

多点定位系统的布站设计

李家蓬, 韩明, 苑克剑
(中国民航大学, 天津 300300)

摘要: 基于自适应遗传算法并适当改进之后, 利用 GDOP 和 CLR B 两种数值工具, 结合多点定位系统的其他要求和限制因素, 最终确定基站的位置并且对比分析两种数值工具下得到的基站布局异同, 在得出基站位置以后分析此布站情况下的 GDOP 值分布和 CLR B 值分布。该技术可以实现场面多点定位系统的最优布站, 还可以升级已完成的多点定位系统。详细介绍了自适应遗传算法以及基于自适应遗传算法的布站方案的实现过程。

关键词: 多点定位系统; 空中交通管制; AGA 算法; 布站; GDOP; CLR B

中图分类号: O213.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2016)01-0071-04

Station Layout Design of MLAT System

LI Jia-peng, HAN Ming, YUAN Ke-jian
(Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Based on Adaptive Genetic Algorithm (AGA) and its improvement, by use of the two numerical tools of GDOP and CLR B, and taking the requirements and restrictions of the multilateration (MLAT) system into consideration, the station locations are determined through continuous iteration, and analysis is made to the similarities and differences of the obtained results of station layout. Then, the distribution of GDOP and CLR B values under different station layout is obtained. The technology can realize optimal embattling of MLAT system, and it can also upgrade the existing system. AGA algorithm and the implementation process of embattling based on AGA are introduced in detail in this paper.

Key words: multilateration system; air traffic control; Adaptive Genetic Algorithm (AGA); station layout; GDOP; CLR B

0 引言

机场场面多点定位系统是空中交通管制的一种强有力的监视手段, 它具有极高的可靠性和准确性, 能够完全满足空中交通管制的严格要求^[1]。系统的定位精度除了与测量精度有关外, 还受布站情况限制。传统的布站以多边形为主, 例如 Y 形、菱形、三角形等, 其受基线长度等影响。因此, 早期国外提出了利用算法实现最优布站, 它基于遗传进化的原理, 通过不断迭代计算来获得最佳基站位置。但是遗传算法的收敛速度较慢、算法早熟, 自适应遗传算法可以根据适应度值调整交叉和变异概率来解决这些问题。通过自适应遗传算法获得的布站能够解决传统布站存在的覆盖盲区等

问题, 因而得到广泛应用。

1 基于 AGA 算法的布站实现

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 是密歇根大学 HOLLAND 教授依据生物种群在自然界中通过选择、遗传和变异等维持优秀基因并促使群体进化的原理, 开展理论研究, 众多后继者不断充实完善, 最终发展而成的一种概率搜索算法^[2]。在传统的遗传算法中, 两个重要的遗传算子, 即交叉概率和变异概率是固定值, 这就限制了算法效率和推广, 针对这两个算子的改变, 推出自适应遗传算法 (Adaptive Genetic Algorithm, AGA)。

1.1 AGA 算法组成

AGA 算法由问题解的编码、初始化种群、适应度函数、遗传算子和遗传算法的参数 5 部分组成。

1.2 基于 AGA 算法的布站实现

在实际布站过程中, 为获得多点定位系统 (MLAT) 基站的空间分布, 通常采用的方式是集成很多信息和数值工具来满足某些需求和限制。这种方式如图 1 所示。

收稿日期: 2015-01-31

修回日期: 2015-11-12

基金项目: 中央高校科技业务项目 (3122014P001)

作者简介: 李家蓬 (1989—), 男, 山东淄博人, 硕士生, 研究方向为民航通信导航和机场场面监视技术。

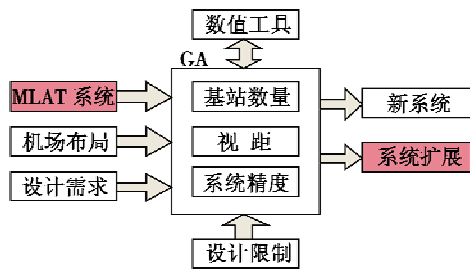


图1 系统布站设计的整体框架

Fig.1 General frame of stations layout

这个过程需要机场的布局,数字地形模型(Digital Terrain Model,DTM),系统需求(如系统精度、系统检测概率、需求基站数量等),系统限制(如限制区域、基站空间分离等),将所有这些信息引入到基于遗传算法的一个迭代过程来寻找最佳布站形式^[3-4]。

从图1中可以看出,输入为MLAT系统,对应的输出为系统扩展,粉色模块即是基于AGA算法对MLAT系统的验证和扩展。本文中使用的GDOP和CLRB数值工具分别进行计算,结合系统布站的限制因素最终确定基站位置,其实现过程具体如下所述。

1) 个体编码方式。

标准遗传算法采用二进制编码,但是实数编码遗传算法具有数域范围更广、得到的解更精确、更容易处理大规模优化问题的优势,因此本文采用实数编码^[5]。每个个体编码规则为 $(x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_N, y_N, z_1, z_2, \dots, z_N)$,每个站点坐标 $P_i(x_i, y_i, z_i)$ 即为算法变量。染色体向量组 H 的编码长度为 $3 \times N$, N 为一个个体中基站的个数^[6]。

2) 种群初始化。

由于 N 个基站坐标组成一个个体,要通过遗传的方式不断优化个体,需要在开始之前初始化种群,使得每个种群由 P 个个体组成,然后通过种群内部进行个体选择、交叉、变异等操作的方式进行迭代优化。

3) 适应度函数。

以GDOP(记为 G_{GDOP})为分析工具, G_{GDOP} 越大,误差也就越大,定位效果则越差;相反, G_{GDOP} 越小,定位误差也就越小,定位效果则越好^[7-8]。目标函数为 $f(x) = \sum_I G_{GDOP}$,其中, I 代表所计算区域内的点集合。适应度函数为目标函数以一定的尺度变换的映射过程,则在考虑系统定位精度和基站最小空间距离等因素情况下,由于 $f(x)$ 是求最小值的问题,可以把适应度函数设为

$$F(x) = \frac{M}{1 + \sqrt{f(x)}} + f_p \quad (1)$$

式中: M 为一个常数值,其值大小根据适应度函数值的

界确定; f_p 为惩罚函数, $f_p = \sum_{\substack{i,j=1 \\ (i \neq j)}}^K w_1 (\Delta_{i,j} - R)$,为了排除基站间距离小于特定值 R 的限制区域的实数编码, R 可根据实际情况取值。其中, $w_1 = \begin{cases} 1 & \Delta_{i,j} < R \\ 0 & \Delta_{i,j} \geq R \end{cases}$ 。

以定位误差的CLRB(记为 E_{CLRB})为分析工具,其分析与计算过程见文献[9]。若将目标定位在某一高度,即 z 轴为一个固定值,则多点定位系统目标空间定位误差的 E_{CLRB} 的平均值^[10]为

$$f = \bar{E}_{CLRB} = \frac{1}{S} \int_{x_a}^{x_b} \int_{y_a}^{y_b} \sqrt{\text{tr } E_{CLRB}} \, dx dy \quad (2)$$

式中,函数 f 即为目标函数,由于该目标函数亦为求最小值问题,则可设适应度函数为

$$F(x) = M/f(x) + f_p \quad (3)$$

式中, M, f_p 的意义与作用与式(1)中一致。

4) 遗传算子。

选择:选择操作即从前代种群中选择个体到下一代种群的过程。一般根据个体适应度的分布来选择个体。以种群 (v_1, v_2, \dots, v_N) 为例,其对应的适应度函数值为 $(fitness(v_1), fitness(v_2), \dots, fitness(v_N))$ 。采用轮盘赌的方式进行,又称为适应度比例法,个体越优秀适应度值越大,被选择的概率就越大。个体选择概率采用

$$P_i = \frac{f(\theta_i)}{\sum_{i=1}^s f(\theta_i)} \text{ 计算。}$$

① 交叉。交叉操作在各子群体内部进行。对于实数编码,交叉过程一般分为离散交叉、中间交叉和线性交叉。中间交叉可以由父代个体产生新基因,加大了子代个体的多样性,可以在一定程度上避免早熟现象,因此本文采用中间交叉方法。子代个体计算式为

$$\text{子代个体} = \text{父代个体}1 + \alpha * (\text{父代个体}2 - \text{父代个体}1) \quad (4)$$

式中, α 为比例因子,在 $[-d, 1+d]$ 中随机产生,一般取 $d=0.25$ 。 $d=0$,为绝对中间交叉操作。

在自适应遗传算法中,交叉概率 P_c 是根据适应度值而变化的^[11],表示为

$$P_c = \begin{cases} P_{cmax} - \frac{(P_{cmax} - P_{cmin})(F - F_{avg})}{F_{max} - F_{min}} & F \geq F_{avg} \\ P_{cmax} & F < F_{avg} \end{cases} \quad (5)$$

式中: P_{cmax} 为最大交叉概率; P_{cmin} 为最小交叉概率; F_{max} 为最大适应度值; F_{avg} 为平均适应度值; F 为个体适应度值。

② 变异。自适应遗传算法在经过选择交叉操作以后,种群多样性已经变得很差,变异操作通过随机改变种群个体的基因来保持种群的多样性,避免局部最优解的出现。变异操作可表示为

$$X' = X \pm 0.5L\Delta \quad (6)$$

式中： X' 为变异后个体； X 为变异前个体； $\Delta = \sum_{i=1}^m \frac{a(i)}{2^i}$ ，通常取 $m=20$ ， $a(i)$ 以概率 $1/m$ 取值为 1，以概率 $1-1/m$ 取值为 0； L 为变量的取值范围。变异概率 P_m 可设计为

$$P_m = \begin{cases} P_{\max} - \frac{(P_{\max} - P_{\min})(F - F_{\text{avg}})}{F_{\max} - F_{\min}} & F \geq F_{\text{avg}} \\ P_{\max} & F < F_{\text{avg}} \end{cases} \quad (7)$$

式中： P_{\max} 为最大变异概率； P_{\min} 为最小变异概率； F_{\max} 为最大适应度值； F_{avg} 为平均适应度值； F 为适应度值。

5) 自适应遗传算法的改进。

传统的自适应遗传算法，在选择和交叉操作之后没有保存优秀个体，这些优秀个体在变异操作之后容易引起质量下降。因此，本文在传统的自适应算法基础上做进一步改进。在算法起初计算完适应度值以后，保存 m_1 个优秀个体，交叉操作之后再计算适应度值，保留 m_2 个优秀个体，用 $m = m_1 + m_2$ 这些个体替代变异之后质量较差的 m 个体，如此便可以增大交叉概率和变异概率。这种方法可以增大算法的搜索能力，保持种群个体的多样性，加快样本收敛速度，尽快得到最优个体。其操作流程如图 2 所示。

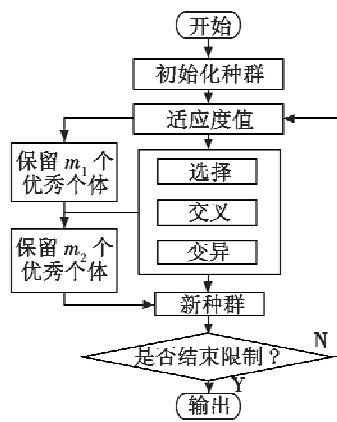


图 2 改进的 AGA 算法实现过程
Fig. 2 Flow chart of the improved AGA

表 1 基站坐标位置和最终适应度函数值

Table 1 The coordinates of stations and the fitness value

km

	GDOP(4个基站)	GDOP(5个基站)	CLRB(4个基站)	CLRB(5个基站)
基站 1	(-50.1980, -115.6759, 0.1446)	(124.6831, -236.413, 0.0166)	(-76.1437, -175.0014, 0.0688)	(-129.6819, 131.4791, 0.0387)
基站 2	(-121.0804, -229.6002, 0.0631)	(-136.1851, 178.0598, 0.1080)	(43.0460, -118.9273, 0.0359)	(202.1564, 36.5194, 0.0341)
基站 3	(-212.58, 201.9309, 0.1383)	(-206.6544, 193.1738, 0.0357)	(-227.7730, 127.4666, 0.0736)	(-148.0459, -28.1273, 0.086)
基站 4	(64.8634, -122.5969, 0.0621)	(-245.2554, -140.7510, 0.1314)	(-128.6073, -28.7988, 0.0395)	(-174.6714, -205.0246, 0.0557)
基站 5		(-59.9798, -220.7369, 0.1152)		(120.1396, -39.063, 0.0561)
适应度值	28.1131	32.0836	27.5271	45.2412

经计算，在 4 个基站的情况下， $G_{\text{GDOP}} < 10 \text{ m}$ 的覆盖率为 100%，在 5 个基站的情况下， $G_{\text{GDOP}} < 10 \text{ m}$ 的覆盖率为 99.84%。因此在此布站情况下，定位区域内定

2 实验仿真

实验 1: 本实验以 GDOP 为数值工具。GDOP 计算区域为 $500 \text{ km} \times 500 \text{ km}$ ，布站区域为 $500 \text{ km} \times 500 \text{ km}$ ，将 GDOP 计算区域切割为 $10 \text{ km} \times 10 \text{ km}$ 的小块，计算每块中心位置的 GDOP 值，然后累加求适应度函数值（按照式(1)计算）。设种群规模为 $S = 50$ ，最大交叉概率 $P_{\text{cmax}} = 1.0$ ，最小交叉概率 $P_{\text{cmin}} = 0.8$ ，最大变异概率 $P_{\text{mmax}} = 0.5$ ，最小变异概率 $P_{\text{mmin}} = 0.05$ ，根据此计算区域内计算点的 GDOP 累积值，取 $M = 100, R = 50$ 。迭代 400 次以后，假设目标高度为 35 m，分别计算布置 4 个基站和 5 个基站时的基站坐标位置及其 GDOP 分布，如图 3a、图 3b 所示。

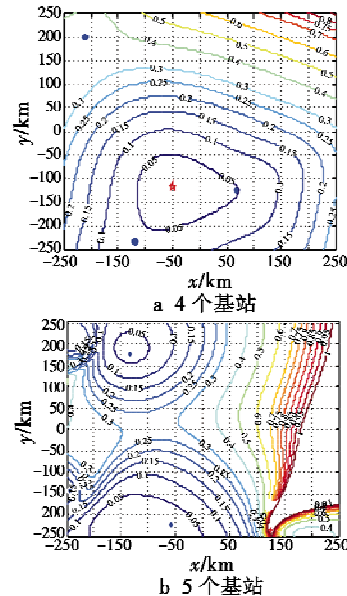


图 3 多个基站最佳布局及其 GDOP 分布(实验 1)
Fig. 3 The optimum layout and GDOP distributions of multiple stations (Experiment 1)

此实验是以 GDOP 为数值工具计算得到的理想布站。经过改进的自适应遗传算法计算得到当布设 4 个基站和 5 个基站时的最佳坐标位置，如表 1 所示。

位效果良好，可以达到系统要求。

实验 2: 本实验以 CLRB 为数值工具，计算区设目标高度为 0.2 km，其他条件与实验 1 相同。迭代 400

次以后,分别计算4个基站和5个基站坐标位置及其CLRb值的分布,如图4a、图4b所示。

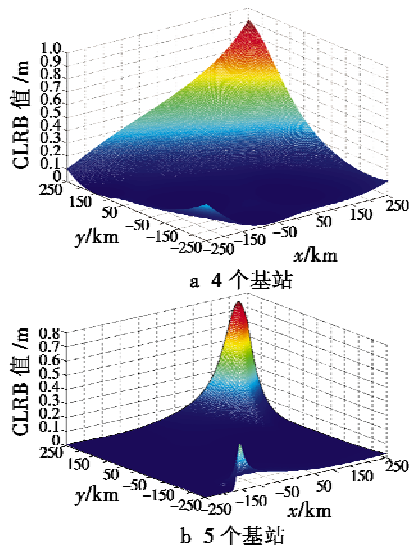


图4 多个基站时的CLRb值的分布图

Fig.4 Distributions of CLRb value with multiple stations

由图4a和图4b可知,目标空间点定位精度的CLRb值均能满足系统要求。然后根据以上基站布局,设目标高度为35m,分别计算其GDOP值的分布,如图5a、图5b所示。

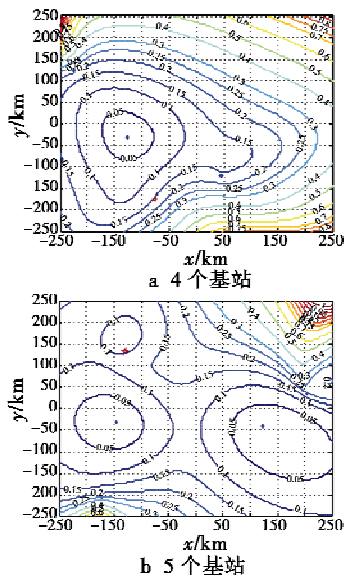


图5 多个基站最佳布局及其GDOP分布(实验2)

Fig.5 The optimum layout and GDOP distributions of multiple stations(Experiment 2)

此实验是以CLRb为数值工具计算得到的理想布站。经过改进的自适应遗传算法计算得到当布设4个基站和5个基站时的最佳坐标位置,如表1所示。经计算,在4个基站的情况下, $G_{CDOP} < 10$ m的覆盖率为100%,在5个基站的情况下, $G_{CDOP} < 10$ m的覆盖率为100%,则在此布站情况下,定位区域内定位效果良好,

可以达到系统要求。

上述两个实验得到的基站坐标位置和最后的适应度值如表1所示,位置坐标的单位为km。

分析以上两个实验得到的数据、以GDOP和以CLRb为数值工具得到的基站布局,在此布站情况下,计算其GDOP值的分布和CLRb值的分布,都能满足系统定位精度要求。观察图3~图5,以GDOP为数值工具得到的基站分布形状和以CLRb为数值工具得到的基站分布形状特别相似。

3 结束语

本文在自适应遗传算法的基础上做了很多改进,提高了算法的搜索能力,保持了种群多样性,加快了算法收敛速度。分别以多点定位系统的几何精度因子GDOP和定位误差的CLRb为数值分析工具,结合机场布局、最小基站间隔等因素对自适应遗传算法的适应度函数进行建模,通过不断迭代最终得到的布站形式经验证均能够达到系统定位精度,且是可行的最佳布站策略。仿真实验依据该算法计算出了在广域情况下的基站位置坐标,利用此基站位置分析GDOP分布和CLRb值的分布,经验证布站区域内的GDOP值和CLRb值均能达到系统定位精度要求。

参考文献

- [1] 吕小平. MDS技术在我国民用航空的应用探讨[J]. 空中交通管理, 2006(9):4-11. (LYU X P. Discussions on the application of MDS technology in China civil aviation [J]. Air Traffic Management, 2006(9):4-11.)
- [2] GOLDBERG D E, HOLLAND J H. Genetic algorithms and machine learning[J]. Machine Learning, 1988, 3(2):95-99.
- [3] MANTILLA-GAVIRIA I A, LEONARDI M, GALATI G, et al. Strategies to design and deploy mode-S multilateration systems[C]//Tyrrhenian International Workshop on Digital Communications-Enhanced Surveillance of Aircraft and Vehicles (TIWDC/ESAV), IEEE, 2011:167-172.
- [4] RUIZ-MOJICA R F, MANTILLA-GAVIRIA I A, GOMEZ-PEREZ E J, et al. A genetic algorithm and local search for the automated calculation of dilution of precision of mode-S multilateration systems at airports[C]//Tyrrhenian International Workshop on Digital Communications-Enhanced Surveillance of Aircraft and Vehicles (TIWDC/ESAV), IEEE, 2011:259-263.
- [5] 姚金杰. 基于地面基站的目标定位技术研究[D]. 太原:中北大学, 2011. (YAO J J. Research on the techniques of target localization based on base stations[D]. Taiyuan:North University of China, 2011.)

(下转第79页)

从上述仿真中可以得到如下结论。

1) 导弹发射时刻攻击区与空空导弹射后动态攻击区不同。导弹发射时刻攻击区受到载机速度、载机高度、目标速度、目标高度、进入角、目标机动类型等因素的影响;而空空导弹射后动态攻击区除了受上述因素的影响外,还要受到导弹实时状态的影响。

2) 导弹是一个能量体,导弹的能量随着飞行时间的增加而降低,空空导弹射后动态攻击区的范围也越来越小,从而命中机动目标的概率也随之降低。

3) 空空导弹射后动态攻击区可以为飞行员提供信息提示。载机锁定目标发射导弹后,如果机上火控系统持续计算导弹射后对该目标的最大可攻击距离并与弹目距离进行比较,可以判断导弹能否命中目标,并反馈给飞行员。

5 总结

本文首先介绍了空空导弹射后动态攻击区的概念,然后给出了避免攻击区黑洞的改进二分法空空导弹射后动态攻击区计算方法,并仿真了一些典型情况下的空空导弹射后动态攻击区变化趋势,最后通过一个典型空战战例,分析了空空导弹射后动态攻击区在空战中的信息提示作用。得到如下结论:如果能够在机载火控系统中采用快速模拟法等近乎实时计算空空导弹射后动态攻击区,并比较导弹可攻击距离和弹目相对距离,就可以判断出导弹是否能够命中机动的空中目标。这能够为飞行员提供更多信息,克服传统攻击区在超视距作战中导弹长时间飞行过程中的信息盲区,增强超视距空战攻防对抗的透明化,从而更好地贯彻“杀伤敌方,保卫自己”的空战宗旨以提高作战效能。

空空导弹射后动态攻击区涉及到导弹及目标系统诸多信息,如果能通过弹上和机载数据链实时获得导弹和目标精确状态信息,将使空空导弹射后动态攻击区的计算更加精确,满足火控精度要求,具有更高的置信度。但目前对其在火控中的应用研究较少,还需要进一步研究。

参考文献

- [1] 吴胜亮,南英.空空导弹射后动态可攻击区计算[J].弹箭与制导学报,2013,33(5):49-54. (WU S L, NAN Y. The calculation of dynamical attack zone of air-to-air missile after being launched [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2013, 33(5):49-54.)
- [2] 樊会涛.空空导弹方案设计原理[M].北京:航空工业出版社,2013. (FAN H T. Design theory of air-to-air missile[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2013.)
- [3] 周志刚.机载火力控制系统分析[M].北京:国防工业出版社,2008:260-272. (ZHOU Z G. Analysis of fire control system [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008:260-272.)
- [4] 焦珂,皮亦鸣,陆继珍.空空导弹发射包线的快速计算方法[J].火力指挥与控制,2010,35(6):100-102,106. (JIAO K, PI Y M, LU J Z. A fast calculation method of launch envelope of air-to-air missile [J]. Fire Control & Command Control, 2010, 35(6):100-102, 106.)
- [5] 吴文海,周思羽,高丽,等.超视距空战过程分析[J].飞行力学,2011,29(6):45-48. (WU W H, ZHOU S Y, GAO L, et al. Analysis of BVR air combat process [J]. Flight Dynamics, 2011, 29(6):45-48.)
- [6] 潘焯焯,郭洁,张林颖,等.基于自适应遗传算法的优化布站方法研究[J].国外电子测量技术,2013,32(5):62-64. (PAN Y Y, GUO J, ZHANG L Y, et al. Optimal embattling method based on adaptive genetic algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2013, 32(5):62-64.)
- [7] CHAN Y T, HO K C. A simple and efficient estimator for hyperbolic location [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(8):1905-1915.
- [8] SHARP L, KEGEN Y, GUO Y J. GDOP analysis for positioning system design [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(7):3371-3382.
- [9] GALATI G, LEONARDI M, TOSTI M. Multilateration (local and wide area) as a distributed sensor system: lower bounds of accuracy [C]//Radar Conference, EuRAD European, IEEE, 2008:196-199.
- [10] 汪波,薛磊.基于遗传算法的TDOA定位系统的最优布站算法[J].系统工程与电子技术,2009,31(9):2125-2128. (WANG B, XUE L. Station arrangement strategy of TDOA location system based on genetic algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(9):2125-2128.)
- [11] 张国强,彭晓明.自适应遗传算法的改进与应用[J].舰船电子工程,2010,30(1):83-84,159. (ZHANG G Q, PENG X M. Improvement and application of an improved adaptive genetic algorithm [J]. Ship Electronic Engineering, 2010, 30(1):83-84, 159.)

(上接第74页)