

文章编号: 2095-4980(2016)02-0195-07

基于多种群并行遗传算法的融合定位

逯志宇, 王大鸣, 王建辉, 王 跃

(信息工程大学, 河南 郑州 450001)

摘 要: 多观测系统融合定位可以提高对目标位置的估计精确度, 但如何提高信息融合效率目前没有得到较好的解决。针对此问题, 提出一种基于多种群协同进化的分布式并行遗传算法。该算法将子观测系统转变为多个独立并行进化的子种群, 通过设定离散适应度函数, 使子种群收敛于一个最优值区域, 通过个体的迁移操作为目标种群提供更多的测量信息进行融合, 有效提高融合估计精确度。仿真结果表明, 相比于集中式融合遗传算法和分布式并行 Chan 融合算法, 本文所提算法信息融合效果较好, 定位精确度更高。

关键词: 信息融合; 目标定位; 遗传算法

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201602.0195

Fusion location based on parallel genetic algorithm of multi-population

LU Zhiyu, WANG Daming, WANG Jianhui, WANG Yue

(Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450001, China)

Abstract: The fusion of multi-observation system can improve the estimation accuracy of target location, but there is no better solution to improve the efficiency of information fusion. To solve this problem, a distributed multi-population parallel genetic algorithm is presented by cooperative evolution. The algorithm divides observation system into multiple independent and parallel evolutionary sub populations. By setting a discrete fitness function, the sub population converges to an optimal value region, which can provide more information for the target population measurement fusion to effectively improve the fusion accuracy with the migration of individuals. The simulation results show that, in comparison with the genetic algorithm of centralized fusion and the parallel Chan algorithm of distributed fusion, the proposed algorithm can obtain better information fusion effect and a higher positioning accuracy.

Key words: information fusion; target location; Genetic Algorithm

无源定位技术以其隐蔽性好, 定位精确度高, 近年来受到较多的关注和研究, 其中以基于多站到达时差 (Time Difference Of Arrival, TDOA) 的定位算法应用较为广泛。当目标信号微弱或干扰严重时, 可以增加观测站获得更多的观测信息来提高定位精确度^[1], 但如何有效融合大量测量信息以获得更好的估计结果还没有得到较好的解决。在融合多观测站测量信息的无源定位算法中, 观测方程为非线性方程, 为了解决非线性估计问题, 应用较多的有 Chan 算法^[2]、Taylor 级数法^[3]、EKF^[4]、UKF^[5-6]及遗传算法^[7]等非线性算法。这些算法在处理多观测站的测量信息时可以分集中式融合和分布式融合两类处理方法^[8]。其中集中式融合算法将所有观测数据集中到中心处理站, 对中心处理器和网络传输带宽要求较高, 当观测站数量较多时, 系统生存能力差, 同时多观测站数据进入中心站时间不定, 导致融合中心等待, 实时性较差, 所以集中式融合算法实用性并不高, 不适用于大数量观测站的信息融合定位系统。针对集中式融合算法的缺点, 分布式算法被提出, 将观测站分为多个观测子系统, 每个子系统包含一定数量的观测站, 子系统各自计算目标位置, 然后将所有结果统一到决策层进行融合得到最终位置估计。分布式算法避免了集中式算法面临的中心处理压力, 但是子系统只提供单一估计结果, 大大减少了观测信息的传递, 同样影响决策层融合估计精确度。

针对上述算法带来的问题, 本文在经典遗传算法的基础上^[9-10], 提出一种多种群协同进化的分布式并行遗传算法 (Multi-crops combined and Distributed parallel Genetic Algorithm, MDGA), 该算法将各观测子系统设为并

行同步进化的子种群, 每个子适应度函数都根据相应的噪声水平设为一个离散值, 使子种群收敛于一个最优值区域, 然后将区域内的个体传递给目标种群, 为其提供更加丰富的位置信息, 提高融合精确度。由于子系统给出的不是单一的估计结果, 避免了分布式算法中测量信息量的丢失, 同时目标种群不需要子系统实时传递测量信息, 避免了集中式融合算法的中心处理压力, 所以本文算法在处理大数据量观测站信息融合时更有优势, 精确度高于并行式融合算法, 稳健性高于集中式融合算法。仿真实验部分将说明算法的有效性。

1 多观测站定位模型

为解决强干扰信号的目标定位问题, 利用大数量的观测站进行更多信息的融合是可行的。为清晰描述算法, 将观测站划分为几个观测子系统, 每个系统包含一定数量的观测站, 如图 1 所示。

每个子系统可以通过对目标信号的 TDOA 测量完成定位。假设目标位置 $\mathbf{u} = (x_0, y_0)$, 观测站坐标为 $\mathbf{s}_{ij} = (x_{ij}, y_{ij})$, ($i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N$), M 为子观测系统个数, N 为每个观测系统内观测站个数, 则针对任一子系统的观测方程表示为:

$$\mathbf{z}_i = [\Delta \mathbf{r}_i] = [\Delta r_{21}, \Delta r_{31}, \dots, \Delta r_{j1}]^T + \boldsymbol{\sigma}_i, j = 2, 3, \dots, N, \forall i \quad (1)$$

$$\Delta r_{j1} = c \Delta t_{j1} = r_j - r_1 \quad (2)$$

$$r_j = |\mathbf{u} - \mathbf{s}_{ij}| = \sqrt{(\mathbf{u} - \mathbf{s}_{ij})(\mathbf{u} - \mathbf{s}_{ij})^T}, \forall i, j \quad (3)$$

式中: Δt_{j1} 为到达时间差; r_j 为目标到观测站的距离; Δr_{j1} 为目标到 2 个观测站之间的距离差; $\boldsymbol{\sigma}_i$ 为不同观测系统的噪声水平, 通过对式(1)求解可以估计目标位置 $\hat{\mathbf{u}}_i$ 。多个观测系统由于地理位置和接收环境的影响, 噪声水平不一样, 融合定位即联合 $\mathbf{z}_1$ 到 $\mathbf{z}_i$ 的观测值, 从中获得更多的信息量, 或直接融合估计结果 $\hat{\mathbf{u}}_1$ 到 $\hat{\mathbf{u}}_i$, 以获得更高精确度的估计结果。下面针对上述观测模型阐述本文算法。

2 多种群协同进化的分布式并行遗传算法

2.1 算法原理

本文所提多种群协同进化的分布式并行遗传算法, 是根据多观测系统融合定位特点改进的遗传算法, 它将各个子观测系统划分为多个独立并行进化的子种群, 而多观测系统的信息融合作为目标种群, 子种群和目标种群分别独立进化, 当进化到一定程度时, 子种群和目标种群之间进行种群信息传递, 通过子系统独立进化得到的目标位置信息来增加目标种群的基因多样性, 从而提高位置估计精确度。算法结构如图 2 所示。

分布式遗传算法改进种群选择机制, 通过各个观测子系统组成的子种群为目标种群输送更多的独立个体, 使种群多样性丰富, 具有更好的抗早熟性能, 从而可以获得更精确的估计结果。各个子种群通过独立的进化可以收敛于不同的局部最优解, 再由子种群组成目标种群, 使其融合多观测子系统的信息量, 增加种群多样性, 而且这种多样性是持续的, 有目标性的, 信息量大大增加, 明显优于随机产生的个体的性能。

由于每个子观测系统对目标的观测都有一定的局限性, 所以其构成的遗传子系统估计的结果只是满足其观测特性的局部最优值, 为了使信息得到更充分的利用, 各个子系统最佳状态是收敛于满足观测噪声条件下的局部最优解区域, 然后目标系统通过对多个局部最优解区域的融合获得目标的精确位置估计。根据上述算法原理, 设计数学模型。设子种群的适应度函数为:

$$\text{fitness}(\mathbf{x}_k) = f_i(\mathbf{x}_k) \quad (4)$$

式中: $f_i(\mathbf{x}_k)$ 为第 i 个子种群的适应度函数; $\mathbf{x}_k$ 是其第 k 个状态个体, 子种群独立进化, 得到满足其自身适应度函数的局部最优值区域, 然后将区域内的个体传递给目标种群, 丰富目标种群的多样性。

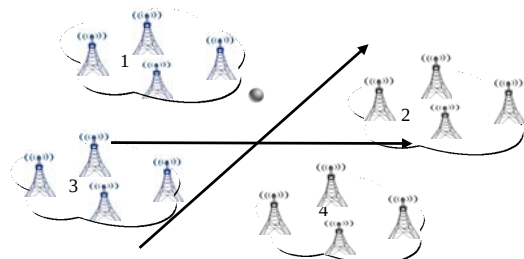


Fig.1 Joint target positioning of multiple observation stations
图 1 多观测站联合目标定位

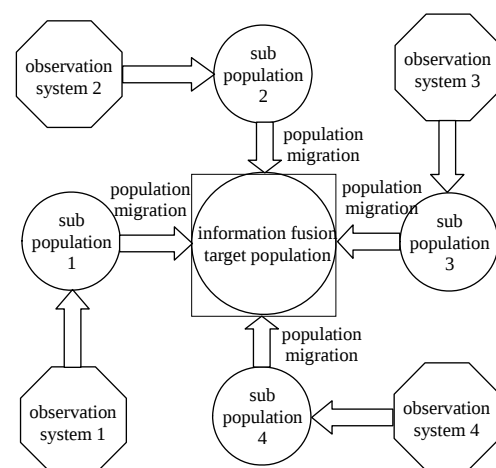


Fig.2 Diagram of distributed genetic algorithm
图 2 分布式遗传算法结构图

为了联合所有子观测系统信息，得到所有观测站协同融合的位置估计结果，目标种群的适应度函数需要包含所有观测系统的特征，并根据不同观测系统的噪声水平设置相应的加权值，所以目标种群的适应度函数可以表示为

$$fitness(x_s) = \sum_{i=1}^M \alpha_i f_i(x_s) \quad (5)$$

式中： x_s 为目标种群的第 s 个染色体； $f_i(x_s)$ 为子种群适应度函数； α_i 为根据子系统噪声水平设置的权值，而且

$$\sum_{i=1}^M \alpha_i = 1, \alpha_i \geq 0 \quad (6)$$

目标种群并不是对所有观测子系统的简单加权求和，而是建立在多个子种群协同进化基础上的多源信息融合，子系统并不是为融合系统提供唯一的估计结果，而是为目标种群提供多样性丰富的基因组合，使目标种群能够更好地融合所有观测信息，得到更高精确度的估计结果。其本质上与并行类融合算法有较大差异，虽然形式上是并行的，但是其融合处理充分应用了所有观测站信息，同时避免了集中式处理对中心站的压力，算法借鉴了集中式和分布式融合估计的优点，同时又避免其缺点，所以更适用于大数量多观测系统的信息融合定位。本文算法核心问题在于子种群和目标种群适应度函数的设计，以及子种群最优个体向目标种群迁移的时机和数量，为获得更好的算法性能，下面对算法中的适应度函数及种群迁移规则进行设计。

2.2 种群设计

2.2.1 子种群设计

子种群进化的目的是为目标种群提供优质个体，为了使子系统观测信息得到更加充分的利用，子种群应该进化到以最优解为中心的一个含误差区域内，所以，设子种群适应度函数为

$$f_i(x_k) = \begin{cases} \alpha_i, & \Delta r_{ij} - \sigma_i \leq c\Delta t(x_k) \leq \Delta r_{ij} + \sigma_i, \forall i, j \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

式中： $\Delta t(x_k)$ 为染色体 x_k 在观测系统 i 里到达观测站的时间差， Δr_{ij} 为观测值， σ_i 为噪声水平，为了使子种群向目标种群提供更丰富的信息量，子种群的适应度函数取离散值 α_i ，为 0 到 1 之间数值，与子系统的测量精确度成正比，同时所有子观测系统满足式(6)。离散适应度函数使落在观测值误差范围内的所有染色体有同等的适应度函数值，将传统的线的交叉扩展为区域交叉，从信息论角度看，含噪条件下，这些染色体含有同等的信息量，所以应该有同等机会向目标种群迁移。

以四观测站的子观测系统为例，每 2 个观测站对应的到达时间差对应一条双曲线，加上噪声影响，变为一条双曲带，则最优值区域应该为多条双曲带的交叉区域，如图 3 阴影所示，子系统内观测站的多少和噪声的大小决定阴影区域的面积，同时影响向目标种群传递信息的精确程度。由于子种群收敛于一个最优值区域，其染色体向目标种群迁移时有效增加了目标种群的多样性，增大了目标种群搜索全局最优解的概率。

2.2.2 目标种群设计

目标种群旨在融合所有观测信息给出最优的定位结果，在本文的设计中即融合所有子观测系统信息。子观测系统的信息量在子种群收敛的局部最优值区域内体现，并通过染色体向目标种群迁移进行传递。为了使目标种群更加简单高效，减轻算法的总体计算量，借鉴 0-1 规划算法，设计目标种群的适应度函数为

$$\max fitness(x_s) = \sum_{i=1}^M \alpha_i \delta_i \quad \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^M \alpha_i = 1, \alpha_i \geq 0 \\ \delta_i = 0 \text{ or } 1, \forall i \end{cases} \quad (8)$$

式中： M 为子观测系统的数量； x_s 为目标函数第 s 个染色体； α_i 为子种群的离散适应度函数值，大小主要取决于子观测系统的先验估计精确度和本次测量的噪声水平。 δ_i 表征 x_s 是否落在第 i 个子种群的最优值区域内，是则 $\delta_i = 1$ ，反之取 $\delta_i = 0$ 。

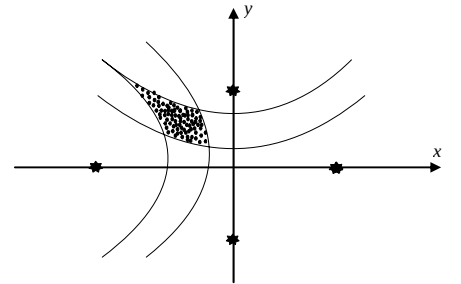


Fig.3 Optimal value distribution of sub population
图 3 子种群最优值区域分布

借鉴 0-1 规划思想使适应度函数更加简洁,同时能包含所有信息量,目标种群的最优值落在所有子观测系统最优值区域的重叠位置,以最大概率融合了所有信息,并给出一个在噪声条件下的位置估计区域。如果测量信息都够精确,则最终的位置估计区域将趋于无限小;如果测量信息受噪声污染较为严重,或者 NLOS 误差较大,则给出一个位置的最优估计区域,为后续精确定位提供基础。在大噪声水平下,区域解相比于一个误差较大的固定解含有的信息更加丰富和准确,所以将最终位置估计收敛于一个区域更有价值。同时,当有一个观测系统受噪声污染较为严重时,其收敛的区域将会扩大,对目标种群的定位精确度会有一定程度的影响,但是,估计结果还受其他观测系统的约束,不会带来精确度的急剧下降,所以对于处理有一个系统受到严重干扰的情况时,算法更有优势。

以图 4 说明目标种群的设计原理,此处以 2 个子观测系统为例,虚线表示观测系统 1,噪声较小,实线表示观测系统 2,噪声较大,分别设 $\alpha_1=0.5, \alpha_2=0.2$ 。从图中可以看出,系统 1 由于噪声较小,所以 2 条双曲线带交叉范围小,而系统 2 在大噪声条件下,交叉范围大。根据上述原理,当 x_s 落在系统 1 范围内时,适应度为 0.5,落在系统 2 范围内时,适应度为 0.2,落在 2 个区域的重叠位置时,适应度为 0.7。最理想情况下融合所有子观测系统信息,适应度函数等于 1。从图中还可以看出,虽然系统 2 误差较大,但是在所设计的适应度函数下,仍然发挥了较大的作用,进一步修正了系统 1 的观测结果,如果将所有子系统的观测信息进行融合,目标种群的位置估计精确度将高于所有子观测系统的估计结果。

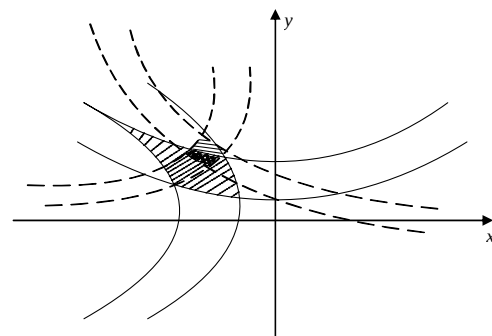


Fig.4 Principle of target population fusion positioning
图 4 目标种群融合定位原理

2.3 种群迁移操作

为了达到多种群协同进化的最佳效果,种群迁移操作必不可少。将子种群中最优个体向目标种群迁移,会有效提高目标种群的基因多样性,同时达到信息传递的作用。为了保证目标种群进化的稳定性,其被替代的个体数应该为适应度函数最差的 Z 个个体,为了最大性能地发挥子种群的信息价值, Z 取值应该尽量大一些,但是不能超过目标种群数量的 50%。由于噪声较小的子观测系统最优值收敛于较好的区域,为充分发挥其作用,应该向目标种群迁移的个体多一些,而噪声较大的子观测系统最优值收敛于较差的区域,应该向目标种群迁移的个体少一些,所以目标种群被替代的 Z 个最差个体应该根据子观测系统的性能来分配,本文设计分配规则为

$$q_i = Z \frac{\alpha_i}{\sum_i \alpha_i}, \forall i \quad (9)$$

式中: q_i 代表子种群向目标种群迁移个体的数量; α_i 为子种群的离散适应度函数值,取 0 到 1 之间数值,与子系统的测量精确度成正比,子观测系统性能越好,值越大,同时所有子观测系统满足式(6)。

迁移操作可以为目标种群提供优质的个体,但是过于频繁会打破目标种群的稳定性,不利于其收敛,所以迁移间隔应该受到控制。设子种群每经过 k 代的进化就向目标种群提供一次最优个体,每次选择本身进化过程中最优的前 q_i 个个体, k 根据进化程度自适应调整,进化前期子种群多样性丰富,信息量较大,所以 k 应该取较小值,进化后期子种群收敛,个体变化较小, k 可以取较大值。由于子种群性能有差异, k 值不能完全满足所有子种群的进化特点,为简化算法,本文设计 k 的取值满足如下条件

$$k = \begin{cases} k_1, & \text{evo_generation} < \frac{\max_generation}{2} \\ k_2, & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

式中: evo_generation 表示当前进化代数; $\max_generation$ 表示算法设计的总的进化代数;上式表明从进化代数的角度将进化分为前后期, k 在小于总进化代数一半时取 k_1 ,在大于进化代数一半时取 k_2 ,一定程度上自适应地调整了迁移间隔,改进算法性能。

2.4 算法流程

子种群与目标种群并行同步进化,只有在满足种群迁移条件时,子种群向目标种群迁移最优个体,替换目标种群的最差个体,迁移时机和数量如上文所述,其余遗传算法操作同传统遗传算法,所以可以总结多种群协同进化的分布式并行遗传算法的流程如图 5 所示。

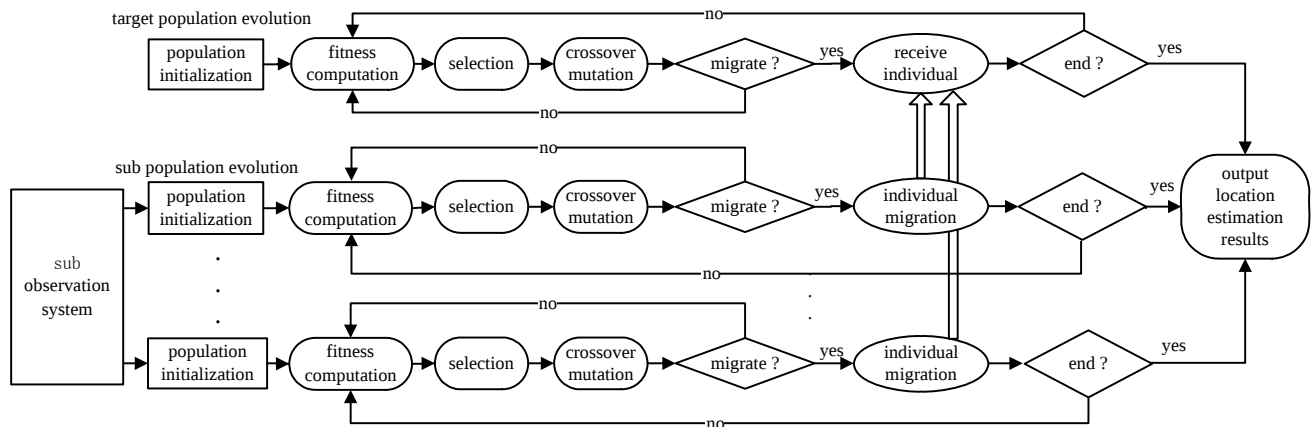


Fig.5 Flow chart of algorithm

图 5 算法流程图

图 5 详细说明了本文所提算法的流程。目标种群和各个子种群并行独立进化，当进化到一定阶段满足个体迁移条件时，进行迁移操作；目标种群用子种群向其传递个体直接替代了变异操作，避免了随机变异带来的较差个体影响；算法结束后，目标种群输出一个最优的位置估计区域，将区域内的个体做均值给出最后估计结果；如果有更精确的高层信息可以利用，则将估计的位置区域作为下一步位置估计的输入初值。

3 仿真分析

遗传算法没有理论上的性能指标，针对不同的实际问题，计算精确度和效率都会有所变化，一般采用蒙特卡罗方法，对同一组参数经过多次计算，取平均估计结果表征算法性能，本文做 100 次独立仿真实验，每次由 100 次蒙特卡罗仿真平均结果作为最终位置估计结果。遗传概率取 0.8，变异概率取 0.2，最大进化代数数为 200 代，种群大小为 1 000，前期迁移间隔取 10，后期迁移间隔取 15。假设目标位置为(2 150,2 250,2 350) m，观测系统由 4 个子观测系统组成，每个系统有 6 个观测站，观测站位置及精确度如表 1 所示。

表1 观测站坐标及精确度

Table1 Position and the precision of observation station

station	station coordinates/m			
	observation system 1	observation system 2	observation system 3	observation system 4
station 1	750,750,15	1650,750,10	750,1650,35	1650,1650,35
station 2	0,0,0	2500,750,15	0,1650,35	2500,2500,50
station 3	750,0,0	1650,0,0	0,2500,50	1650,2500,50
station 4	0,750,15	2500,0,0	750,2500,50	2500,2650,55
station 5	600,250,5	2000,400,5	500,2000,40	600,250,5
station 6	1000,250,12	2100,500,12	100,2300,38	2100,1900,43
noise 1	13 dB	13 dB	10 dB	5 dB
noise 2	20 dB	13 dB	10 dB	5 dB
weight value	0.1	0.1	0.2	0.6

观测系统所加噪声为高斯噪声，假设由先验知识和接收噪声水平已获得各个子系统的噪声方差和权值，如表 1 所示。为了验证算法的融合能力，取 2 组不同的观测子系统噪声进行对比，分别为噪声 1 和噪声 2，针对一个观测站接收质量特别差的情况来表明算法性能差异，仿真结果如图 6 所示。

图 6 显示的是子种群的收敛结果，图 7 显示的是子种群的交叠结果，图 8 显示的是目标种群最终的收敛结果。从仿真结果可以看出，子种群均能收敛于一个含有目标位置的区域内，并且子种群的交叠区域给出了目标位置所在区域，目标种群的收敛趋势基本与本文设计的算法一致，并能够最终获得目标的位置估计。

图 9 显示噪声 1 下 100 次独立仿真实验的结果，MDGA 为本文所提算法，GA 为采用所有观测站集中式融合处理的经典遗传算法。从图 9 可看出，各子观测系统噪声不是太大时，本文所提算法定位精确度略高于经典遗传算法，说明所提算法有效，能够获得较优的估计结果。在噪声 2 条件下，子观测系统 1 性能变得很差，观测结果误差较大，仿真得到图 10 所示结果。从图 10 可看出，一个子观测系统性能的下降，对 2 种定位算法都有影响，但对比图 9 可以发现，对集中式算法影响较大，对本文算法影响较小，定位精确度明显好于经典遗传算法，说明本文所采用的多种群协同并行融合思想是有效的，可以在多观测量中有效获得有用的信息，从而得到较优的估计结果，自适应减弱较差测量结果的影响，避免出现集中式处理面临的精确度急剧下降问题。

为了说明本文算法与传统并行算法的性能差异,在噪声 1 条件下得到图 11 所示结果,其中 Chan 算法采用的是中心融合所有子系统分布式估计结果的方式,各子系统权值同表 1 所示。从图中可以看出,虽然都采用子系统并行估计,但是本文算法精确度明显高于分布式 Chan 算法。本文中子种群向中心融合的并不是单一的估计结果,而是含有位置信息的估计区域,带有更多的位置信息,相对于融合单一估计结果的分布式 Chan 算法更有优势,仿真结果证明本文所提算法能够有效融合多观测测量信息,提高了目标位置的估计精确度。

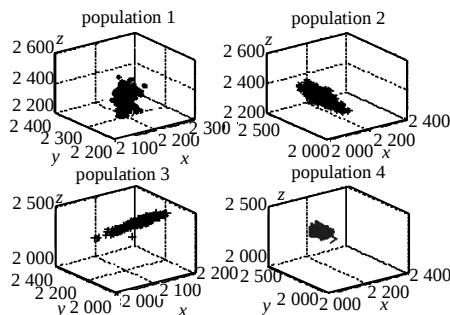


Fig.6 Sub population convergence region
图 6 子种群收敛区域

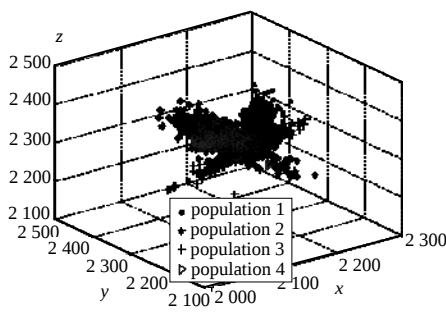


Fig.7 Overlap of sub population convergence region
图 7 子种群收敛区域交叠

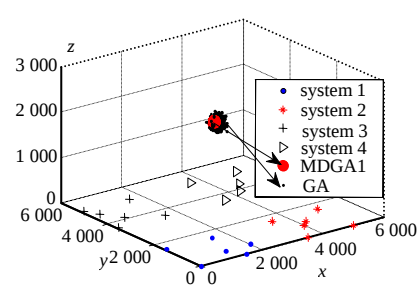


Fig.8 Positioning result statistics of classical GA
图 8 噪声 1 下经典遗传算法与本文算法定位结果

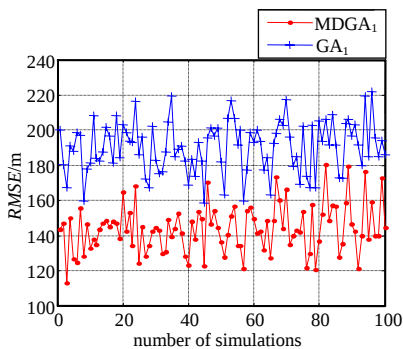


Fig.9 Error comparison of classical GA and the algorithm proposed in the paper under noise 1

图 9 噪声 1 下经典遗传算法与本文算法定位误差对比

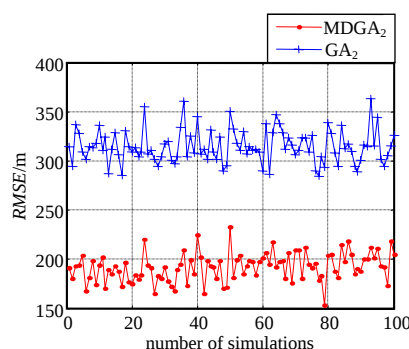


Fig.10 Error comparison of classical GA under noise 2

图 10 噪声 2 下经典遗传算法与本文算法定位误差对比

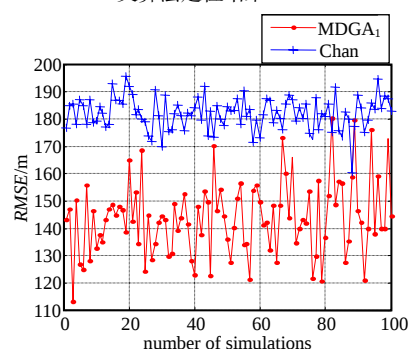


Fig.11 Error comparison of Chan and the algorithm proposed in the paper under noise 1

图 11 噪声 1 下分布式 Chan 算法与本文算法定位误差对比

4 结论

本文利用分布式并行遗传算法解决了基于多观测系统的融合定位问题,算法将各观测子系统设为独立的子遗传过程,通过多种群协同进化,有效融合了多观测系统的测量信息,避免了集中式算法面临的中心计算压力,同时,相对于融合单一估计结果的分布式算法,定位精确度更高。仿真实验表明本文所提算法有效,具有一定的实用价值。

参考文献:

- [1] 葛泉波,李文斌,孙若愚,等. 基于 EKF 的集中式融合估计研究[J]. 自动化学报, 2013,39(6):816-817. (GE Quanbo, LI Wenbin, SUN Ruoyu, et al. Centralized fusion algorithms based on EKF for multi sensor nonlinear systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2013,39(6):816-817.)
- [2] 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.
- [3] 熊瑾煜,王巍,朱中梁. 基于泰勒级数展开的蜂窝 TDOA 定位算法[J]. 通信学报, 2004,25(4):144-150. (XIONG Jinyu, WANG Wei, ZHU Zhongliang. A new TDOA algorithm based on Taylor series expansion in cellular networks[J]. Journal on Communications, 2004,25(4):144-150.)
- [4] 罗磊,田增山,陈俊亚. EKF 定位跟踪算法研究[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2009,1(21):50-55. (LUO Lei, TIAN Zengshan, CHEN Junya. Algorithm of EKF positioning and tracking[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2009,1(21):50-55.)

(下转第 232 页)