基于遗传算法的余泥渣土智能调配系统

# 问题分析

我国城市化进程持续深入，城市工程建设规模持续增长，同时建筑过程中的余泥渣土剧增。建筑业房屋建筑面积的快速增长与超大规模的地下空间开发带来大量的余泥渣土。一方面，渣土处置缺乏统筹规划，受纳场稀缺，余泥渣土处置困难。另一方面，城市建设中的部分填筑工程，料源稀缺，只能从城市周边高价收购，甚至违规盗采。针对上述城市建设中的矛盾，急需建立一个可以统筹规划，有智能调配和智能规划能力的跨项目、跨行业的余泥渣土运营管理系统。该系统需要考虑物料生产和受纳的时间、空间（距离）、质量（料性）、数量等多维工程条件和运输条件。同时，在城市中还需考虑受纳场限制，项目管理人员协调等问题。城市工程建设余泥渣土的智能规划是多维空间、多维约束下的多目标优化问题，具有很强的动态性，是典型的动态规划问题。

# 求解器的构造

针对上述问题，可以首先考虑时、空、料、量等匹配要素，首先建立评价智能系统系统可控制的建筑工地和填筑场以及物料加工场站综合效益的目标函数，然后基于群智能算法和系统方案优化目标函数，最终考虑成本、环境、安全等目标，建立跨行业项目群的余泥渣土智能调运模型，以此实现余泥渣土的智能规划。

## 模型的工程说明

城市级的余泥渣土智能调配算法要解决的问题模型是：

问题说明：在一个时间区间（时段范围）内，在考虑主要成本因素的条件下，多个产渣项目产出多种工程副产物、多个受纳场可以接受一定量的工程副产物。

解的形式：每个产渣场地该往何处运多少量的渣土。

边界条件和约束包括：

（1）每个产渣项目产生的渣土应全部处置干净。

（2）每个受纳场地有其自身的接受强度和受纳上限，单位时间内调配至受纳场的渣土不应超过受纳场的接受强度上限，渣料存量不能超过受纳量上限。

（3）调配方案不仅需要针对一个时段，而应该针对整个工程项目施工期、多个项目之间、整个城市尺度进行余泥渣土优化调配。同时由于未来的不可预见性，需要优化求解器可以在多种时空尺度上进行优化计算。

## 求解的数学表达

在前述分析的基础上，不失一般性，以*m*个产渣项目、*n*个受纳场的某时段调配模型为例，可建立如表1所示的基本的调运数学模型（在一个施工区间内（具体时间由项目决定），只考虑产渣场地与受纳场地）。

**表1 单层调运模型**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 受纳场1 | 受纳场2 | … | 产渣量 |
| 产渣项目1 |  |  | … |  |
| 产渣项目2 |  |  | … |  |
| … | … | … | … | … |
| 受纳场结余 |  |  | … |  |
| 受纳场承受能力 |  |  | … |  |

表中：代表由产渣地运送至受纳场的渣土方量；表示产渣地一共产出的渣土总量；表示受纳场能够受纳的渣土方量。结合边界条件（1）和（2），应有和，且表中任一项均为非负数，即。

## 求解方法的选择

目前在群智能规划、多目标优化的算法中常用的有正交实验法（OE）、模拟退火法（SA）、粒子群算法（PSO）、遗传算法（GA）等。对国内一线城市的余泥渣土的调配来说，涉及的渣土出产地、受纳场、时空约束的条件十分复杂。若采用正交实验法，实验次数将十分庞大，而且正交实验法仅仅是对特定的调运方案组合进行实验，其优化结果无法跳出预定正交表的体系，难以满足复杂工程方案优化的要求。模拟退火法虽然易于跳出局部最优解，但是不同于可以进行快速计算的数学公式，每一次的生成调配方案都要动态的计算整个城市的时、空、料、量等相关要素，过长的求解时间难以满足工程实用性要求。粒子群算法虽然收敛较快，但是对于复杂的调运优化问题易于陷入局部最优解，因此也不选用。遗传算法因为基因交叉与变异的存在，对复杂解空间的适应性较好，具有较好的适应性；同时由于代际之间的个体是进行遗传传承的，所以也具有较好的收敛性，因此选用遗传算法来构建余泥渣土智能调配系统的的求解器。

# 基于遗传算法的优化解法

## 种群初始化

由调运数学模型可知，假如将上述条件列出线性方程，有*m*个产渣地，*n*个受纳场，那么就有*m*个产渣量约束条件、*n*个受纳场约束条件，可列出*m*+*n*个约束方程。然而一共需要调运模型生成个变量，显然变量个数大于约束方程的个数，线性方程将有无限多组解，其中解由个线性无关的自由向量加上一个线性方程的特解组成，这个自由向量的系数即可组成遗传算法的个体。

种群初始化采用随机数法，依次按顺序产生个随机数，构成一个个体的十进制基因编码。

## 适应度函数的构建

适应度函数是遗传算法的基本尺度，主要用于评价每世代所有个体对预定环境条件适应性“优”与“差”的程度，是参数迭代筛选的标准，反映了个体对环境的适应程度。对于余泥渣土调配方案来说，适应度函数应基于成本与调运方量的相对关系。在本例中，可取式1.1：

 （1.1）

式中，代表由产渣项目运送至受纳场的渣土量；代表由产渣地运送至受纳场的所需要耗费的经济成本。为避免优化得到的优化解中出现负数，应让取绝对值。

## 遗传操作

遗传操作是遗传算法最主要的部分，包括选择、交叉和变异。

（1）竞争选择

选择是指从群体中选择优良个体并淘汰劣质个体的操作。它建立在适应度评估的基础上。适应度越大的个体,被选中上的可能性就越大，他的“子孙”在下一代中的个数就越多,选择出来的个体就被放入配对库中。目前常用的选择方法有轮盘赌方法、最佳个体保留法、期望值法、排序选择法、竞争法、线性标准化法。

在进行选择操作之前，首先需要计算个体的生存个体的生存概率。最优化问题按所需的适应度函数极值类型可以分为最大最优化问题和最小最优化问题，由适应度函数可知，本离所讨论的为最小值最优化问题，在进行随机竞争选择时，需要对其进行变换处理，转化为最大最优化的个体生存能力，同时进行归一化处理，如式1.2：

 （1.2）

式中：

——第个个体的生存能力值；

——第个个体的适应度函数值；

——第个个体的适应度函数值。

轮盘赌算法是进行概率性抽样选择的经典算法，来源于现实中可绕中心旋转的概率选择圆盘。给定圆盘一个初速度，当圆盘停下时，固定的指针指向那个扇形区域，即为被选择的部分，每个扇形区域被选择的概率与其面积成正比。与之类似，遗传算法中的个体选择可以采用数学上的轮盘赌算法来进行，基于个体生存能力进行概率性选择，个体被选择的概率与其生存能力值成正比。对于拥有个个体的种群来说，需要进行轮竞争选择，每轮进行两次轮盘赌抽样获取两个个体进行竞争，选择生存能力值较高的一个个体进行保留。在基于轮盘赌的竞争选择算法中，个体被选择的概率完全取决于其生存能力值，该方法对于自然竞争过程的模拟程度较高。

（2）交叉

交叉就是指把两个父代个体的部分结构加以替换重组而生成新的个体的操作，交叉的目的是为了在下一代产生新的个体，通过交叉操作，遗传算法的搜索能力得到了飞跃性的提高。交叉是遗传算法获取优良个体的重要手段。交叉操作是按照一定的交叉概率在匹配库中随机的选取两个个体进行的，交叉位置也是随机的，交叉概率一般取为0.6~0.9。

（3）变异

变异就是以很小的变异概率随机地改变种群中个体的某些基因的值，变异操作的基本过程是：产生一个[0,1]之间的随机数，如果<，则进行变异操作。变异操作本身是一种局部随机搜索，与选择、交叉算子结合在一起，能够避免由于选择和交叉算子而引起的某些信息永久性丢失，保证了遗传算法的有效性，使遗传算法具有了局部随机搜索能力，同时使得遗传算法能够保持群体的多样性，以防出现未成熟收敛。在变异操作中，变异概率不宜取得过大，如果>0.5,遗传算法就退化为了随机搜索。

## 优化解法小结

利用遗传算法对可行解表示的广泛性，提出将线性方程可行解中自由变量的系数作为基因个体。同时遗传算法不需要辅助信息，仅用适应度函数来评估基因个体，并在此基础上进行遗传操作，非常适合用来综合评价调配方案中各种因素。最后利用在搜索过程中不易陷入局部最优的有点，快速准确地求解智能调配方案问题。

# 案例分析

## 案例参数说明

现有5个产渣场地，6个受纳场地，产渣方量依次为37，32，63，38，96，受纳场承受能力分别为293，396，264，400，270，288。

**表1 产渣地的产渣列向量**

|  |  |
| --- | --- |
|  | 产渣量 |
| 产渣地1 | 37 |
| 产渣地2 | 32 |
| 产渣地3 | 63 |
| 产渣地4 | 38 |
| 产渣地5 | 96 |

**表2 受纳场的容量限制**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 受纳场1 | 受纳场2 | 受纳场3 | 受纳场4 | 受纳场5 | 受纳场6 |
| 受纳场承受能力 | 293 | 396 | 264 | 400 | 270 | 288 |

根据各地之间的运距，折算的调运成本矩阵如表2所示。

**表2 成本矩阵**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 受纳场1 | 受纳场2 | 受纳场3 | 受纳场4 | 受纳场5 | 受纳场6 |
| 产渣地1 | 797 | 466 | 420 | 485 | 305 | 374 |
| 产渣地2 | 345 | 574 | 467 | 588 | 598 | 487 |
| 产渣地3 | 423 | 757 | 603 | 394 | 451 | 633 |
| 产渣地4 | 602 | 309 | 730 | 542 | 495 | 582 |
| 产渣地5 | 385 | 656 | 574 | 305 | 790 | 420 |

表中，产渣地和受纳场对应地单元格中的数字即为单位方量的渣土由产渣地运送至受纳场所耗费的成本。

## 算法得到的优化解

利用上述遗传算法求解模型，编程计算得到的优化解，如表3所示。

**表3 案例参数下的遗传算法优化解**

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 受纳场1 | 受纳场2 | 受纳场3 | 受纳场4 | 受纳场5 | 受纳场6 | 产渣总量 |
| 产渣地1 | 0.00013 | 0.02387 | 0.01271 | 0.00438 | 36.93672 | 0.02219 | 37 |
| 产渣地2 | 31.90817 | 0.00487 | 0.06896 | 0.00003 | 0.00154 | 0.01648 | 32 |
| 产渣地3 | 17.90292 | 0.00156 | 0.00279 | 45.0664 | 0.01934 | 0.00699 | 63 |
| 产渣地4 | 0.00349 | 36.98068 | 0.0003 | 0.1763 | 0.75033 | 0.0889 | 38 |
| 产渣地5 | 0.01376 | 0.00042 | 0.00893 | 95.97141 | 0.00484 | 0.00065 | 96 |
| 受纳场余量 | 243.17154 | 358.98859 | 263.90631 | 258.7815 | 232.2872 | 287.8647 |  |
| 受纳场承受能力 | 293 | 396 | 264 | 400 | 270 | 288 |  |

## 性能分析、解的优化性

求解的性能。程序总共运行时间为10分钟，共进行了3万次迭代，与最优解的差距为0.8563%。

解的工程性。由于随机优化方法存在一定的误差，上述优化解中部分产渣地对受纳场的运输量是非常微量的数值。这在实际工程中是不可能出现的，为此，需要进一步讲随机优化解规范化为工程解。

**表4 案例参数下的遗传算法优化解**

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 受纳场1 | 受纳场2 | 受纳场3 | 受纳场4 | 受纳场5 | 受纳场6 | 产渣总量 |
| 产渣地1 |  |  |  |  | 37 |  | 37 |
| 产渣地2 | 32 |  |  |  |  |  | 32 |
| 产渣地3 | 18 |  |  | 45 |  |  | 63 |
| 产渣地4 |  | 37 |  |  | 0.75 |  | 38 |
| 产渣地5 |  |  |  | 96 |  |  | 96 |
| 受纳场余量 | 243 | 359 | 264 | 259 | 232 | 288 |  |
| 受纳场承受能力 | 293 | 396 | 264 | 400 | 270 | 288 |  |