

文章编号:1671-1637(2013)01-0114-07

交通无线传感网络运动车辆定位方法

来磊, 曲仕茹

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要:为提高运动车辆定位可靠性与精度,研究了基于交通无线传感器网络的运动车辆定位系统。根据车辆位置区域随速度变化的规律,提出了一种变区间搜索量子粒子群算法对测量的车辆定位参量进行坐标粗估计,由于噪声干扰和信号传输延时,坐标粗估计值存在一定的误差。根据车辆的运动特性引入机动目标的当前统计模型,采用扩展 Kalman 滤波对坐标粗估计值存在的误差进行修正,以定位速度与精度为评价指标对定位方法进行了验证。验证结果表明:无线传感网络节点可大量布置的特点提高了定位可靠性;量子粒子群中引入变区间使定位速度提高了 39.13%;Kalman 误差修正使得定位精度提高了 56.48%。可见,本文方法可以有效提高运动车辆定位速度与准确性。

关键词:智能交通系统;车辆定位;无线传感网络;粒子群算法;到达时间差;Kalman 滤波

中图分类号:U495

文献标志码:A

Moving vehicle location method based on traffic wireless sensor network

LAI Lei, QU Shi-ru

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, Shaanxi, China)

Abstract: To improve the location reliability and accuracy, moving vehicle location system based on traffic wireless sensor network was studied. Based on the law that vehicle location changed along with its speed, a variable interval quantum particle swarm optimization algorithm was proposed, by which the measured vehicle location parameters could be used for the rough estimation of vehicle coordinates. For the noise interferences and signal delay, the rough estimated values of vehicle coordinates were always prone to error. The current statistical model was introduced into the algorithm under the motion constraints of vehicle, and the extended Kalman filter was used to eliminate the location errors. The proposed method was tested by the evaluation indexes of speed and accuracy. Tested result indicates that the location reliability is improved for that the enormous sum nodes of wireless sensor network can be disposed. The variable interval introduced into the quantum particle swarm optimization increases the convergence speed by 39.13%. The Kalman filter corrects the errors, and improves location precision by 56.48%. The proposed algorithm demonstrates the superiority in terms of location reliability and accuracy. 1 tab, 8 figs, 19 refs.

Key words: intelligent transportation system; vehicle location; wireless sensor network; particle swarm optimization; time difference of arrival; Kalman filter

Author resumes: LAI Lei(1983-), male, doctoral student, +86-29-86914294, lailei@mail.nwpu.edu.cn; QU Shi-ru(1963-), female, professor, PhD, +86-29-88431387, qushiru@nwpu.edu.cn.

收稿日期:2012-10-23

基金项目:高等学校博士学科点专项科研基金项目(20096102110027);航天科技创新基金项目(CASC201104)

作者简介:来磊(1983-),男,陕西西安人,西北工业大学工学博士研究生,从事车辆导航与定位研究。

导师简介:曲仕茹(1963-),女,陕西西安人,西北工业大学教授,工学博士。

0 引言

智能交通系统(Intelligent Transportation System, ITS)是未来提高道路运输能力,保障道路行驶安全的有力措施,其中许多关键技术都必须得到行驶车辆实时准确的定位信息^[1]。运动车辆自动定位技术是智能交通系统中的一项关键技术^[2]。目前,主要应用的车辆定位技术有 GPS 定位、惯性导航定位、航位推算等。GPS 定位应用较为广泛,但长距离的信号传输会对定位精度造成一定的影响,城市道路环境中 GPS 信号盲区也会造成定位的短时失效。惯性导航与航位推算均属于自主导航系统,短期内定位精度较高,但随着误差的积累,其定位精度变差。以上导航技术单独使用时均达不到高精度定位效果。Kao 提出了 GPS 与航位推算结合的车辆组合导航方法, GPS 信号对航位推算进行周期性的标定,同时航位推算通过地理匹配对 GPS 定位误差进行修正^[3]; Sharaf 等将 GPS 与惯性导航进行组合,以提高定位精度^[4]; 于德新等设计了基于卡尔曼滤波的自适应联合卡尔曼滤波器,对 GPS 与航位推算定位数据进行了融合^[5]; 赵梅等将粒子滤波与卡尔曼滤波结合,提出了基于 U 粒子滤波的 GPS 与航位推算组合导航方法^[6]; Li 等将 GPS 定位、视频以及地理信息融合,用 GPS 粗定位,视频细定位对智能车辆进行导航定位^[7]; Drawil 等将测得的车辆间相对距离与 GPS 融合来提高车辆的定位精度^[8]; Jo 等研究了车辆运动特性,通过交互式模型融合 GPS 和车载传感器信号进行定位^[9]; Alonso 等利用立体视觉分析车辆运动轨迹,并与城市数字地图匹配从而获得车辆坐标^[10]。

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)是由大量静止或移动的传感器以自组织方式构成的无线网络,可以协作地感知、采集、处理和传输监测信息。WSN 被广泛应用于智能交通系统中。Barbagli 等将散布在道路环境中的声音传感器组成无线传感网络,采集道路中的车流信息^[11]; Chen 等在道路交叉口建立 WSN 车流信息采集系统,实时监控交叉口车流量,从而控制红绿灯的变换周期^[12]; Martinez 等将无线传感器网络应用于智能交通系统的紧急救援^[13]; Boukerche 等总结了各种车辆定位方法,并通过车载网对定位信息进行传递与融合来提高车辆定位精度^[14]。

上述研究表明, GPS 与其他信息融合的定位系统极大地提高了运动车辆的定位精度,但作为其必不可少

的组成部分, GPS 信号易受外界环境影响, 信号丢失、战时 GPS 卫星易成为军事打击的目标等都会造成定位系统的短暂失效或瘫痪, 而 WSN 的应用也仅主要集中于道路环境信息的采集。本文设计了基于交通无线传感网络的车辆实时定位系统。采用到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)原理测量定位参数。传统解算方法进行坐标估计时虽然收敛速度较高, 但收敛性依赖于初始值的选取, 因此, 本文应用量子粒子群算法进行车辆坐标估计。为提高定位解算速度, 根据车辆运动特性提出了连续变区间量子粒子群坐标估计方法。为提高定位精度, 引入了当前统计运动模型与扩展 Kalman 滤波(Extended Kalman Filter, EKF)修正定位误差。

1 车辆定位背景

WSN 具有分布性、自组织性, 可实现大量节点网络的实时、分布式处理, 同时数据传输距离短、受环境干扰小, 且结构简单、成本较低, 非常适用于智能交通系统的信息采集与处理。目前, 国内外对于交通无线传感器网络的应用还处于理论研究与初步尝试应用阶段, 中科院物联网发展中心研制了无线传感网络智能交通系统, 主要通过交通环境中大量安装多种传感器节点, 对交叉口车道的车流量信息进行检测, 并通过无线方式传输给现场控制中心, 控制中心通过处理数据, 控制红绿灯变换。本文以交通无线传感信息采集网络为基础建立运动车辆定位系统。为实时监测交叉口的车流信息, 建立无线传感信息采集网, 见图 1, 图中圆点代表散布在环境中固定位置的传感器节点, 节点坐标已知。以网络节点为定位基点进行车辆定位, 通过通信等方式, 车辆能够确定与多个节点的距离信息, 再对距离信息进行处理, 从而得到车辆的坐标位置。

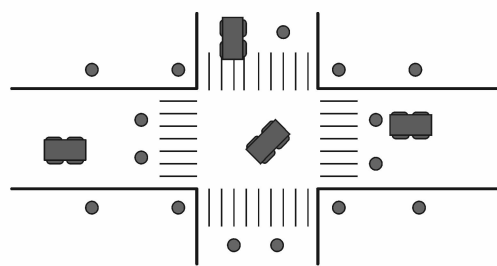


图 1 车辆定位系统

Fig. 1 Vehicle location system

2 定位参量测量

测距定位通过测量与已知坐标的绝对距离, 并

以该绝对距离为参量来计算待定位目标位置坐标,其算法简单,且定位精度较高。常用的测距技术有信号强度法(Received Signal Strength Indication, RSSI)、到达角度法(Angle of Arrival, AOA)、到达时间法(Time of Arrival, TOA)和 TDOA 法等。TDOA 法通过测量不同已知坐标到达待测目标的时间差来实现定位,其特点是不需要高精度的同步时间,定位精度较高,因此,本文应用 TDOA 法来测量定位参数。

TDOA 法通过计算 3 个或更多信号到达时间差实现目标定位。设节点 l 的坐标为 (x_{Nl}, y_{Nl}) ,待定位车辆坐标为 (x_V, y_V) ,节点 l 信号到达待定位车辆的时间为 t_l ,则 (x_{Nl}, y_{Nl}) 到 (x_V, y_V) 的直线距离 d_l 为

$$d_l = Ct_l \quad l = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: C 为信号传播速度; n 为最大节点数。

车辆 (x_V, y_V) 到达节点 (x_{N1}, y_{N1}) 与 (x_{N2}, y_{N2}) 的距离差 d_{12} 为

$$d_{12} = d_1 - d_2$$

则 (x_V, y_V) 位于以 2 个节点坐标 (x_{N1}, y_{N1}) 、 (x_{N2}, y_{N2}) 为焦点、以 2 个节点间距离差为确定值的双曲线上。同理,可得到另外一组以 (x_{N1}, y_{N1}) 与 (x_{N3}, y_{N3}) 为焦点的距离差 d_{13} 与双曲线,两组双曲线的交点位置就是待定位车辆的位置坐标。

到达时间差定位原理见图 2。节点坐标与待定位车辆坐标的关系表示为

$$\left[\sqrt{(x_{N1} - x_V)^2 + (y_{N1} - y_V)^2} - \sqrt{(x_{Nl} - x_V)^2 + (y_{Nl} - y_V)^2} \right]^2 - d_{1l}^2 = 0 \quad (2)$$

本文将式(2)中车辆坐标的求解转化为函数求极值问题,应用改进量子粒子群算法对其求解。

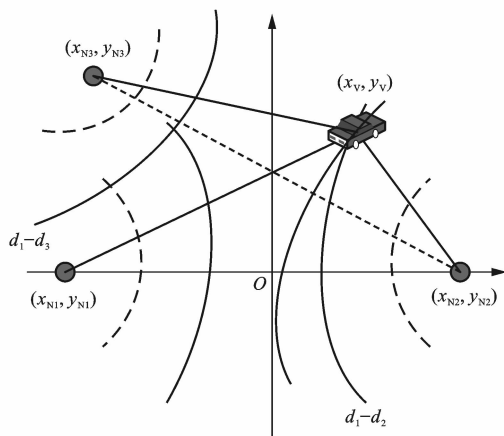


图 2 到达时间差定位原理

Fig. 2 Location principle of time difference of arrival

3 定位坐标求解

3.1 量子粒子群算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)最早是由 Eberhart 与 Kennedy 共同提出的^[15-17],该算法是一种启发式全局优化算法,当粒子进行搜索时,单个粒子参照群体中目前处于最优位置的个体和自身已达到的最优位置来调整下一步的搜索方向。在一个 D 层变量的目标搜索空间中,每个粒子看成空间内的一个点,设群体由 E 个粒子构成,粒子 i 的 j 层变量位置为 Z_{ij} 。根据适应度值函数计算 Z_{ij} 当前的适应度值,即可衡量粒子位置优劣。

在每次迭代中,粒子速度和位置更新为

$$v_{ij(k+1)} = \xi v_{ijk} + c_1 r_1 (p_{ijk} - Z_{ijk}) + c_2 r_2 (p_{gjk} - Z_{ijk}) \quad (3)$$

$$Z_{ij(k+1)} = Z_{ijk} + v_{ij(k+1)} \quad (4)$$

式中: p_{ijk} 为第 k 次迭代粒子 i 第 j 层变量当前搜索到的最优结果; p_{gjk} 为所有粒子当前搜索到的最优结果; v_{ijk} 为粒子的搜索速度; ξ 为惯性权重因子; c_1 、 c_2 为学习因子; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

学习因子使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力,从而向自己历史最优点及群体内历史最优点靠近。粒子搜索速度最大值为 v_{\max} ,最小值为 v_{\min} 。速度过大会导致粒子跳过最优解,太小会导致对空间搜索不充分。

以上标准粒子群算法中,粒子搜索范围受到一定限制,不能以全概率收敛到全局最优解。Sun 等将量子理论引入到粒子群算法中^[18-19],用波函数来表示粒子的运动状态,通过求解薛定谔方程得到粒子在空间某点出现的概率密度函数,再通过蒙特卡罗方法得到的粒子位置方程为

$$Z_{ijk} = \begin{cases} b + \frac{L_k}{2} \ln(1/u_1) & u_1 \geq 0.5 \\ b - \frac{L_k}{2} \ln(1/u_1) & u_1 < 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

$$b = (u_2 p_{ijk} + u_3 p_{gjk}) / (u_2 + u_3)$$

$$L_{k+1} = 2\gamma |M_{ijk} - Z_{ijk}|$$

$$M_{ijk} = \sum_{i=1}^E p_{ijk} / E$$

式中: b 为随机位置参数; u_1 、 u_2 、 u_3 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; L_k 为算法 k 次迭代的特征长度参数; γ 为收缩扩张系数,用来控制算法的收敛速度; M_{ijk} 为粒子平均最好位置。

粒子的位置迭代方程为

$$Z_{ij(k+1)} = \begin{cases} b + \gamma |M_{ijk} - Z_{ijk}| \ln(1/u_1) & u_1 \geq 0.5 \\ b - \gamma |M_{ijk} - Z_{ijk}| \ln(1/u_1) & u_1 < 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

以上量子粒子群算法(Quantum Particle Swarm Optimization, QPSO)所需调整参数少,编程更容易实现,收敛能力强,收敛速度更快。

3.2 搜索区间的选择

QPSO 法在搜索全局最优值时,其搜索区间为图 3 中黑色圆代表节点围成的矩形区域。

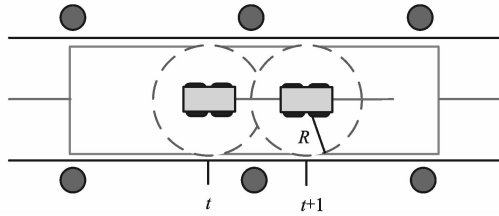


图 3 QPSO 算法搜索区域

Fig. 3 Searching zone of QPSO

每周计算定位坐标时,QPSO 算法都会搜索整个矩形区域以计算最优坐标,对无用区域的搜索势必影响定位速度。本文根据车辆的运动规律提出变区间量子粒子群搜索方法(Variable Interval Quantum Particle Swarm Optimization, VIQPSO),其原理如下:车辆 $t+1$ 时刻的位置坐标与 t 时刻的位置和速度有关,可以据此求出车辆在 $t+1$ 时刻的大致位置 $z(t+1)$,在每次定位计算时以 $z(t+1)$ 为中心,以 R 为半径的区域(见图 3 中 2 个虚线圆)作为粒子群的搜索空间,从而缩小搜索范围达到加快定位计算速度的目的。

3.3 定位坐标估计

量子粒子群算法对定位坐标估计步骤如下。

Step 1:算法初始化,随机生成 E 个粒子,每个粒子代表一个可能的定位坐标,粒子位置在搜索区间内随机产生,初始化 p_{ijk} 、 p_{gjk} 。

Step 2:根据式(2)计算生成粒子的适应度值,并与粒子最优结果 p_{ijk} 的适应度值进行比较,如果当前适应度值小于历史最优结果适应度值,则把当前位置 Z_{ijk} 作为新的 p_{ijk} 。

Step 3:计算所有粒子最优结果的适应度值,以确定全局最优结果适应度值 F 为

$$F = \arg \min_{1 \leq i \leq E} [f(p_{ijk})]$$

式中: $f(\cdot)$ 为适应度函数。

Step 4:比较当前全局最优值与历史最优值,更新全局最优位置。

Step 5:对于粒子的每一层变量,从 p_{ijk} 和 p_{gjk} 中

随机选取一点 b 。

Step 6:根据式(6)更新位置

$$Z_{ij(k+1)} = \begin{cases} b - \gamma |M_{ijk} - Z_{ijk}| \ln(1/u_1) & u_1 \geq 0.5 \\ b + \gamma |M_{ijk} - Z_{ijk}| \ln(1/u_1) & u_1 < 0.5 \end{cases}$$

Step 7:算法如不满足如下终止条件则生成新的粒子,转至 Step 2;如果满足终止条件,则输出最优位置适应度值的参数作为坐标估计值。2 个终止条件为:最优适应度值粒子在一定迭代次数内不发生变化;算法超过设定的最大迭代次数。

4 定位误差修正

对于以上估计的坐标值,由于定位参量中含有随机的误差干扰,及信号传输的时延,估计坐标值有一定的误差。考虑实际车辆运动具有一定的规律,以此修正车辆定位误差。车辆在行驶过程中会有部分匀速运动过程,受外界的影响会有变速运动以及频繁的转向运动,因此,车辆具有变加速特性。目前,描述机动目标的模型有 CV 模型、Singer 模型等,当前统计模型采用时变加速度概率密度函数与加速度非零均值时间相关模型,因而可以更好地描述运动车辆的运动特性。本文采用当前统计模型作为状态方程、坐标估计值为观测量,应用 EKF 理论修正定位误差。

当前统计模型中车辆的连续状态方程为

$$\mathbf{X}_{t+1} = \boldsymbol{\phi}_t \mathbf{X}_t + \mathbf{U}_t + \mathbf{W}_t \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\phi}_t = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\tau \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}_t = \begin{bmatrix} z_t \\ V_t \\ a_t \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{U}_t = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \tau \bar{a} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{W}_t = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \omega_t \end{bmatrix}$$

式中: \mathbf{X}_t 为系统状态向量; z_t 、 V_t 、 a_t 分别为车辆的位置、速度和加速度; $\boldsymbol{\phi}_t$ 为状态转移矩阵; \mathbf{U}_t 为控制矩阵; \mathbf{W}_t 为系统噪声; \bar{a} 为加速度均值; τ 为加速度变化率相关时间常数的倒数; ω_t 为高斯白噪声。

经过 T 周期离散化处理,离散状态方程为

$$\mathbf{X}_{k+1} = \boldsymbol{\phi}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{U}_k \bar{a} + \mathbf{W}_k \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\phi}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{\tau}(-1 + \tau T + e^{-\tau T}) \\ 0 & 1 & -\frac{1}{\tau}(1 - e^{-\tau T}) \\ 0 & 0 & e^{-\tau T} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{U}_k = \begin{bmatrix} \frac{1}{\tau}(-T + \frac{\tau T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\tau T}}{\tau}) \\ T - \frac{1 - e^{-\tau T}}{\tau} \\ 1 - e^{-\tau T} \end{bmatrix}$$

以粒子群定位坐标估计值作为坐标观测量,则观测方程为

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \boldsymbol{\psi}_k \quad (9)$$

式中: \mathbf{Y}_k 为系统观测量; \mathbf{H}_k 为量测矩阵; $\boldsymbol{\psi}_k$ 为量测噪声矩阵。

EKF 通过车辆上一时刻坐标和加速度的估计值求出下一时刻预测值,再结合下一时刻坐标测量值求出车辆下一时刻的最优估计值以减小定位误差,其递推滤波方程为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Y}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{X}_{k|k-1}) \quad (10)$$

$$\mathbf{X}_{k|k-1} = \boldsymbol{\phi}_{k|k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{U}_{k-1}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{S}_k)^{-1}$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \boldsymbol{\phi}_{k|k-1} \mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\phi}_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}$$

式中: $\mathbf{X}_{k|k-1}$ 为先验状态估计向量; $\boldsymbol{\phi}_{k|k-1}$ 、 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 分别为 $\mathbf{X}_{k|k-1}$ 的状态转移矩阵与误差方差阵; \mathbf{K}_k 为滤波增益阵; \mathbf{P}_k 为误差方差阵; \mathbf{S}_k 为量测噪声方差阵; \mathbf{Q}_k 为系统噪声方差阵; \mathbf{I} 为单位矩阵。

5 验证结果分析

从定位速度与精度两方面对本文车辆定位方法进行试验验证。选取 $250 \text{ m} \times 800 \text{ m}$ 的道路区域,道路区域内平均分布 30 个无线网络节点,节点坐标已知。分别测试了改进 QPSO 算法对定位坐标解算速度的提高率,定位精度与参与节点数的关系以及采用误差修正后定位精度的提高率。实际的外界环境中,节点信号在短距离传播过程中也会受到不同程度的干扰,因此,仅存在定位参量的测量误差。试验在空旷场地进行,不存在非视距传播误差。为验证不同程度干扰状态下的定位精度,试验中给定位参量加上均值为 0,标准差分别为 10、20、...、80 的高斯分布误差。车辆定位时收到其临近区域内多个节点信号,选取离自身距离最近的 7 个或 8 个节

点作为定位节点,试验结果见图 4~7。

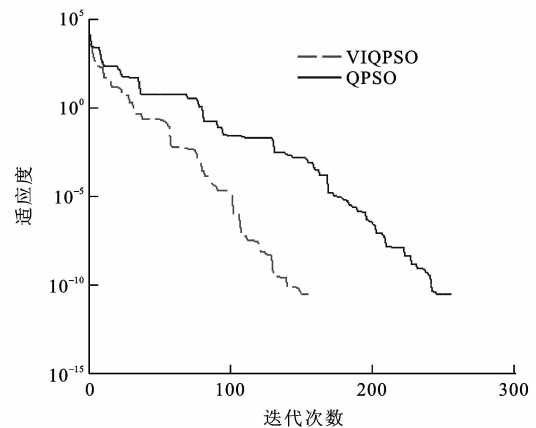


图 4 适应度曲线

Fig. 4 Curves of adaptation degree

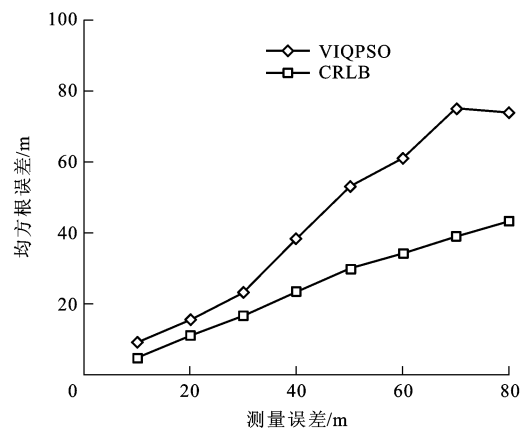


图 5 定位误差比较

Fig. 5 Comparison of location errors

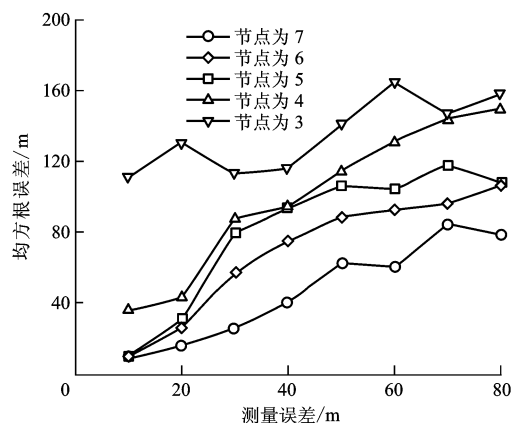


图 6 不同节点数的定位误差

Fig. 6 Location errors of different node numbers

图 4 为本文在量子粒子群中引入变区间前后的适应度曲线。与传统的最小二乘法等方法相比,粒子群算法对迭代的初始设置值要求不高,可任意选择初始值,同时也避免了矩阵运算中的求逆等运算。试验中粒子的最大种群数为 30,最大迭代次数为 300,粒

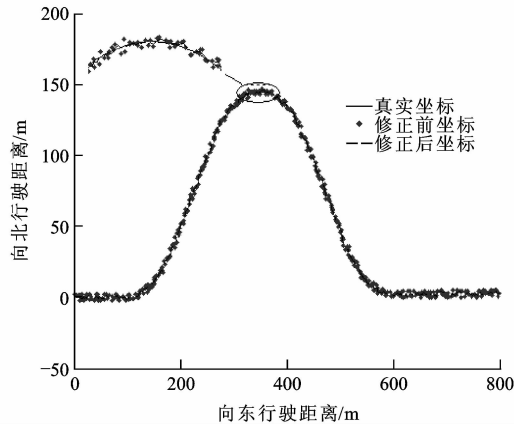


图 7 车辆运动轨迹

Fig. 7 Vehicle trajectory

子维数为 2。当适应度值精度设定为 10^{-10} 时,通过搜索空间的自适应变化,新算法搜索速度提高了 39.13%。在没有采用变区间前,粒子群算法是在所有参考节点所围成的区域内进行坐标搜索。车辆的运动显然不是跳跃性的,具有运动连续性。根据车辆的运动估计速度,可以预知下一时间的大概坐标,以此坐标为中心,半径为 10 m 区域可以作为车辆下一时间可能位置。以此估计区域作为算法搜索范围,与参考节点所围区域相比,其面积约减少 50% 左右,因此,算法完成一次坐标搜索的速度明显提高。

表 1 为改进前后两种算法对车辆定位 50 次的平均迭代次数,可以看出改进后的算法迭代次数显著小于改进前。图 4 中算法的适应度值被设为极小的 10^{-10} ,当实际应用中需要提高算法的计算速度时,其适应度值可以设置为较大值,如适应度值为 0 时,改进算法迭代次数大约为 30 就可以完成一次坐标运算。

表 1 平均迭代次数

Tab. 1 Average iteration times

算法	QPSO	VIQPSO
平均迭代次数	253	154

图 5 为本文坐标估计算法与克拉美罗下界 (Cramer-Rao Lower Bound, CRLB) 定位误差的比较,CRLB 下界为参数估计所能达到的最低误差限。定位误差的评价指标采用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)。由图 5 可以看出在测量误差值小于等于 30 m 时,VIQPSO 坐标估计的误差曲线接近于 CRLB 下界。交通无线传感网络信号传播距离较短,受环境的干扰较小的特点使车辆定位时可以得到较高的定位精度。在实际应用时,定位节点通常安置在道路两侧,行驶车辆与其最近的

节点距离一般不大于 500 m。在采用 TDOA 法测量车辆的距离差时,其测量误差主要来源于 2 个测量单元的时钟误差,由于时钟误差量通常较小,因此,在 500 m 范围内引起的测量误差通常远远小于 30 m,则估计误差通常较小。

图 6 为定位节点数与定位误差的关系。当测量误差为 20 m 时,节点数为 3 时定位误差为 130 m,节点数为 7 时定位误差减小为 17 m。由此可见定位节点数的增多会有效增加车辆的定位精度,节点数的增多实质是增加了定位非线性方程组中方程的个数,因此,非线性方程组的求解精度也随之增大。WSN 节点较多的特点有益于提高本文定位算法精度,但在定位时过多的增加节点的个数会使系统计算量显著增加,实时性变差。试验发现,当定位节点数由 3 个增加到 7 个时,定位误差的降低率较大;当节点数大于 7 个时,定位误差的降低率变的缓慢,因此,本文选取 7 个节点作为定位参考节点,既能满足定位精度的需要,也能满足实时性的要求。车辆做图 7 中实线所示轨迹的机动运动,图中点状分布为量子粒子群解算后得到的定位坐标,其分布离真实的车辆运动轨迹较远,这是因为在测量车辆时间到达差时,由于硬件本身误差而产生的测量误差。另外在采用粒子群算法解算坐标时也存在较小的误差,如图 7 车辆向东运动在时刻 250 s 时,其误差修正前坐标为 (329.50, 146.00),但其实际坐标为 (330.80, 144.40),这显然不符合车辆运动规律,可以采用运动模型修正误差。

图 8 为采用运动模型对 EKF 修正前后的定位误差对比,修正前平均误差为 5.63 m,修正后仅为 2.45 m,显著小于修正前,定位精度提高了 56.48%。

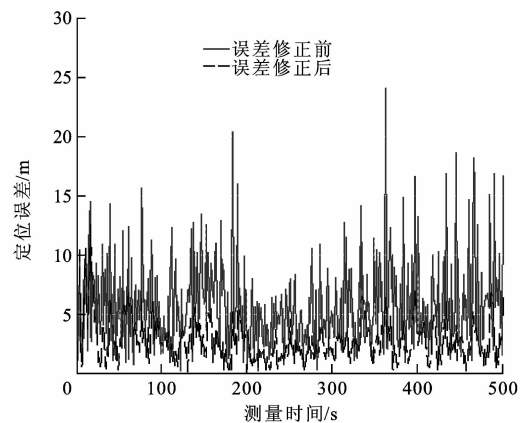


图 8 修正前后定位误差

Fig. 8 Location errors before and after modification

6 结 语

本文在交通无线传感网络技术日趋成熟应用的基础上,建立了基于交通传感网络的车辆定位系统。应用 TDOA 获取车辆的定位参量,采用改进的量子粒子群算法求解定位坐标,通过引入运动体的当前统计模型和 EKF 修正定位误差。交通无线传感网中信号传输距离短、定位节点较多的特点,极大提高了车辆定位的可靠性与精度,新的定位坐标求解算法有效地提高了车辆的定位速度,通过引入当前统计模型,进一步提高车辆的定位精度。将多种导航信息,如 GPS、航位推算、惯性导航等与本文的定位方法融合以进一步提高定位的可靠性和精度是本文后继的研究重点。

参 考 文 献 :

References :

- [1] SOMDA F H, CORMERAIS H, BUISSON J. Intelligent transportation systems: a safe, robust and comfortable strategy for longitudinal monitoring[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2009, 3(2): 188-197.
- [2] KOWSHIK H, CAVENEY D, KUMAR P R. Provable system wide safety in intelligent intersections[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(3): 804-818.
- [3] KAO W W. Integration of GPS and dead-reckoning navigation systems[C]//IEEE. Proceedings of Vehicle Navigation and Information Systems. Piscataway: IEEE, 1991: 635-643.
- [4] SHARAF R, NOURELDIN A, OSMAN A, et al. Online INS/GPS integration with a radial basis function neural network[J]. IEEE Aerospace Electronic System Magazine, 2005, 20(3): 8-14.
- [5] 于德新,杨兆升,刘雪杰.基于卡尔曼滤波的 GPS/DR 导航信息融合方法[J]. 交通运输工程学报, 2006, 6(2): 65-69.
YU De-xin, YANG Zhao-sheng, LIU Xue-jie. GPS/DR navigation data fusion method based on Kalman filter[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2006, 6(2): 65-69. (in Chinese)
- [6] 赵 梅,张三同,朱 刚.改进粒子滤波算法在组合导航中的应用[J]. 中国公路学报, 2007, 20(2): 108-112.
ZHAO Mei, ZHANG San-tong, ZHU Gang. Application of improved particle filter algorithm to integrated navigation[J]. China Journal of Highway and Transport, 2007, 20(2): 108-112. (in Chinese)
- [7] LI H, NASHASHIBI F, TOULMINET G. Localization for intelligent vehicle by fusing mono-camera, low-cost GPS and map data[C]//IEEE. Proceeding of International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation System. Funchal: IEEE, 2010: 1657-1662.
- [8] DRAWIL N M, BASIR O. Intervehicle-communication-assisted localization[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(3): 678-691.
- [9] JO K, CHU K, SUNWOO M. Interacting multiple model filter-based sensor fusion of GPS with in-vehicle sensors for real-time vehicle positioning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(1): 329-343.
- [10] ALONSO I P, LIORCA D F, GAVILAN M, et al. Accurate global localization using visual odometry and digital maps on urban environments[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(4): 1535-1545.
- [11] BARBAGLI B, BENCINI L, MAGRINI I, et al. A real-time traffic monitoring based on wireless sensor network technologies[C]//IEEE. Proceedings of International Conference on Wireless Communication and Mobile Computing. Istanbul: IEEE, 2011: 820-825.
- [12] CHEN Wen-jie, CHEN Li-feng, CHEN Zhang-long, et al. A realtime dynamic traffic control system based on wireless sensor network[C]//IEEE. Proceedings of the International Conference on Parallel Processing Workshops. Columbus: IEEE, 2005: 258-264.
- [13] MARTINEZ F, TOH C K, CANO J C, et al. Emergency services in future intelligent transportation systems based on vehicular communication networks[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2010, 2(2): 6-20.
- [14] BOUKERCHE A, OLIVEIRA H A B F, NAKAMURA E F. Vehicular Ad Hoc Networks: a new challenge for localization-based systems[J]. Computer Communications, 2008(31): 2838-2849.
- [15] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//IEEE. Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya: IEEE, 1995: 39-43.
- [16] BERGH F. An analysis of particle swarm optimizers[D]. Pretoria: University of Pretoria, 2006.
- [17] 陈玲娟,蒲 云.基于粒子群算法的双目标可靠性网络设计[J]. 交通运输工程学报, 2010, 10(5): 61-65.
CHEN Ling-juan, PU Yun. Dual-objective reliable network design based on particle swarm optimization[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2010, 10(5): 61-65. (in Chinese)
- [18] SUN Jun, FENG Bin, XU Wen-bo. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]//IEEE. Proceedings of 2004 Congress on Evolutionary Computation. Portland: IEEE, 2004(2): 325-331.
- [19] COELHO L S. Gaussian quantum-behaved particle swarm optimization approaches for constrained engineering design problems[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(2): 1676-1683.