

基于改进粒子群算法的油田管网优化

孙涛^{1,2} 徐明海¹

摘要：为了节省油气集输管网的投资成本，往往对系统进行优化设计。应用粒子群算法求解油田地面管网的拓扑优化模型，在算法寻优过程中通过对最优粒子的编码进行动态调整，从而改进算法中粒子对最优粒子的跟随方式，使粒子的进化过程变得更加合理。经过实例验证，在相同计算条件下，改进后粒子群算法在求解地面管网优化问题中表现优于原粒子群算法；最后通过与遗传算法进行比较，粒子群算法在相同计算精度下收敛更快，所需迭代次数更少。

关键词：油田管网；拓扑优化；粒子群算法；遗传算法

Doi:10.3969/j.issn.1006-6896.2016.7.012

Optimization of Oilfield Pipe Network Based on Improved Particle Swarm Algorithm

Sun Tao, Xu Minghai

Abstract: The system operation should be optimized for saving investment cost of oilfield pipe network. Particle swarm algorithm is used to solve the optimization model of oilfield pipe network. In the process of iteration, the coding of optimal particle can dynamically adjust, thus improved the way of the particles flying to the optimal particle, and the evolution of particles becomes more reasonable. The calculation of example shows that, under the same initial conditions, the improved algorithm works more efficiently than the original one. At last, by comparing with the genetic algorithm, particle swarm optimization algorithm under the same calculation accuracy, faster convergence and less number of iterations required.

Key words: oilfield pipe network; topological optimization; particle swarm algorithm; genetic algorithm

在油田地面工程设计中，地面管网的布局占很大的比重，主要包括油气集输管网和注水管网的设计，油田地面管网可以看成是一个由站点和管线构成的具有拓扑结构的网络系统。对系统进行优化设计，可以节省大量投资，但是由于系统的复杂性，传统的优化方法难以应用到节点较多的管网系统，因此，使用各种智能优化算法求解成为研究的主要领域^[1-4]。

粒子群算法是一种基于群体智能的优化进化算法^[5-6]。类似于遗传算法，粒子群算法也是通过个体的协作与竞争进行寻优，算法中没有交叉、变异等操作过程，其规则较遗传算法更简单，也更容易实现，目前已有大量的研究将粒子群算法应用于管网的优化计算^[7-10]。由于标准粒子群算法对最优粒子

的跟踪方法本质上是按站点序号进行的，而不同粒子同一序号的站点之间并无必然关联，这不利于种群的寻优。通过将粒子群算法迭代过程中的最优粒子进行动态编码，使算法对最优粒子的跟踪变为按站点位置进行，可以使种群能够更好地寻找最优解。油田管网实例验证表明，在求解管网拓扑优化问题时，改进的粒子群算法较标准算法多数情况下求解效果更好。同时，将改进后粒子群算法与遗传算法的求解进行了对比，在达到相同的收敛精度下，改进的粒子群算法收敛更快，所需迭代次数更少。

1 管网拓扑优化的数学模型

油田地面管网的拓扑网络系统一般为树状网

*基金论文：国家自然科学基金项目（51276199），中国石油大学胜利学院春晖计划重点项目（KY2015002）。

¹中国石油大学（华东）储运与建筑工程学院 ²中国石油大学胜利学院

络,在站点(油井、计量站和配水站等)数量给定的前提下,确定站点的位置,同时将一定数量的井口(油井或注水井)分配给各个站点,优化设计的目标是降低整体投资成本。

1.1 目标函数

$$\min f = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} \delta_{ij} d_{ij} \quad (1)$$

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{(如果第 } i \text{ 个井连接到第 } j \text{ 站点)} \\ 0 & \text{(如果第 } i \text{ 个井不连接到第 } j \text{ 站点)} \end{cases}$$

式中: m 为井数; n 为站点数; δ_{ij} 为井和站点的连接关系; c_{ij} 为单位管线建设费用; d_{ij} 为距离。

1.2 约束条件

(1) 惟一性约束。每个井隶属于一个站点,这种隶属关系具有惟一性。

$$\sum_{j=1}^n \delta_{ij} = 1 \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

(2) 最大连接数约束。每个站点连接的井数量不能超过其最大连接数。

$$\sum_{i=1}^m \delta_{ij} \leq k \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

(3) 几何位置约束。

$$(x_i, y_i) \in D \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

式中: (x_i, y_i) 为第 i 站点的位置坐标; D 为所设立站点位置的可行域。

2 粒子群算法

粒子群算法的基本概念源于对鸟群飞行觅食行为的研究。算法是将优化问题中的可能解看成搜索空间的一个点,称为“粒子”,每个粒子都会根据自身搜索到的最优位置和群体搜索到的最优位置来决定自己的飞行方向与距离,从而实现在搜索空间中的搜索。

标准粒子群算法可以描述为:设有数量为 N 的粒子在 q 维的搜索空间搜索,其中第 i 个粒子所在的位置可以表示为: $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iq})$, 其对应的速度表示为: $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iq})$, 粒子 i 搜索到的历史最优位置记为 p_b , 所有粒子搜索到的最优位置记为 p_g 。

算法的位置和速度更新公式:

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 r_1 (p_b^k - X_i^k) + c_2 r_2 (p_g^k - X_i^k) \quad (5)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (6)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N$; k 为当前的进化代数; ω 称为惯性权重; c_1 、 c_2 为权重系数,它表示粒子对自身知识与群体知识的认知; r_1 、 $r_2 \in [0, 1]$ 为均匀

分布的随机数。

3 算法求解模型的过程

管网拓扑优化问题可先确定站点位置,再优化出各井与站点的归属关系,本文使用粒子群算法优化站点位置,在站点位置确定后,使用一般整数规划方法求解井归属的优化问题。

3.1 编码

将模型中 n 个站点的位置按顺序排成一个字符串,这个字符串作为一个粒子的编码。第 i 个粒子 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})$, $X_{ij} = (x_j, y_j)$ 为第 j 个站点的位置坐标向量, $j = 1, 2, \dots, n$ 。

3.2 初始化粒子群

在可行域 D 随机产生 n 个站点的位置,构成一个粒子,再重复这一过程,产生规模为 N 的初始粒子群。

3.3 确定适应度函数

对于每一个粒子,在站点位置确定的情况下,确定井口的隶属关系就是一个0-1的规划问题,通过优化计算给出各井与站点的隶属关系,然后计算目标函数值 f ,从而产生粒子的适应度函数。

3.4 算法的实现步骤

- (1) 给定算法中的参数。
- (2) 初始化粒子群,并设定初始速度。
- (3) 计算每个粒子的适应度。
- (4) 根据粒子的适应度,更新粒子的历史最优与群体最优。
- (5) 根据式(5)与(6),更新粒子的位置和速度。
- (6) 判断是否满足算法终止条件,如满足则算法终止,否则重新计算粒子的适应度。

4 粒子群算法的改进

在粒子群算法中,每个粒子都会飞向当前的最优粒子,并在其附近搜索,粒子的飞行方向与距离由速度控制。从式(5)中可知,粒子速度的更新由三部分组成,第一部分 ωV_i^k 是速度的“惯性”,体现了历史速度对当前速度的影响;第二部分 $c_1 r_1 (p_b^k - X_i^k)$ 体现了粒子自身的经验,称为自我认知部分;而第三部分 $c_2 r_2 (p_g^k - X_i^k)$ 是粒子之间的信息共享,称为群体认知部分。

群体认知部分是通过粒子向当前最优粒子的位置移动实现的,按照标准粒子群算法的移动公式 $c_2 r_2 (p_g^k - X_i^k)$, 粒子 X_i 的第 j 个分量 X_{ij} 将向当前最优粒子 p_g 的第 j 个分量 p_{gj} 移动。

由于在粒子群算法求解管网优化模型中，粒子编码是按管网中站点的位置坐标排列而形成的，而在粒子生成过程中，各站点的位置坐标是随机产生的，因此不同粒子之间同一标号的分量并无关联，即粒子 X_i 的分量 X_{ij} 与当前最优粒子 p_g 的分量 p_{gi} 之间没有位置的关联性。

为使粒子向最优粒子的移动更加合理，利用粒子编码中站点顺序的任意性，在粒子速度更新时，动态调整最优粒子编码的顺序，使每一个粒子更好地向最优粒子运动，即将群体认知部分 $c_2 r_2 (p_g^k - X_i^k)$ 调整为： $c_2 r_2 (p_{gt}^k - X_{ij}^k)$ ， $j=1,2,\dots,n$ ，其中 $p_{gt}^k = \min_i d(p_{gt}^k, X_{ij}^k)$ ， $t=1,2,\dots,n$ ， $d(*,*)$ 为站点间的距离。

经过动态调整后的算法对最优粒子的跟踪变为按站点位置进行，每个站点都向最优粒子中与自身关联性最强的站点移动。

5 实例分析

选取油田某一区块集油管网进行优化设计，该区块有 42 口井，每口井的位置坐标已知，要求设计 8 座计量站，规定每个计量站最多辖 8 口井，没有建站和连管障碍约束条件。

5.1 改进粒子群算法与标准算法优化对比

为比较两种不同最优粒子跟踪方式的优化效果，种群规模统一为 $N=50$ ，设定最大迭代次数为 200 次。算法中参数 $\omega=0.7$ ， $c_1=c_2=2$ 。选取相同初始粒子群分别使用两种算法进行优化运算，经过 10 次计算，结果如图 1 所示。由图 1 可知，经过 10 次计算，在相同条件和初值下，改进粒子群算法表现更优。标准粒子群算法达到的最优目标函数值为 203.829 7，平均目标函数值为 211.535 8，而改进粒子群算法达到的最优目标函数值为 196.481 9，平均目标函数值为 203.172 0。

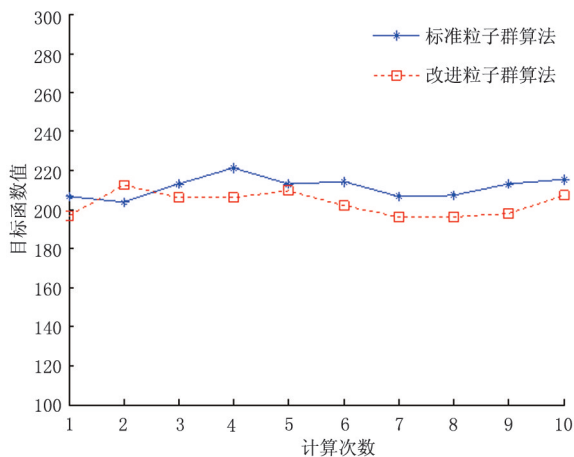


图 1 两种粒子群算法计算结果对比

5.2 粒子群算法与遗传算法优化对比

分别使用粒子群算法和遗传算法进行优化设计，种群为 $N=50$ ，粒子群算法中参数 $\omega=0.7$ ， $c_1=c_2=2$ 。遗传算法交叉概率取 0.75，变异概率取 0.05。两种算法的优化过程如图 2 所示。由图 2 可知，粒子群算法相较遗传算法寻优的速度更快，收敛到一个较优解所需的进化代数明显小于遗传算法，因此在有限迭代次数下粒子群算法表现出了更高的效率。

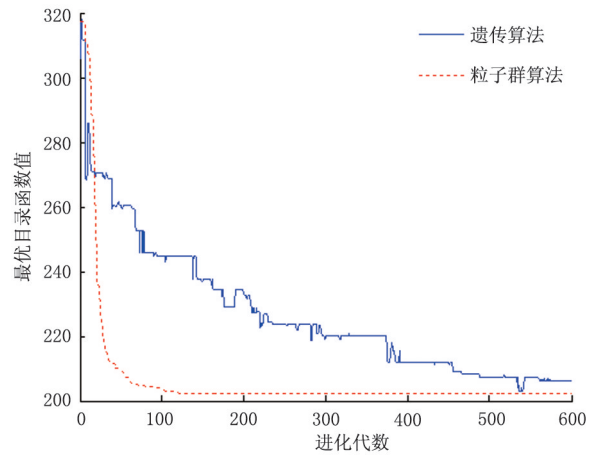


图 2 算法最优值优化过程对比

6 结论

将粒子群算法应用于油田地面管网优化模型，并根据模型的特点，将粒子群算法中的最优粒子编码进行动态调整，保证了每个站点都能向与自身关联性最强的站点移动。对于求解管网优化模型，改进的粒子群算法在多数情况下效果优于原算法；而通过与遗传算法相比较可知，粒子群算法程序上更加简单、收敛速度更快。

参考文献

- [1] 刘扬, 魏立新, 李长林, 等. 油气集输系统拓扑布局优化的混合遗传算法[J]. 油气储运, 2003, 22 (6): 33-36.
- [2] 杨建军, 战红, 丁玉成. 基于改进遗传算法和圈的环状管网优化[J]. 油气田地面工程, 2010, 29 (4): 38-40.
- [3] 刘扬, 鞠志忠, 鲍云波. 一类多级星式网络的拓扑优化设计方法[J]. 大庆石油学院学报, 2009, 33 (2): 68-73.
- [4] 孙涛, 徐明海. 基于聚类遗传算法的管网优化设计[J]. 油气田地面工程, 2015, 34 (10): 51-54.
- [5] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway NJ: IEEE, 1995: 1942-1948.

(下转第 44 页)