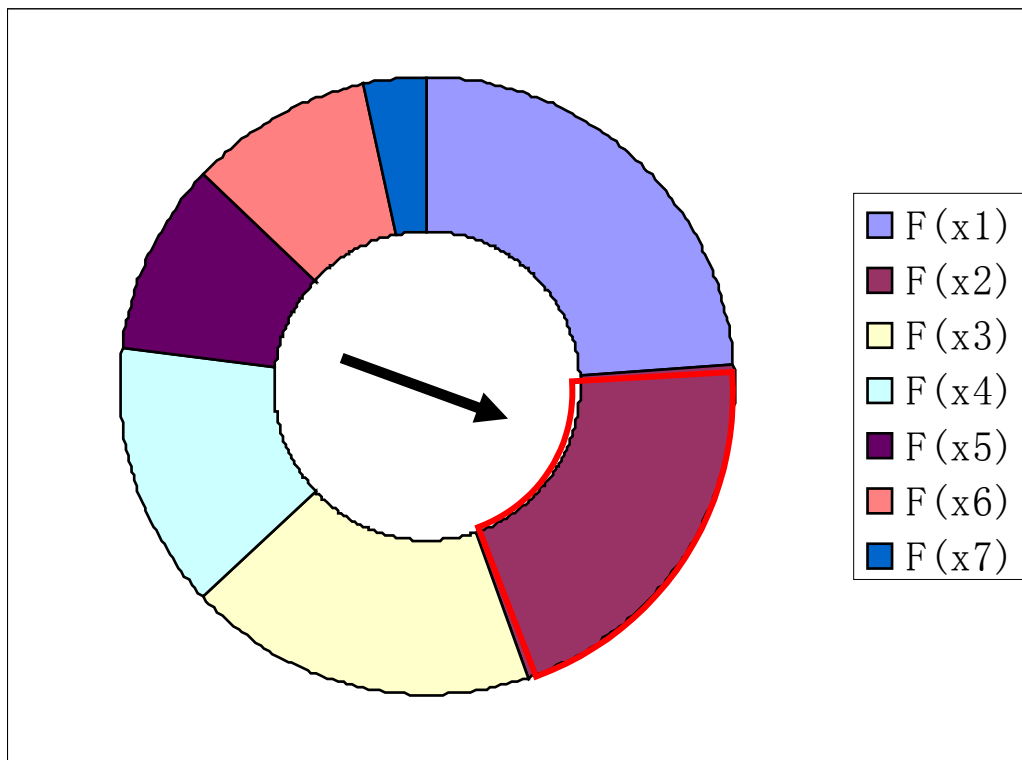
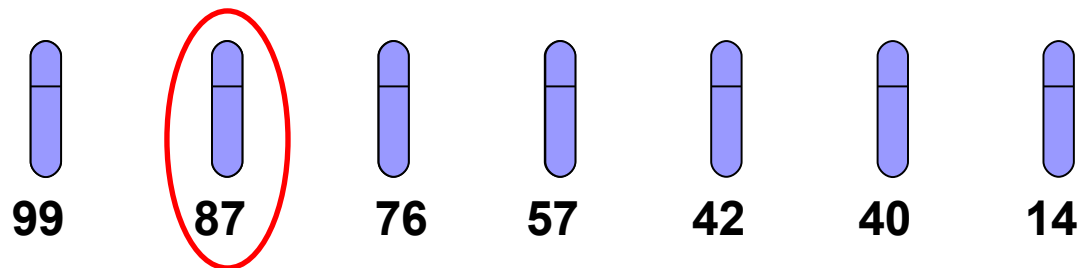
遗传算法 - 工作流程

- 历史背景
- 遗传算法 (Genetic Algorithm) 是一种模拟自然选择和遗传的随机搜索算法。它由 John Holland 提出，最初用于研究自然系统的适应过程和设计具有自适应性能的软件。近年来，遗传算法作为问题求解和最优化的有效工具，已被非常成功地应用与解决许多最优化问题并越来越流行。

编码理论



遗传算法 - 工作流程



估价

保持遗传

交配遗传

变异遗传

概率控制

遗传算法 - 多目标最小生成树

■ 编码理论

Prüfer 编码机制

★ 编码机制与一个长度为 $n-2$ 的数字串对应

对于任意一个长度为 $n-2$ 的数字串也与唯一的一棵生成树相对应

★ 解码过程

▲ 令 i 为树中编号最小的叶节点;
优势设 P 为编码串, S 为图的顶点, 编号不出现在 P
▲ 如果 j 与 i 相邻, 则把 j 加入当前编码串的

中的顶点的集合;

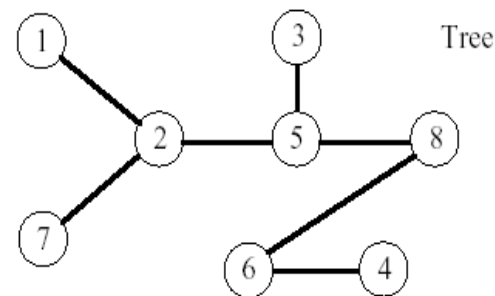
可最不容易地随机生成一棵生成树

▲ 设 i 为 S 中编号最小的节点, j 为 P 中最左端的
把 j 以及连接 i 和 j 的边从树中删除, 这时
很困难, 删除各边和 j 的边加入到树中, 然后分别把
候树中只有 $n-1$ 个顶点
▲ 和 j 从 P 和 S 中删除, 如果 P 中不再出现顶点 j 则
重复以上步骤直到树中只剩下一条边这时候

把 j 加入到 S 中
得到的编码串即为相应树的 Prüfer 编码

▲ 重复以上步骤, 直到 P 为空;

▲ 当 P 为空串时, S 中刚好剩下两个顶点, 将连接
这两个顶点的边加入到树中, 最后构成的树即为与
最初 P 对应的生成树。



2	5	6	8	2	5
---	---	---	---	---	---

Prüfer number

遗传算法 - 多目标最小生成树

■ 编码理论

■ 估价函数

估价函数设置

$$g(x) = \left[\sum_{i=1}^k \left(\frac{\min[i]}{f_i(x)} \times 100 \right)^2 \right]$$

$f_i(x)$ 表示待估价的染色体在目标 i 的费用情况，
 $\min[i]$ 表示截止到上一代为止，产生的所有染色体在目标 i 的费用的最小值。

优势

更好的突出了每个染色体在各个目标上的优势

避免了由于每个目标的取值范围不同或者费用的整体趋势不同而造成的某些个体在某些目标的优势无法被体现

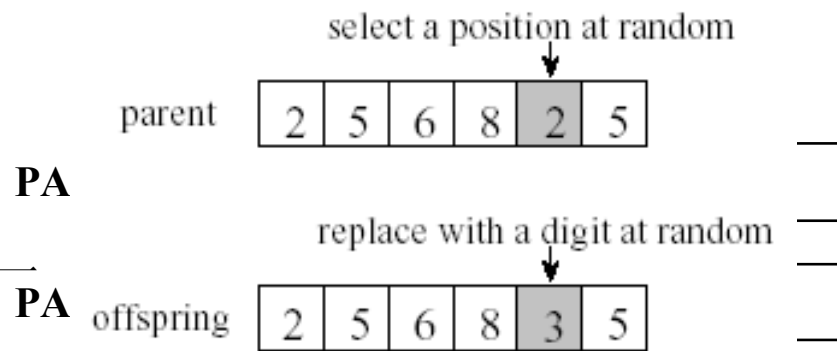
遗传算法 - 多目标最小生成树

- 编码理论
- 估价函数
- 遗传算子

交配遗传

变异遗传

概率选择算子
从种群中抽出两条染色体，
在两条染色体上随机抽取一个位置，
(Parent) 用另一个随机的值替换。



优势变异遗传 (1%)

由于编码理论的性质，这种操作很可能会导致种群退化。一定程度上引入另一个样本一些特性。

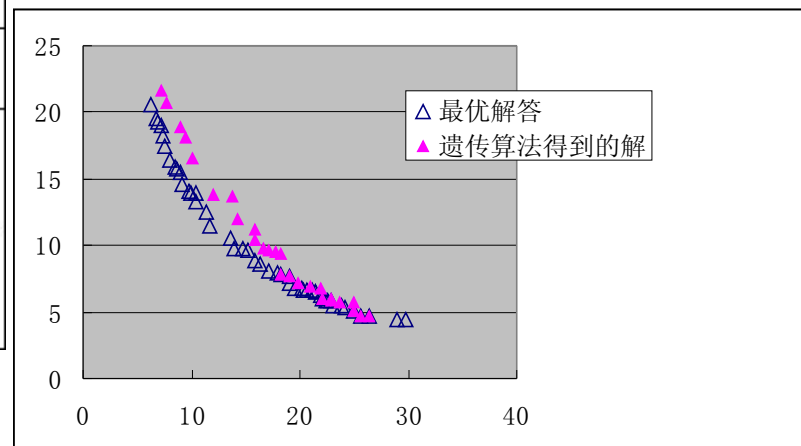
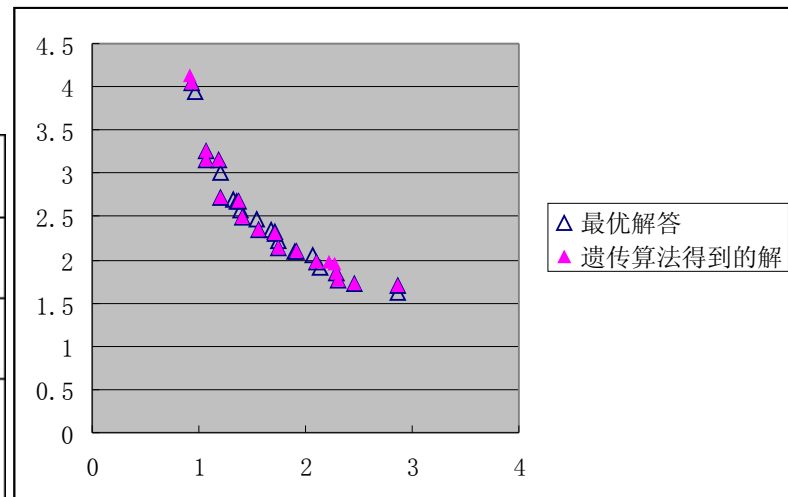
遗传算法 - 多目标最小生成树

- 编码理论
- 估价函数
- 遗传算子

遗传算法 - 多目标最小生成树

算例分析

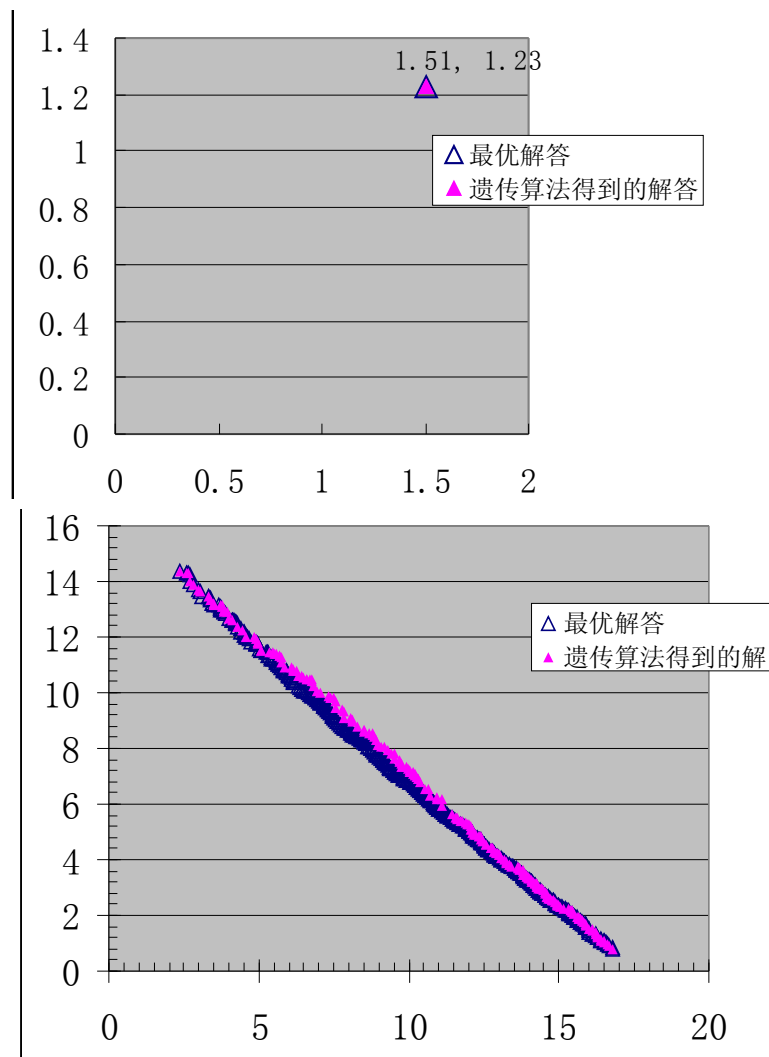
数据文件编号		H1	H2
数据规模		N=10 K=2	N=11 K=2
搜索算法表现		22 分钟	6 小时 20 分钟
遗传 算法 表现	参数选择	L=20000 P=400	L=30000 P=400
	耗时	116s	296s
	正确性	算法得到了一组十分近似的解，参见图示	算法得到了一组比较近似的解，参见图示



遗传算法 - 多目标最小生成树

算例分析

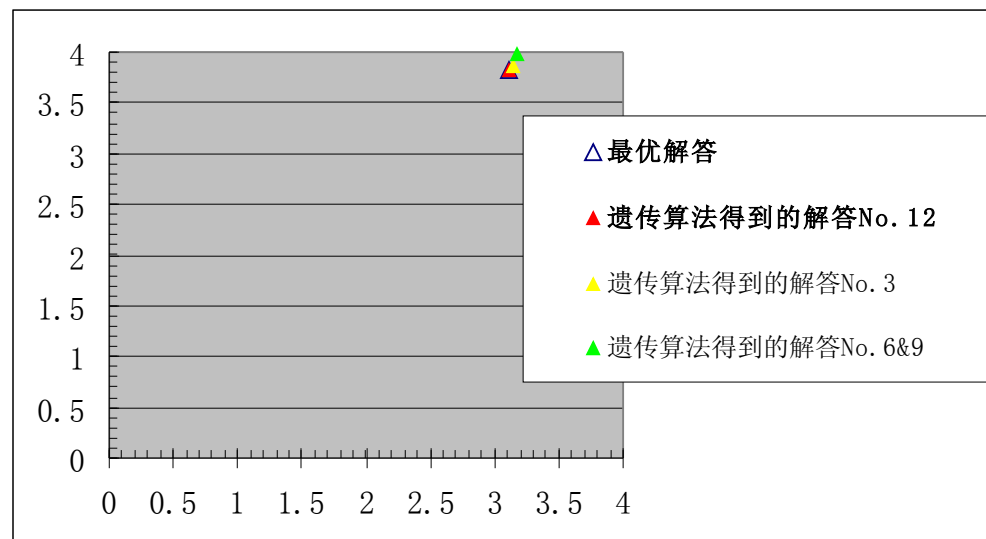
数据文件编号		S1	S2
数据信息	规模	N=10 K=2	N=10 K=2
	特殊性	正相关	反相关
搜索算法表现		15 分钟	28 分钟
遗传算法表现	参数选择	L=2000 P=400	L=20000 P=400
	耗时	11 秒	304s
	正确性	该算法在 5 次执行有内 80% (4 次) 的概率得到该最优解	算法得到了一组比较相似的解, 参见图示



遗传算法 - 多目标最小生成树

算例分析

数据文件编号		S3
数据信息	规模	N=15 K=2
	特殊性	正相关
搜索算法表现		600 年 (估计)
遗传算法表现	参数选择	L=20000 P=400
	耗时	114 秒*15 (15 次运行)
	正确性	该程序在第 12 次运行的时候得到了我们的最优解 (3.11, 3.83), 并且值得一提的是在第 3 次运行时就得到一个相当接近的近似解 (3.14, 3.86), 并且在第 6 次和第 9 次都出现了 (3.18, 3.99) 这个不错的解



小结

- 编码理论
- 估价函数
- 遗传算子

■ 通过测试结果我们可以看到遗传算法在解决组合优化类问题有着和其他算法无法比拟的强大优势，它的特点就是可以在较短的时间内，得到令人满意的解，而且算法相对简洁。对于现实生活中的大量常规算法无法解决的问题，遗传算法都有着良好的应用前景。

谢谢!

遗传算法不仅一种算法，更是一种思想。在各种常用算法中通过灵活地渗透进的思想来解决问题，往往能够收到事半功倍的效果。本文的目的就是希望越来越多的信息学爱好者了解遗传算法，了解进化算法的思想。