

1-8-2019

## Air Defense Fire Distribution Based on Cloud-genetic Algorithm

Lei Ming

*1. The 28th Research Institute of China Electronic Group Corporation, Nanjing 210007, China;;2. Science and Technology on Information Systems Engineering Laboratory, Nanjing 210007, China;*

Bin Xie

*1. The 28th Research Institute of China Electronic Group Corporation, Nanjing 210007, China;;2. Science and Technology on Information Systems Engineering Laboratory, Nanjing 210007, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Air Defense Fire Distribution Based on Cloud-genetic Algorithm

### Abstract

**Abstract:** Air defense fire distribution is a critical problem in the researches on air defense operation. This paper builds a fire distribution model with the maximization of strike as its optimization objective, and proposes a cloud model-based modified genetic algorithm *based on the advantageous characteristics of cloud model in combination of genetic algorithm, which not only accelerates the rate of convergence and increases search efficiency of the original algorithm, but also preferably avoids the problems of local optimum and premature convergence*. Simulation experiments have verified the feasibility of the modified algorithm.

### Keywords

fire distribution, cloud model, cloud generator, cloud-genetic algorithm

### Recommended Citation

Lei Ming, Xie Bin. Air Defense Fire Distribution Based on Cloud-genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(9): 3533-3537.

## 基于云遗传算法的防空火力分配

雷鸣<sup>1,2</sup>, 谢斌<sup>1,2</sup>

(1.中国电子科技集团公司第二十八研究所, 江苏 南京 210007; 2.信息系统工程重点实验室, 江苏 南京 210007)

**摘要:** 防空火力分配问题是研究防空作战中的一个重要问题, 对战争胜负有重要的作用。针对防空战争的特点, 建立了以打击效益最大为优化目标的火力分配模型, 基于云模型的优良特性, 结合遗传算法, 提出了一种基于云模型的改进遗传算法, 主要是对交叉变异算子进行了构造, 不仅能加快收敛速度, 提高了算法的搜索效率, 还能较好地避免算法陷入局部最优和早熟收敛。通过对某防区火力防空问题的仿真实验, 验证了算法的可行性。

**关键词:** 火力分配; 云模型; 云发生器; 云遗传算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 09-3533-06

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201809038

## Air Defense Fire Distribution Based on Cloud-genetic Algorithm

Lei Ming<sup>1,2</sup>, Xie Bin<sup>1,2</sup>

(1.The 28th Research Institute of China Electronic Group Corporation, Nanjing 210007, China;

2. Science and Technology on Information Systems Engineering Laboratory, Nanjing 210007, China)

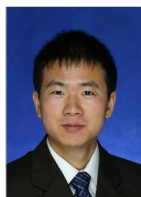
**Abstract:** Air defense fire distribution is a critical problem in the researches on air defense operation. This paper builds a fire distribution model with the maximization of strike as its optimization objective, and proposes a cloud model-based modified genetic algorithm based on the advantageous characteristics of cloud model in combination of genetic algorithm, which not only accelerates the rate of convergence and increases search efficiency of the original algorithm, but also preferably avoids the problems of local optimum and premature convergence. Simulation experiments have verified the feasibility of the modified algorithm.

**Keywords:** fire distribution; cloud model; cloud generator; cloud-genetic algorithm

## 引言

防空火力分配问题是防空作战指挥过程的关键组成部分, 是指挥员形成作战方案的重要依据, 是指在已知敌方目标的基本信息特性、我方防空火力杀伤概率以及保卫要地重要程度等的前提下, 按

一定的算法选择最有效的防空兵器和数量分别对空中多批目标进行拦截, 形成最佳兵力使用方案的过程。整个由于考虑的因素较多, 在目标数量较大、火力单元较多等问题规模较大的情形下, 火力分配问题是一个 NP 完全问题。传统方法如隐枚举法等不能在较短时间内得到问题的最优解, 通常可采用启发式算法或智能算法解决, 如遗传算法等。遗传算法易于实现, 是一种具有自适应能力、本质并行性、良好的全局优化和稳健性的优化算法, 理论上具备找到全局最优解的能力, 但在实际使用中仍然存在一些缺点, 如搜索速度慢, 同时容易早熟及



收稿日期: 2016-06-20 修回日期: 2016-09-08;

作者简介: 雷鸣(1984-), 男, 山西, 硕士, 高工, 研究方向为机器学习算法、优化算法设计、复杂系统建模与仿真等; 谢斌(1979-), 男, 湖北, 本科, 高工, 研究方向为系统仿真、软件架构与设计。

<http://www.china-simulation.com>

• 3533 •

陷入局部最优<sup>[3-5]</sup>。云模型是定性概念与其定量表示之间的不确定性转换模型,在算法改进、知识发现、数据挖掘、智能控制、系统评估等方面得到了成功应用,取得了良好的效果<sup>[6-11]</sup>。

本文基于云模型,结合遗传算法,提出了一种新的求解方案—基于云遗传算法的火力分配方法。仿真实验验证了算法的可行性。

## 1 问题描述

假定防空网中共有  $n(i=1, \dots, n)$  个火力单元,威胁目标有  $m(j=1, \dots, m) (m \leq n)$  个。各个火力单元  $i(i=1, \dots, n)$  对威胁的目标  $j(j=1, \dots, m)$  的打击效益指标为  $c_{ij} (i=1, \dots, n; j=1, \dots, m)$ , 效益指标通常考虑威胁目标对防空要地和阵地的威胁度,及火力单元对威胁目标的毁伤概率,本文将火力单元  $i$  对目标  $j$  的打击效益  $c_{ij}$  定义为火力单元  $i$  对威胁目标  $j$  的毁伤概率  $p_{ij}$  和威胁目标  $j$  的威胁度  $w_j$  的乘积  $p_{ij}w_j$ , 所有火力单元对所有威胁目标的打击效益构成打击效益矩阵。设每个火力单元只能打击 1 个目标,每个威胁目标最少有 1 个火力单元对其打击。当火力单元  $i$  对威胁目标  $j$  进行射击时  $x_{ij}=1$ , 否则  $x_{ij}=0$ 。火力分配问题的目标函数是火力单元对威胁目标的打击效益期望值最大。可建立火力分配模型如式(1)。

$$\begin{aligned} \max f &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{ij} x_{ij} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{ij} w_j x_{ij} \\ \text{s.t.} \quad &\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1 \quad (i=1, \dots, n) \\ &\sum_{i=1}^n x_{ij} \geq 1 \quad (j=1, \dots, m) \\ &x_{ij} = 0 \text{ 或 } 1 \quad (i=1, \dots, n; j=1, \dots, m) \\ &p_{ij} \in [0, 1], w_j > 0 \\ &c_{ij} = p_{ij} w_j \end{aligned} \quad (1)$$

## 2 云模型

云模型由李德毅院士于 1995 年提出,作为不确定性人工智能的重要理论和工具,可将随机性和

模糊性结合在一起,实现了定性和定量知识之间的相互转换,为定性定量相结合的处理分析提供了有力工具。

### 2.1 基本概念

设  $C$  是论域  $U$  上的概念。若  $x \in U$  是概念  $C$  的一次随机实现。 $x$  对  $C$  的确定度  $\xi(x) \in [0, 1]$  是有稳定倾向的随机数<sup>[6]</sup>:

$$\xi(x): U \rightarrow [0, 1] \quad \forall x \in U$$

则  $x$  在论域  $U$  上的分布称为云模型,简称为云<sup>[6]</sup>。每一个  $x$  称为一个云滴,  $\xi(x)$  称为  $x$  的确定度。

云模型是在一般意义上的表达随机性和模糊性的关联性的认知模型,构造了一个反映随机性和模糊性之间关联关系的映射,用具有稳定倾向性的确定度代替精确唯一的隶属度。随机实现的定量数值  $x$  体现了表示概念的定量值的随机性,云模型同时给出每个云滴能够代表定性概念的确定度,可以通过概率的分布函数来定量化表达定性概念的基本映射关系<sup>[6]</sup>。

### 2.2 云模型的数字特征

云模型没有用解析的形式表述,而是利用 3 个独立的数字特征:期望  $Ex$ 、熵  $En$  和超熵  $He$  来整体表征一个概念<sup>[6]</sup>。期望  $Ex$  是概念的原型值,即概念在论域空间分布的期望。熵  $En$  是定性概念的不确定性程度的度量,由概念的随机性和模糊性共同决定。超熵  $He$  是不确定性状态变化的度量,由熵的随机性和模糊性共同决定。

### 2.3 正向正态云发生器

云模型是定性知识和定量数据的转换模型,包含两层含义,一是通过数字特征值生成云滴,实现定性的知识转化为定理的数据表示,称之为正向云发生器;反之,称之为逆向云发生器。一维正向云发生器  $G(Ex, En, He)$  的算法如下<sup>[6,12]</sup>:

(1) 生成以  $En$  为期望值,  $He^2$  为方差的一个正态随机数  $En' = NORM(En, He^2)$ ;

(2) 生成以  $Ex$  为期望,  $En'^2$  为方差的一个正态

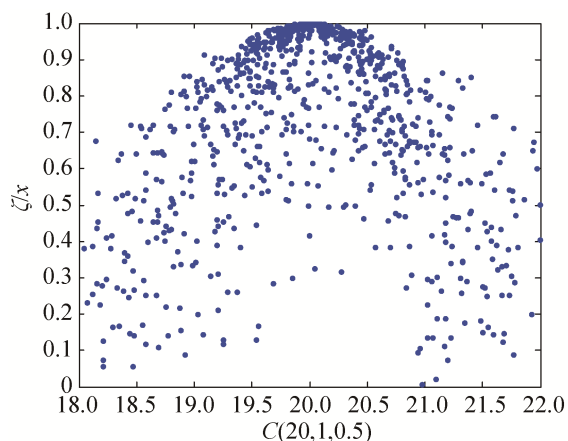
随机数  $x = NORM(Ex, En^2)$ ;

(3) 计算  $\xi = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En^2}}$ ;

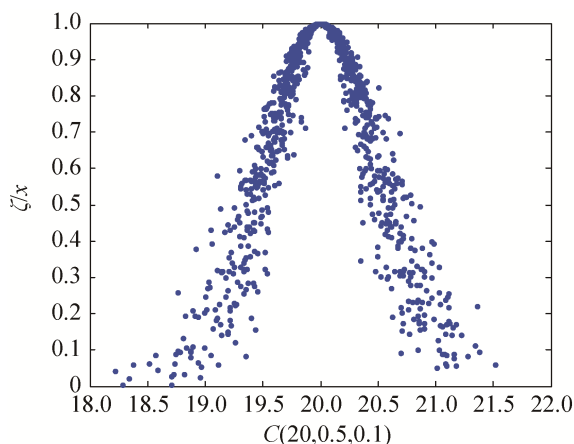
(4)  $x$  是论域中的一个云滴,  $\xi$  是其确定度;

(5) 重复步骤(1)到(4), 直至产生要求数目的  $n$  个云滴为止。

给定  $EX1=20$ ,  $En1=1$ ,  $He1=0.5$  和  $EX2=20$ ,  $En2=0.5$ ,  $He2=0.1$ ,  $n=1000$ , 分别生成的联合分布  $C(20,1,0.5)$  和  $C(20,0.5,0.1)$  的一维正态云图如图 1 所示, 图 1 表达的概念为“在 20 附近”, 以熵和超熵把这个定性概念进行定量表示。图 1 中的云滴可以理解为以 20 为期望, 通过不同的熵和超熵得到的 1000 个云滴。熵越大, 个体的覆盖范围越大, 超熵越大, 越离散。



(a) 用云模型  $C(20,1,0.5)$  表示概念“在 20 附近”



(b) 用云模型  $C(20,0.5,0.1)$  表示概念“在 20 附近”

图 1 用云模型表示概念“在 20 附近”

Fig. 1 Explanation of the concept of "near by 20" with cloud model

### 3 基于云遗传算法的火力分配

传统的遗传算法容易导致早熟收敛, 陷入局部最优。Srinivas 等提出了自适应遗传算法, 通过适应度函数的变化动态调整交叉、变异概率, 在一定程度上改善了算法性能。但算法在最大适应度时, 交叉变异趋于 0, 使得算法陷入停滞状态, 容易早熟收敛<sup>[13]</sup>。一些学者对其进行了改进, 提高了算法的搜索能力, 但大多是在线性函数的基础上进行, 难以较好地反映种群进化过程中的随机性和不确定性, 导致其对于复杂的问题搜索性能较差。

云滴有抱团特性, 能良好地表示遗传, 又具有离散特性, 能良好地表示变异<sup>[6]</sup>。通过熵和超熵能方便地控制抱团和离散的程度。利用云模型, 期望  $En$  可以代表父代个体遗传的优良特征, 是子代对父代的继承。熵  $En$  和超熵  $He$  可以表示继承过程的不确定性和模糊性, 表现物种进化过程中的遗传变异特征。本文结合遗传算法思想, 利用云发生器, 产生交叉和变异算子, 提出了一种基于云遗传算法的火力分配方法, 增强了算法搜索最优解的能力。

#### 3.1 染色体的编码方式

本文研究的问题本质为分配问题, 且每个火力单元的可能选择方案个数为威胁目标的数量, 因此采用整数编码方式。由于火力单元有  $n$  个, 威胁目标有  $m$  个, 因此一个染色体可以表示为由  $n \times m$  个整数构成的有序序列  $\omega = \{\omega_1, \dots, \omega_d, \dots, \omega_n\}$ , 其中  $\omega_d \in \{1, \dots, m\}$ ,  $d=1, 2, \dots, n$ 。

#### 3.2 适应度函数

由于本文研究的问题为最大化问题, 且目标函数大于 0, 因此可将适应度函数直接定义为  $f$ 。

#### 3.3 遗传操作

##### 1) 选择算子

为了保证算法终止时得到的最后结果是历代出现过的最高适应度值的染色体, 同时提高算法的运行效率以及收敛性, 本文采用精英策略, 即最优

个体直接复制到下一代。

## 2) 交叉变异算子

本文在传统遗传算法的基础上,利用云模型的随机性和稳定倾向性的特点,由云发生器根据个体适应度值动态调整交叉变异概率,提出了云遗传算法。对于低于种群平均适应度的个体,采用最大交叉变异概率。对于高于种群平均适应度的个体,适应度越大,交叉变异概率越小,并且适应度最大的个体的交叉变异概率不为0。这样,云遗传算法具备快速寻优和避免陷入局部最优的能力。

本文基于云遗传算法的产生交叉概率的算法如式(2)。

$$\begin{aligned} EX &= f_{ave} \\ En &= c_1(f_{max} - f_{ave}) \\ He &= c_2 En \\ En &= Norm(En, He) \\ P_c &= \begin{cases} k_1 e^{-\frac{(f_c - Ex)^2}{2(En)^2}}, & f_c \geq f_{ave} \\ k_2, & f_c < f_{ave} \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

本文基于云遗传算法产生变异概率的算法如式(3)。

$$\begin{cases} EX = f_{ave} \\ En = c_3(f_{max} - f_{ave}) \\ He = c_4 En \\ En' = Norm(En, He) \\ P_m = \begin{cases} k_3 e^{-\frac{(f_m - Ex)^2}{2(En)^2}}, & f_m \geq f_{ave} \\ k_4, & f_m < f_{ave} \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $P_c$  和  $P_m$  分别表示交叉和变异概率;  $f_{max}$  和  $f_{ave}$  分别为种群最大适应度和平均适应度值;  $f_c$  为交叉的两个个体的适应度的较大值;  $f_m$  为变异个体的适应度值。  $c_1 \sim c_4 \in [0,1]$  为控制参数,参考文献[11,14-16]中的参数选择,本文取  $c_1 = c_2 = 0.6$ ,  $c_3 = c_4 = 0.1$ 。  $k_1 \sim k_4 \in [0,1]$  也为控制参数,本文取  $k_1 = k_2 = 0.9$ ,  $k_3 = k_4 = 0.5$ 。

## 3.4 算法运行终止条件

设定最大迭代次数,一旦算法迭代次数达到最大迭代次数,迭代过程结束;否则继续进行迭代。

停止迭代后,选取适应度值最高的个体作为最优方案,然后对其进行解码就可得到火力分配方案。

## 3.5 算法流程图

本文算法的流程图如图2所示。

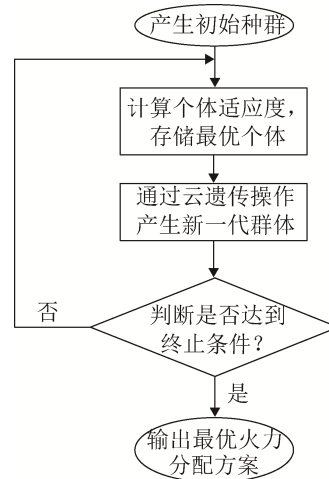


图2 系统结构框架图

Fig. 2 Frame diagram of system structure

## 4 仿真实验

为验证本文所提算法的有效性,进行如下仿真实验。假设某防区内共有8个火力单元拦截8个目标,即  $n=8$ ,  $m=8$ 。

8个火力单元对8个目标的打击效益矩阵为:

$$c_{ij} = \begin{pmatrix} 0.52 & 0.69 & 0.47 & 0.88 & 0.47 & 0.87 & 0.55 & 0.57 \\ 0.82 & 0.58 & 0.69 & 0.56 & 0.59 & 0.86 & 0.87 & 0.87 \\ 0.73 & 0.47 & 0.87 & 0.49 & 0.89 & 0.76 & 0.64 & 0.60 \\ 0.86 & 0.78 & 0.45 & 0.57 & 0.90 & 0.69 & 0.49 & 0.43 \\ 0.58 & 0.36 & 0.39 & 0.79 & 0.69 & 0.58 & 0.92 & 0.54 \\ 0.60 & 0.59 & 0.58 & 0.50 & 0.58 & 0.87 & 0.28 & 0.75 \\ 0.72 & 0.32 & 0.76 & 0.89 & 0.77 & 0.79 & 0.37 & 0.25 \\ 0.43 & 0.55 & 0.36 & 0.87 & 0.39 & 0.78 & 0.53 & 0.46 \end{pmatrix} \quad (4)$$

如何进行火力分配,才能使整个防区内的打击效益最大?

种群大小设置为  $popsize=200$ , 最大迭代次数为  $gen=300$ 。算法使用 VC++ 6.0 实现,对火力分配进行模拟仿真,进行100次独立实验,得到的火力分配最优方案见表1,云遗传算法同采用标准遗传算法的运行时间及打击效益对比结果如表2所示。

表 1 的含义是指第 1 个火力单元拦截第 2 个目标, 第 2 个火力单元拦截第 8 个目标, 以此类推。由表 2 知, 云遗传算法在不到传统遗传算法一半的迭代次数时就达到最优值, 且最优值提高了 4.02%。

表 1 火力分配方案  
Tab. 1 Fire distribution

| 火力单元 | 分配策略 |
|------|------|
| 1    | 2    |
| 2    | 8    |
| 3    | 5    |
| 4    | 1    |
| 5    | 7    |
| 6    | 6    |
| 7    | 3    |
| 8    | 4    |

表 2 算法对比结果  
Tab. 2 Algorithm comparison result

| 迭代次数 | 标准遗传算法打击效益 | 云遗传算法打击效益 |
|------|------------|-----------|
| 1    | 4.13       | 4.72      |
| 8    | 4.77       | 5.29      |
| 23   | 5.13       | 6.61      |
| 59   | 5.97       | 6.73      |
| 80   | 6.14       | 6.73      |
| 100  | 6.46       | 6.73      |
| 123  | 6.47       | 6.73      |

## 5 结论

防空火力分配问题是研究防空作战中的一个重要问题。本文针对遗传算法收敛速度慢的缺点将云模型应用于遗传算法中, 提出了一种基于云遗传算法的火力分配方法, 并给出了云遗传算法的所有要素和步骤, 并通过仿真实验验证了该算法的可行性和有效性。

### 参考文献:

[1] 李勇君, 黄卓, 郭波. 武器一目标分配问题综述[J]. 兵工自动化, 2009, 28(11): 1-4.  
LI Yongjun, HUANG Zhuo, GUO Bo. Review of Weapon-Target Assignment Problem[J]. Ordnance Industry Automation, 2009, 28(11): 1-4.

[2] 刘传波, 邱志明, 吴玲. 动态武器目标分配问题的研究现状与展望[J]. 电光与控制, 2010, 17(11): 43-47.  
Liu Chuanbo, Qiu Zhiming, Wu Ling. Review on current

Status and Researchs on Dynamic Weapon Target Assignment[J]. Electronics Optics & Control, 2010, 17(11): 43-47.

[3] 王玮, 程树昌, 张玉芝. 基于遗传算法的一类武器目标分配方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(9): 1708-1711.  
Wang Wei, Cheng Shuchang, Zhang Yuzhi. Research on approach for a type of weapon target assignment problem solving by genetic algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(9): 1708-1711.

[4] 王振宇, 马亚平, 李柯. 联合火力打击火力分配方案优化方法研究[J]. 军事运筹与系统工程, 2005, 19(2): 12-17.  
WANG Zhenyu, MA Yaping, LI Ke. Research on optimization method of firepower distribution plan for joint fire strike[J]. Military Operations Research and Systems Engineering, 2005, 19(2): 12-17.

[5] 姚跃亭, 赵建军, 吴修振. 改进遗传算法的防空目标分配[J]. 计算机与数字工程, 2009, 37(9): 180-183.  
YAO Yueting, ZHAO Jianjun, WU Xiuzhen. Target Assignment of Air Defense with Improved Genetic Algorithm[J]. Computing Technology and Automation, 2009, 37(9): 180-183.

[6] 李德毅, 杜鹁. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.  
LI Deyi, DU Yi. Artificial Intelligence With Uncertainty [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2014.

[7] 李德毅, 刘常昱, 杜鹁, 等. 不确定性人工智能[J]. 软件学报, 2004, 15(11): 1583-1594.  
LI Deyi, Liu Changyu, DU Y, et al. Artificial Intelligence With Uncertainty[J]. Journal of Software, 2004, 15(11): 1583-1594.

[8] 张亚楠, 刘升. 一种基于混沌云模型的人工萤火虫优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(11): 2609-2613.  
ZHANG Yanan, LIU Sheng. Glowworm Swarm Optimization Algorithm Based on Chaos Cloud Model[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2015, 36(11): 2609-2613.

[9] 马颖, 田维坚, 樊养余. 基于云模型的自适应量子粒子群算法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(8): 787-793.  
MA Ying, TIAN Weijian, FAN Yangyu. Adaptive Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Cloud Model[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(8): 787-793.

(下转第 3551 页)