

文章编号: 2095-4980(2017)05-0774-07

联合瞬时姿态估计的可见光成像定位技术

侯文佐, 逯志宇, 王大鸣

(信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 针对可见光成像定位中目标位置估计所涉及的高维空间搜索收敛慢的问题, 引入降维设计思想, 联合惯导单元(IMU)的瞬时姿态估计, 将搜索空间缩小到带约束特征的样本空间, 据此提出一种联合目标瞬时姿态估计的高维空间搜索方法。该方法以瞬时姿态信息特征构建目标寻优函数作为约束条件, 缩小遗传算法中个体优秀基因的进化范围, 显著提高了进化速度, 同时规避了对初始样本空间的依赖性, 提高了算法的鲁棒性。仿真结果表明, 算法的位置估计均方误差优于 40 mm。

关键词: 可见光定位; 姿态估计; 约束优化; 遗传算法

中图分类号: TN929.1

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201705.0774

Imaging position technology based on visible light combined with instantaneous attitude estimation

HOU Wenzuo, LU Zhiyu, WANG Daming

(Communication Engineering College, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450001, China)

Abstract: As for slow convergence in high-dimensional space of object positioning estimation, a dimension reduction design idea is introduced, combined with instantaneous attitude estimation of inertial units, which reduces the search space to sample space with constrained features. Accordingly, a high-dimensional space search method of joint target instantaneous attitude estimation is put forward. The method takes instantaneous attitude information characteristics to build object optimization function as constraint condition, and reduces the evolution scope of individual good genes in genetic algorithm, which improves the evolution speed significantly, avoids the dependence on the initial sample space at the same time, and increases the robustness of algorithm. Simulation results show that with the same parameters, the mean square error of positioning estimation is no more than 40 mm.

Keywords: visible light positioning; attitude estimation; constrained optimization; genetic algorithm

近年来, 位置服务业务呈爆炸性增长。依托卫星导航和移动网络的室外定位技术研究起步早, 应用普及, 而室内定位技术尚不成熟。可见光技术以其绿色环保、宽带高速和室内泛在等独特优势, 为室内定位应用提供了一种新型途径, 现已成为国内外室内定位研究领域的热点技术^[1]。可见光成像定位技术是一种通过图像传感器摄取 LED 光源的分布图像, 利用光源与图像传感器的几何位置关系估计目标位置的定位技术。随着中国的智能移动终端用户的激增, 这些智能移动终端具备有高性能的 CPU 和高分辨力的摄像头, 从实际使用习惯角度出发, 可见光成像定位技术的实用性和商业推广性显而易见。作为一个新兴的研究领域, 可见光成像定位技术不仅能达到定位精确度高、速度快、可移植性强的要求, 且随着研究的深入, 可见光成像定位技术将会更加完善, 成为未来室内定位的主流技术。

2011 年, GiulioCossu 等首次验证了采用三角定位算法实现可见光室内定位的可行性; 同年, Hyun-Seung Kim 等描述了一种基于载波分配的可见光定位方法, 降低了因入射角度不同而引起的误差。经测试, 在边长 0.6 m 的等边三角形区域内定位误差小于 6 cm; Mohammad Shaifur Rahman 等提出了一种利用 LED 阵列与双图像传感器接收三维空间坐标实现定位的系统, 并进行了实验验证。在 1.8 m×1.8 m×3.5 m 的空间中, 使用 600 万像素图像

收稿日期: 2016-05-25; 修回日期: 2016-07-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61401513)

传感器，可使定位误差优于 0.15 m。2012 年，W. ZHANG 等描述了一种在 LED 灯发送非同步信号状态下工作的 2D 定位系统。该系统通过在发送数据时添加 LED 位置编码，不需要 LED 灯发送数据的同步性，降低了实现难度，并且在 6 m×6 m×4 m 的空间中，地面 90% 的测试点均落在 5 cm×5 cm 的区域内；2015 年，吴楠等提出了一种利用多 LED 发射端实现室内定位的方法。通过多 LED 的合理选择实现了定位目标位置信息的获取，可有效解决可见光定位存在的遮挡效应。胡晴晴等提出了基于距离加权的室内可见光定位算法，针对室内可见光定位采用的三边定位算法普适性不高、定位区域较小的问题，提出了一种四 LED 加权定位算法，定位算法在 5 m×5 m×3 m 的空间区域中可获得约为 18 cm 的平均定位误差性能；王巍等研究了可见光精确定位时视场角限制和灵敏度限制对定位精确度的影响，并使用加速度传感器测得接收端的倾斜角度进行倾角补偿，使系统模型的定位精确度在特定的仿真环境下能达到厘米级。牛悦等提出了一种基于可见光通信的图书馆室内导航服务系统。2016 年，王语琪等提出一种基于视觉信息的可见光通信室内定位方法。该方法通过低分辨率光电二极管传感器阵列接收可见光通信信息，同时使用终端的摄像头接收视觉信息进行融合定位。并针对定位模型进行了半实物仿真，定位精确度达到分米级。综上所述，国内基于可见光通信的室内定位技术尚处于起步阶段，目前研究方向主要包括定位方法和应用技术研究。

本文设计了一种基于智能移动终端的可见光成像定位方法，主要解决该方法的位置估计问题。

1 研究基础

1.1 系统模型

基于智能移动终端的可见光定位系统模型如图 1 所示。系统中 LED 光源作为发射机，向空间发送 LED 的三维位置信息。当智能移动终端在室内有定位需求时，首先通过可见光接收组件与 LED 通信，获取光源位置信息^[2]。再通过光学成像组件与 LED 通信，对获取到的影像，利用图像处理和位置解算技术完成定位。可见光成像定位技术依赖于 LED 光源的获取，但在手持终端移动过程中，如果相邻 2 组 LED 定位节点之间有空白区域无法获取 LED 光源信息，会降低可见光定位的可用性。此时可以结合智能移动终端配置的传感器对空白区域内进行的过程进行辅助定位^[3-5]，获得缺失的定位信息。当再次进入 LED 定位节点时，重新启动可见光成像定位，对绝对位置进行校准，从而获得持续高精度位置服务。

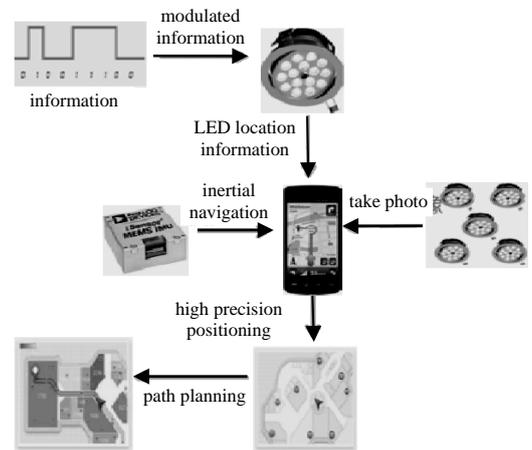


Fig.1 Visible imaging positioning system model based on smart mobile terminals
图 1 依托于智能移动终端的可见光成像定位系统模型

1.2 定位原理

将终端成像组件的镜头等效为薄透镜，并令该薄透镜的孔径趋于零，则镜头的成像过程等同于小孔成像^[6]。引入摄影测量学中经典的共线方程，设 LED 光源在世界坐标系中的坐标为 (x, y, z) ，LED 光源经镜头成像后在相纸投影为对应的像点，像点在相纸上的像空间坐标为 (X, Y) ，所有 LED 光源到对应像点的投线交于点 S ，为终端的实际位置 $(x_s, y_s, z_s, \varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z)$ 。其中 $(\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z)$ 代表了终端的姿态，即镜头的具体空间指向，由此建立的成像定位数学模型为：

$$\begin{cases} X = -f \frac{a_1(x-x_s) + b_1(y-y_s) + c_1(z-z_s)}{a_3(x-x_s) + b_3(y-y_s) + c_3(z-z_s)} \\ Y = -f \frac{a_2(x-x_s) + b_2(y-y_s) + c_2(z-z_s)}{a_3(x-x_s) + b_3(y-y_s) + c_3(z-z_s)} \end{cases} \quad (1)$$

式中 f 为镜头的焦距。

坐标旋转矩阵如下：

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \\ c_1 & c_2 & c_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varepsilon_x \cos \varepsilon_z - \sin \varepsilon_x \sin \varepsilon_y \sin \varepsilon_z & -\cos \varepsilon_x \sin \varepsilon_z - \sin \varepsilon_x \sin \varepsilon_y \cos \varepsilon_z & -\sin \varepsilon_x \cos \varepsilon_y \\ \cos \varepsilon_x \sin \varepsilon_z & \cos \varepsilon_y \cos \varepsilon_z & -\sin \varepsilon_y \\ \sin \varepsilon_x \cos \varepsilon_z + \cos \varepsilon_x \sin \varepsilon_y \sin \varepsilon_z & -\sin \varepsilon_x \sin \varepsilon_z + \cos \varepsilon_x \sin \varepsilon_y \cos \varepsilon_z & \cos \varepsilon_x \cos \varepsilon_y \end{bmatrix} \quad (2)$$

在能够获得多个 LED 光源的条件下, 可得到多个式(1)的方程组, 联立求解方程组, 即可估算出智能移动终端的空间三维坐标, 同时估计出智能终端的姿态 $(\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z)$, 从而实现目标定位。

上述方程组求解问题的实质是通过已知的 6 个观测参数 (x, y, x, X, Y, f) 估算六维未知参数 $(x_s, y_s, z_s, \varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z)$, 是典型的高维参数估计问题, 且方程组本身的非线性强度较大, 六维参数估计的求解空间复杂, 搜索范围大, 极易陷入局部最优解, 偏离整个解算空间的全局最优解。寻找全局最优解的过程被归类为目标优化问题, 即在多个局部最优解中寻找最优解。而高维参数估计问题常用解决方案就是通过降维, 缩小对最优解搜索范围, 降低复杂度。在基于智能移动终端的可见光成像定位系统中, 姿态 $(\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z)$ 可通过终端配置的惯导单元间接估算出来。将姿态信息作为已知条件参与方程解算, 将六维参数估计问题降为三维参数估计问题。

2 联合瞬时姿态的目标位置估计算法

2.1 问题分析

通过智能移动终端的惯导单元, 可以估算出终端的姿态信息。但惯导单元中的加速度仪在测量时存在偏移误差(零偏), 且会受到电子噪声的影响, 而磁强计可能会受到周围其他磁场的干扰, 造成通过传感器参数估计出的俯仰、翻滚和旋转角参数与实际值存在一定的抖动误差。当实测误差范围小于 10° , 带误差的姿态角可作为约束条件参与目标优化过程, 将定位求解问题变为约束目标优化问题。

约束优化问题也称为非线性规划问题。约束优化问题可以描述为:

$$\min f(x), x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n \quad (3)$$

式中 $f(x)$ 为目标函数(适应度函数), $x \in S \cap F$, $S = \prod_{i=1}^n [x_i^l, x_i^u] \subseteq R^n$ 为 n 维的搜索空间, 常数 l 和 u 为边界, 变量 x_i 满足:

$$x_i^l \leq x_i \leq x_i^u, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

S 中的所有满足 m 个约束条件的可行解构成的区域为:

$$F = \{x \in R^n \mid g_j(x) \leq 0, h_k(x) = 0\} \quad j = 1, 2, \dots, q; \quad k = q + 1, q + 2, \dots, m \quad (5)$$

式中: g_j 表示第 j 个不等式约束; h_k 表示第 k 个等式约束。

2.2 约束目标优化算法

约束目标优化问题常采用进化算法来解决, 进化算法是以自然进化理论逼近问题的最优解的一种群体搜索算法, 而遗传算法是进化算法中最具有影响力, 应用最广泛的搜索算法^[7]。遗传算法是一种自适应的随机搜索算法, 利用进化中有益信息引导搜索向最优方向发展, 从而能够快速得到最优解^[8]。与传统的遍历算法不同, 遗传算法从随机产生的一组个体开始搜索, 经过选择、杂交和变异操作迭代向最优解靠拢。每一个个体的质量由适应度函数衡量, 适应度值大的以更大的概率向下一代遗传, 经过选择进化, 种群最终收敛到最优解。遗传算法不需要对目标函数有太多的限制, 不依赖于可导和梯度的约束, 能很好地解决非线性最优值搜索问题^[9], 而将带误差姿态角作为约束的可见光成像定位模型, 非常适合使用遗传算法进行解算, 能够降低误差对目标的影响, 使搜索能力变强, 提高参数估计的精确度。经典非线性遗传算法的迭代流程如图 2 所示。

遗传算法在具体实现上主要有以下几个步骤:

a) 种群初始化; b) 适应度计算; c) 选择操作; d) 杂交操作; e) 变异操作; 6) 非线性寻优。

遗传算法每进化一定的代数后, 以所得到的结果为初始值, 通过局部寻优, 并把寻找到的局部最优值作为新个体继续进化。通过惯导单元估算出目标点的姿态信息作为参数估计的已知条件, 可将高维参数的目标优化问题通过降维, 转化为联合目标瞬时姿态估计的目标优化问题进行求解, 极大降低了求解的复杂性。传统目标优化算

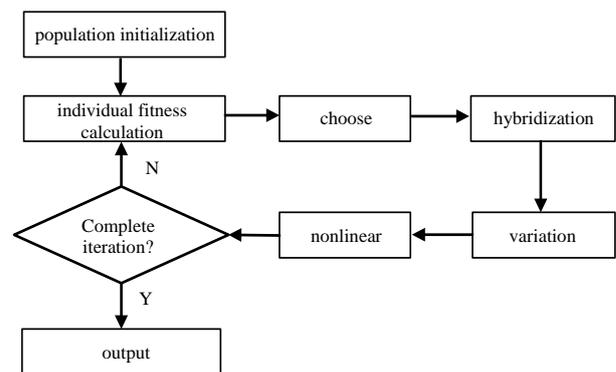


Fig.2 Genetic algorithm flowchart
图 2 遗传算法流程图

法易陷入局部最优解，而遗传算法其收敛到全局最优解与初始群体的设置无关，不依赖于初始样本空间的选取。并且具有全局搜索能力，陷入局部最优解的概率远小于其他目标优化算法，算法的计算过程对目标函数要求较小，适合求解带有多参数、多变量、多目标和在多区域上求最优解的复杂优化问题。鉴于遗传算法的普适性，构建专用的目标寻优函数作为遗传算法的适应度函数，对最优解集的可行域进行搜索，是解决联合目标瞬时姿态估计定位有效方案。

2.3 构建寻优函数

通过构建目标寻优函数可以间接说明估算点与实际目标点的偏差，便于目标优化算法判断是否继续迭代搜索。可见光成像定位系统在成像阶段可以通过图像识别的方式获得目标点在相纸上对应的像点 (X_i, Y_i) ，将其作为最优参考值。在通过惯导准确获取 $(\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z)$ 参数的前提下，将迭代过程中估计出的位置参数 (x_s, y_s, z_s) ，通过共线方程计算出对应的估计像点 (X_i, Y_i) ，以识别像点与估计像点的均方误差值 $f(x)$ 评估估算目标点与实际目标点的偏差，偏差越小，证明估计的目标点越准确。为了方便将目标寻优函数作为遗传算法的适应度函数进行计算，做以下改变：

$$F(f(x)) = \frac{1}{f(x)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n \sqrt{(X_{ik} - X_{jk})^2 + (Y_{ik} - Y_{jk})^2}} \quad (6)$$

以目标寻优函数的倒数作为遗传算法的自适应函数，即寻优函数值越小，适应度越高，相应的个体越优秀。

2.4 算法的实现步骤

综上所述，算法的实现流程为：

步骤 1: 初始化种群，确定种群的数量 P_{size} ，杂交概率为 P_{cross} ，最大迭代次数 $epoch$ ，初始变异概率 $P_{mutation}$ ，均匀变异，随机生成 P_{size} 大小的种群。

步骤 2: 计算适应度，将种群中的个体代入式(1)中，计算对应的像点参数 (X_i, Y_i) ，通过目标寻优函数计算个体适应度。适应度值越大的个体越优秀。适应度的计算函数同式(6)。

步骤 3: 选择，按照步骤 2 得到的适应度值的大小选择个体组成的新种群。

步骤 4: 杂交，将步骤 3 得到的个体按照杂交概率 P_{cross} 进行组合，得到新个体。

步骤 5: 变异，获得新个体，增加种群的多样性。

步骤 6: 判断，满足终止条件，进化结束，退出算法，否则转回步骤 2。

2.5 仿真结果与分析

为了得到姿态角在相对静止状态下的误差范围，进行如下试验。

随机选取一部测试智能移动终端(华为 P7)，将终端置于固定三脚架或手持 2 种状态，使用传感器收集软件 SensorViewer，收集加速度和磁强计的三轴参数。测试环境如图 3 所示。

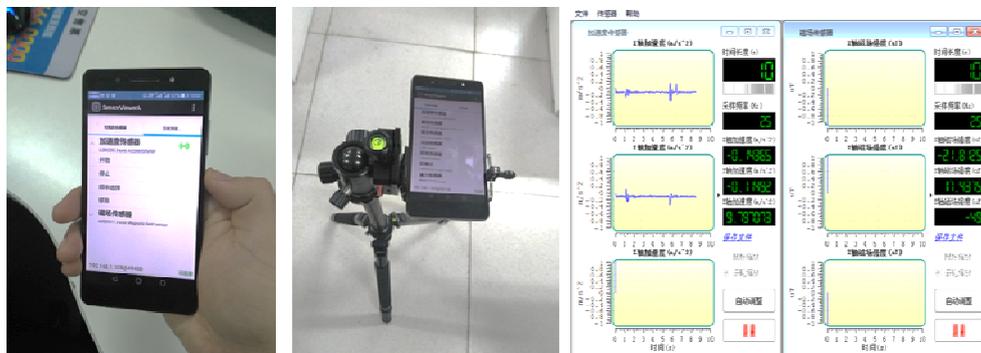


Fig.3 Test environment diagram
图 3 测试环境示意图

对 2 种终端状态分别进行 10 次测试，每次 60 s，测试结果如表 1~表 2 所示。

表 1 三脚架状态下的终端测试结果
Table1 Results of terminal test on tripod state

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
pitch/(°)	1.61	4.98	3.06	4.78	2.81	4.12	8.24	5.80	4.62	1.88
roll/(°)	4.19	6.54	5.60	6.27	3.34	8.58	4.29	6.07	4.08	0.68
yaw/(°)	8.06	4.82	5.82	4.34	3.00	6.31	8.06	4.23	6.07	3.49

表 2 手持终端状态下的终端测试结果
Table2 Results of terminal test on handheld

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
pitch/(°)	6.92	6.46	6.62	6.17	7.52	9.77	7.06	3.59	9.96	8.13
roll/(°)	4.10	8.67	9.69	7.43	9.15	3.10	5.89	2.43	2.41	7.52
yaw/(°)	8.70	8.10	9.27	8.53	5.83	7.26	8.06	6.11	9.41	11.00

遗传算法本身的性能指标是根据具体的解决问题而设计的，本文主要从定位精确度、算法稳定性和计算效率方面进行判断。判断的方法为：对同一组参数进行多次计算，取平均迭代次数、平均估计结果进行评估。设种群数量 $P_{\text{popsize}}=1\ 000$ ，杂交概率 $P_{\text{cross}}=0.8$ ，初始变异概率 $P_{\text{mutation}}=0.1$ ，迭代次数 $\text{epoch}=100$ ，当定位误差优于厘米级时，算法终止。具体仿真环境如表 3 所示。

表 3 仿真环境参数表

Table3 Simulation environment parameters	
environment parameter	value
LED light source coordinates/mm	(0,0,0) (500,500,0) (250,250,0) (0,500,0) (500,0,0)
focal length/mm	9.3
attitude angle/(°)	(0,0,0)
attitude angle deviation/(°)	± 5
target location coordinates	(250,250,2 000)

首先使用相同的环境参数进行 100 次仿真试验，算法的结果如图 4~图 5 所示：图 4 为种群的初始分布情况，种群个体随机分布于定位空间范围内，个体分布均匀。图 5 为遗传算法迭代结束后种群的最终收敛分布，从图中可以看出，绝大多数个体都找到了峰值的位置，说明本文设计的算法具有很好的收敛性。

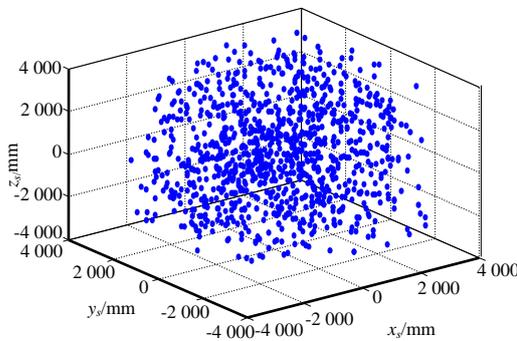


Fig.4 Initial distribution of population
图 4 种群初始分布图

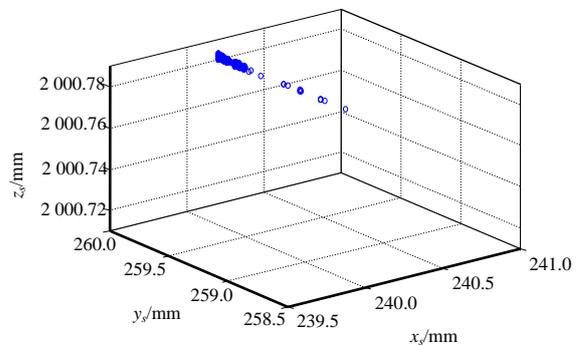


Fig.5 Distribution of final convergence
图 5 最终收敛分布

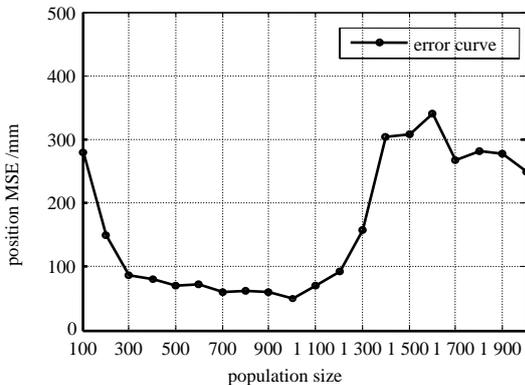


Fig.6 Relationship between position MSE and population size
图 6 定位均方误差与种群大小的关系

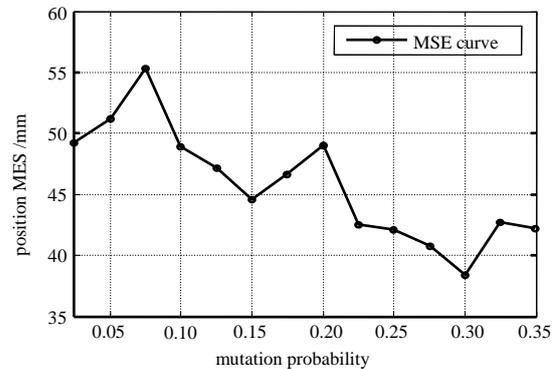


Fig.7 Relationship between the position MSE and the probability of initial mutation
图 7 定位均方误差与初始变异概率的关系

遗传算法的性能与种群大小、杂交概率和初始变异概率有着直接关系，图6代表了位置估计的均方误差随种群数量的变化情况。由图可知，在限制迭代次数的前提下，算法在种群大小低于300的情况下计算量较小，无法得到精确度要求范围内的解。种群大小在300~1 100的均方误差较小。而随着种群大于1 100，算法本身的计算量增大，在有限的迭代次数下无法收敛到最优解，综合数据，本算法采用种群大小取Popsiz=1 000。

图 7 代表了位置估计的均方误差随初始变异概率变化的情况。由图可知，在限制迭代次数的前提下，随着初始变异概率的增加，均方误差呈现波动变化，在取 0.3 时均方误差最小。综合以上数据，本算法初始变异误差取 $P_{mutation}=0.3$ 。

图 8 代表了位置估计的均方误差杂交概率变化的情况。由图可知，在限制迭代次数的前提下，随着杂交概率的增加，均方误差呈现下降趋势，在取 0.95 时均方误差最小。综合以上数据，本算法初始变异误差取 $P_{cross}=0.95$ 。

图 9 表明，算法在相同条件下进行 1 000 次仿真，最大定位误差不超过 167 mm，通过分析可知，均方误差为 39.198 7 mm。取得到的最优参数进行不同迭代次数的仿真，分别进行 1 000 次计算，结果如表 4 所示。

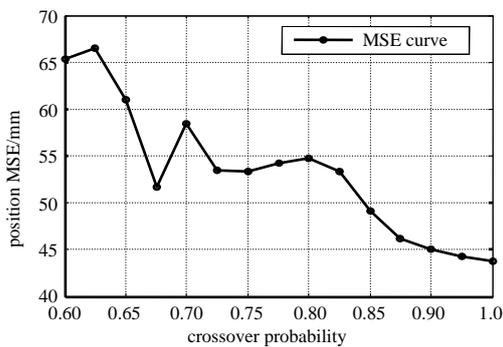


Fig.8 Relationship between the MSE and the crossover probability
图 8 定位均方误差与杂交概率的关系

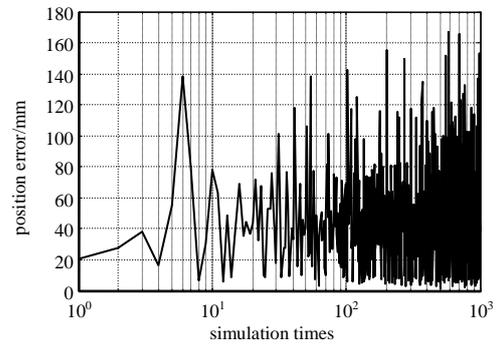


Fig.9 Algorithm of positioning error renderings
图 9 算法定位误差效果图

表 4 迭代次数对定位结果的影响

Table4 Influence of iterations on the position results

iterative parameter	maximum error/mm	MSE/mm	average iteration times	time consuming/s
10	168.732 0	55.455 7	10	0.379 6
20	142.923 1	33.987 0	19	0.745 8
50	129.886 7	33.423 5	44	1.657 3
100	122.466 9	31.526 6	83	3.347 0
200	122.150 5	30.001 7	157	5.444 6
300	109.870 2	27.354 6	225	8.235 1

比较结果表明，随着迭代次数的增加，算法的定位精确度升高，耗时增加。在算法取最优参数的情况下，随着迭代次数的增加，算法误差降低，耗时增加，可根据定位对耗时和精确度的要求进行选择，该算法的性能与最优参数的数值关联。本算法是建立在可观测信息(LED 位置信息)充足前提下的，当可观测信息较少但满足成像定位需求时，需要重新设置最优参数。本算法不适用于可观测信息缺失的条件下进行定位。

取与表 3 相同的环境参数，使用无损卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)算法进行 1 000 次仿真，定位效果如图 10 所示。图 10 表明，选取与遗传算法相同的环境参数条件，UKF 算法受限于初始样本空间的选择，图中横轴表示随计算次数的增大，初始样本空间偏离全局最优解的距离增大。当初始样本点靠近全局最优解时，定位误差较小，解算能够很好地收敛。当初始样本点偏离全局最优解时，定位误差增大，部分解算无法收敛。与图 9 比较可以得出，在相同环境条件下，遗传算法的稳定性明显优于 UKF 算法，性能满足瞬时姿态估计下的可见光成像定位的需求。

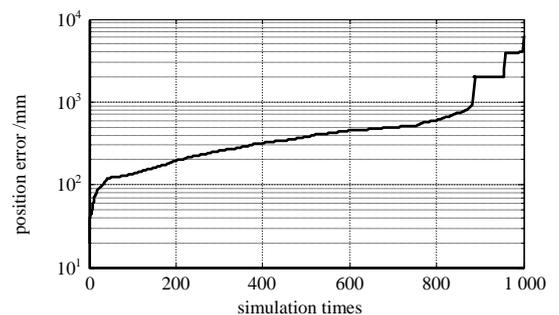


Fig.10 Positioning error renderings of UKF algorithm
图 10 UKF 算法定位误差效果图

3 结论

本文提出一种联合目标瞬时姿态估计完成可见光成像定位的方法。该方法通过惯导单元完成对终端瞬时姿态

的估计,以姿态特征构建目标寻优函数,约束遗传算法中个体优秀基因的进化范围,显著提高了个体的进化速度。该方法采用全局搜索,规避了其他算法对初始样本空间的依赖性,提高了算法的鲁棒性。仿真结果表明,算法的位置估计均方误差优于 40 mm。在算法取最优参数的情况下,随着迭代次数的增加,算法误差减小,耗时增加,可根据定位对耗时和精确度的要求进行选择。

参考文献:

- [1] ARMSTRONG J,SEKERCIOGLU Y,NEILD A. Visible light positioning:a roadmap for international standardization[J]. IEEE Communications Magazine, 2013,51(12):68-73.
- [2] CHEN S H,CHOW C W. Color-shift keying and code-division multiple-access transmission for RGB-LED visible light communications using mobile phone camera[J]. IEEE Photonics Journal, 2014,6(6):1-6.
- [3] 宋鏢,程磊,周明达,等. 基于惯导辅助地磁的手机室内定位系统设计[J]. 传感技术学报, 2015(8):1249-1254. (SONG Biao,CHENG Lei,ZHOU Mingda,et al. The design of cellphone indoor positioning system based magnetic assisted inertial navigation technology[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2015(8):1249-1254.)
- [4] 张砚炳,沈嘉琪,岳岱安,等. 基于手机内置传感器的无外源信号室内定位方案[J]. 测绘通报, 2014(10):60-62. (ZHANG Yanbing,SHEN Jiaqi,YUE Daian,et al. An indoor positioning solution without external source signals based on mobile built-in sensors[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2014(10):60-62.)
- [5] 李旭. 基于移动设备的室内定位系统的研究与实现[D]. 杭州:浙江理工大学, 2013. (LI Xu. Research and implementation of an indoor positioning system based on mobile devices[D]. Hangzhou,China:Zhejiang Sci-Tech University, 2013.)
- [6] 周婧. 单摄像机视觉测量网络系统关键技术的研究[D]. 长春:吉林大学, 2012. (ZHOU Jing. Research of the key technologies of the visual measurement network system of single camera[D]. Changchun,China:Jilin University, 2012.)
- [7] 林丹,李敏强,寇纪淞. 基于遗传算法求解约束优化问题的一种算法[J]. 软件学报, 2001,12(4):628-632. (LIN Dan, LI Minqiang,KOU Jisong. A GA-based method for solving constrained optimization problems[J]. Journal of Software, 2001,12(4):628-632.)
- [8] 席裕庚,柴天佑,恽为民. 遗传算法综述[J]. 控制理论与应用, 1996(6):697-708. (XI Yugeng,CHAI Tianyou,YUN Weimin. Review on genetic algorithms[J]. Control Theory and Applications, 1996(6):697-708.)
- [9] 李立春,冉崇森,魏峰. 采用改进遗传算法解决TDOA定位估计中的非线性优化问题[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(8):971-973. (LI Lichun,RAN Chongsen,WEI Feng. An enhanced genetic algorithm for the nonlinear optimization in TDOA-based location[J]. Systems Engineering and Electronics, 2003,25(8):971-973.)

作者简介:



侯文佐(1984-),男,陕西省朔州市人,硕士,主要研究方向为可见光定位.email:wwawanwang@163.com.

逯志宇(1989-),男,河北省秦皇岛市人,在读博士研究生,主要研究方向为卫星与移动通信.

王大鸣(1971-),男,辽宁省大连市人,教授,博士生导师,主要研究方向为卫星与移动通信.