

一种基于道路约束的变结构多模型跟踪算法

贺丰收, 缪礼锋, 邹震

(中航工业雷华电子技术研究所, 江苏 无锡 214063)

摘要: 有效使用道路信息能显著提高地面运动目标跟踪性能。针对复杂道路网运动目标跟踪, 给出了一种道路约束下的滤波和建模方法。首先描述了道路网的数学模型和道路约束条件下的过程噪声修正方法, 根据道路约束最大后验概率估计准则给出了一种路段切换时状态和协方差修正公式; 接着提出一种根据目标当前所处路段自适应滤波模型生成的变结构多模型(VSMM)方法, 有效减小道路运动目标的模型动态误差, 提高跟踪性能。仿真结果证明了该算法的优越性能。

关键词: 地面运动目标; 目标跟踪; 道路约束; 变结构多模型; 卡尔曼滤波

中图分类号: TM344.1

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2015)07-0022-06

A VSMM Algorithm for Ground Moving Target Tracking Based on Road Constraints

HE Feng-shou, MIAO Li-feng, ZOU Zhen

(Radar and Avionics Institute of AVIC, Wuxi 214063, China)

Abstract: The effective use of road information is probably the most important for improving ground target tracking. A modeling and filtering method for ground moving target tracking under road constraints is proposed in this paper. A mathematic model of road net and a process noise modification method with road constraints are given. Then the method of state and covariance correcting for a target moving from one road to another is presented based on maximum posterior probability. A variable structure of multiple models (VSMM) approach generated by adaptive filtering model of current road is proposed for reducing dynamic error between filtering model and the true path of target. Monte Carlo simulation result shows the good performance of proposed method.

Key words: ground moving target; target tracking; road constraint; VSMM; Kalman filter

0 引言

近年来, 由于军事和民用需求的发展, 地面运动目标跟踪得到了更多的关注。地面目标跟踪由于目标的高密集性、高机动性、地形遮挡及大地杂波多, 较空中目标跟踪更为困难^[1], 但地面目标跟踪可利用公路网络、地形特征等非正态信息提高跟踪质量^[2]。在这个假设下, 学者们基于贝叶斯理论提出了地面目标跟踪方法^[3-6], 在道路约束条件下进行地面目标的跟踪。

多模型方法在近年来取得了快速的发展。交互式多模型方法^[7]有效缓解了单一模型的局限性, 广泛应

用于空中目标跟踪; 而变结构多模型^[8-9]方法用更多的模型来匹配目标的真实运动状态, 但模型集的自适应生成与删除是研究的重点; 文献[10]提出将目标所处路段的可能动态模型用来滤波, 有效地降低了模型数量, 但需解决复杂路网条件下容易运行在错误路段的问题; 文献[11]采用多假设的方法处理道路网络, 但在复杂道路网络条件下计算量会急剧增加; 文献[12-13]针对地面运动目标的特殊性, 提出了动-停-动目标跟踪方法; 近年来国内也开始关注地面目标跟踪技术, 文献[14]采用分布式无色信息滤波实现地面目标状态融合估计与预测; 文献[15-16]研究了带道路约束条件的滤波方法, 但没有考虑复杂道路网的情况; 文献[17]结合机场地图应用 VS-IMM 方法跟踪机场目标, 跟踪性能明显提高, 但对于关键的模型集生成与更新没有深入研究。在复杂道路网条件下的高效建模方法始终是研究的热点。

收稿日期: 2014-07-17

修回日期: 2014-09-01

基金项目: 国家“八六三”计划(2013AA7042013)

作者简介: 贺丰收(1979—), 男, 湖南常德人, 硕士, 高工, 研究方向为信息融合、数据处理。

针对复杂道路网条件下的地面目标跟踪,本文建立了道路模型,给出了道路约束滤波方法,根据约束滤波理论^[18]研究了复杂路段变换的状态和协方差修正算法,并提出了一种动态的目标模型产生和移除的 VSMM 算法。需要指出,本文主要研究针对地面目标高精度滤波跟踪,不考虑杂波带来的虚警和漏检等现象带来的数据关联问题。

1 道路建模及噪声特性分析

1.1 路段建模

首先对地面空间进行定义,一般的地面空间分成开放区域与道路网两大部分。其中:开放区域跟空中状态一样,对目标运动模型没有限制;而位于道路网的目标只会沿道路平行方向运动。

把目标的状态约束到其所在的道路段 s 时,约束后时刻 k 的目标状态变量可以表示为

$\mathbf{X}_s(k) = (x_s(k) \ y_s(k) \ \dot{x}_s(k) \ \dot{y}_s(k))^T$, 设定某一段道路的两个起始点和结束点分别为 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) , 则当目标 (x_s, y_s) 处于路段上时,道路的约束可以表示为

$$\begin{cases} ax_s(k) + by_s(k) + c = 0 \\ \langle (\dot{x}_s(k) \ \dot{y}_s(k))^T | \mathbf{n}_s \rangle = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: a, b, c 为当前坐标系的路段方程的系数; \mathbf{n}_s 为道路的正交矢量。其中

$$\begin{cases} a = y_1 - y_2 \\ b = x_2 - x_1 \\ c = (y_2 - y_1)x_1 - (x_2 - x_1)y_1 \end{cases} \quad (2)$$

若采用矩阵形式,上述约束条件可以表示成

$$\tilde{\mathbf{D}}\mathbf{X}_s(k) = \mathbf{L} \quad (3)$$

式中: $\tilde{\mathbf{D}} = \begin{pmatrix} a & b & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a & b \end{pmatrix}; \mathbf{L} = \begin{pmatrix} -c \\ 0 \end{pmatrix}$ 。

道路与地理坐标系 x 轴夹角为 θ_s , 即

$$\theta_s = \arctan(-a/b) \quad (4)$$

1.2 道路约束下的过程噪声

过程噪声是用来表征滤波模型与目标之间不确定性的一个重要参数,其值选择的优劣直接影响滤波的性能。在开放空间对目标进行滤波时,由于状态不受约束,所以过程噪声在平面正交方向上大致相等;但是对处于道路网的地面目标而言,其运动方向是受约束的,其过程噪声应该充分考虑目标当前状态的特点:行驶在道路上的目标一般只会顺着道路方向前进;垂直于道路方向的过程噪声不会很大,其标准差一般不会大于道路宽度的一半;而顺着道路方向的过程噪声一般不受影响。

令 $\mathbf{w}_e = (w_{\parallel} \ w_{\perp})^T$ 为道路坐标系下的过程噪声,其标准差分别为 σ_d, σ_n , 道路与地理坐标系 x 轴的夹角为 θ_s 。可得到过程噪声矩阵为

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{M} \otimes \mathbf{Q}_1 = \begin{pmatrix} M_1 \mathbf{Q}_1 & M_2 \mathbf{Q}_1 \\ M_2 \mathbf{Q}_1 & M_3 \mathbf{Q}_1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

地面目标常采用二维匀速直线运动进行滤波,若

T 为采样时间间隔,则 $\mathbf{Q}_1 = \begin{pmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{pmatrix}$, 展开后得

$$\mathbf{Q}_k = \begin{pmatrix} M_1 T^3/3 & M_1 T^2/2 & M_2 T^3/3 & M_2 T^2/2 \\ M_1 T^2/2 & M_1 T & M_2 T^2/2 & M_2 T \\ M_2 T^3/3 & M_2 T^2/2 & M_3 T^3/3 & M_3 T^2/2 \\ M_2 T^2/2 & M_2 T & M_3 T^2/2 & M_3 T \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中,

$$\begin{cases} M_1 = \cos^2 \theta_s \sigma_d^2 + \sin^2 \theta_s \sigma_n^2 \\ M_2 = \sin \theta_s \cos \theta_s \sigma_d^2 - \sin^2 \theta_s \cos \theta_s \sigma_n^2 \\ M_3 = \sin^2 \theta_s \sigma_d^2 + \cos^2 \theta_s \sigma_n^2 \end{cases} \quad (7)$$

引入道路约束后,垂直于道路方向上的过程噪声分量方差在减小,减小的程度由 $W/(\sigma T^2)$ 决定, W 为道路宽度。当 $W = \sigma T^2$ 时, $\sigma_n^2 = 0.2911 \sigma^2$, 当 $W = 3\sigma T^2$ 时, $\sigma_n^2 = 0.9734 \sigma^2$, 即当 $W \geq 3\sigma T^2$ 时,道路宽度对过程噪声的影响几乎可以忽略。

2 道路约束条件下滤波修正方法

2.1 算法流程框架

假定地面目标的跟踪航迹已经建立,且已跟踪稳定,则可启动道路约束下的变结构地面目标跟踪算法。判断航迹是否已采用路段信息修正,分别采用不同的处理方法。一旦采用路段信息修正,则可充分利用 VSMM 道路估计方法,提升跟踪性能。具体实现的算法流程如图 1 所示。

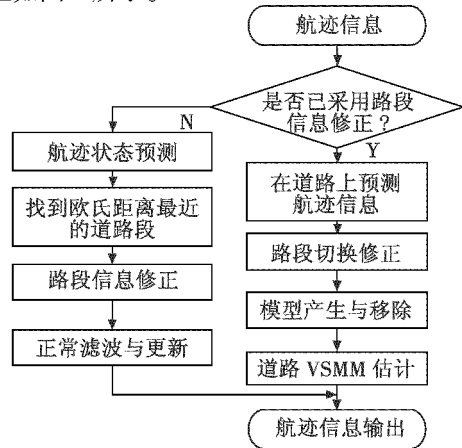


图 1 道路约束跟踪框图

Fig. 1 Block diagram of road constraint tracking

2.2 估计修正方法

卡尔曼滤波估计的实质是在高斯条件概率密度函数下估计状态向量 x 的值,而约束估计则是状态估计 $\hat{X}_{pp}(k|k)$ 满足道路约束的同时,使得状态估计 $\hat{X}_{pp}(k|k)$ 的条件概率密度函数 $p(x(k)|Z^k)$ 最大化。即满足

$$\hat{X}_{pp}(k|k) = \underset{x \in S}{\operatorname{argmin}} \|x - \hat{x}(k|k)\|_{p(k|k)} \quad (8)$$

状态修正需要将目标投影在道路上,可基于马氏距离最小化来获得这个状态投影。为了获得在道路段上的速度方向,需要引入速度方向和标准道路段矢量的正交关系。根据式(8)所示的限制关系,在道路限制条件下的最小化问题可以表述为

$$\hat{X}_{pp}(k|k) = \underset{\tilde{D}x=L}{\operatorname{argmin}} \{ (x - \hat{x}(k|k))^T P(k|k)^{-1} \cdot (x - \hat{x}(k|k)) \} \quad (9)$$

根据拉格朗日方法和状态约束理论,道路约束条件下的最大后验概率状态估计和协方差估计为

$$\hat{x}_i^i(k|k) = \hat{x}^i(k|k) - P^i(k|k) \tilde{D}^T (\tilde{D} P^i(k|k) \tilde{D}^T)^{-1} \cdot (\tilde{D} \hat{x}^i(k|k) - L) \quad (10)$$

$$P_i^i(k|k) = (I_d - W(k)) P^i(k|k) (I_d - W(k))^T \quad (11)$$

式中: I_d 为单位矩阵;而

$$W(k) = P(k|k) \tilde{D}^T (\tilde{D} P(k|k) \tilde{D}^T)^{-1} \tilde{D} \quad (12)$$

2.3 路段切换修正

在复杂道路环境下必须考虑到:道路段长度是有限的,因此在目标由所在路段 r 运动至路段 i 时,如果按照路段 r 的信息外推,则会出现如图1所示的外推值 \hat{x}_r ,严重影响外推精度。在式(11)所示的协方差矩阵修正后,协方差矩阵显著缩小,较大的预测误差将会导致目标测量值不能落入关联波门内,导致航迹中断。因此需要修正相应的滤波状态至对应的路段,见图2。

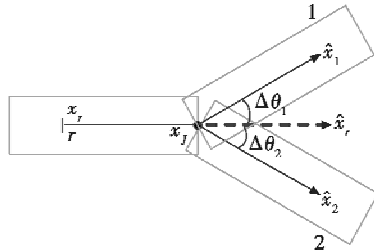


图2 路段切换预测示意图

Fig. 2 Road segment switching prediction

在匀速运动的假设前提下,外推的修正段长度 $|\hat{x}_r - x_j| = |x_i - x_j|$ 。同时,对于协方差矩阵也需要再次进行修正。

设外推时间长度为 T_E ,目标速度矢量为 V ,从外推起始位置 x_r 运行到连接点位置 x_j 所需时间为

$$T' = |x_j - x_r| / V \quad (13)$$

则需要修正的时间段 $\Delta T = T_E - T'$,则目标状态与协方差估计修正公式为

$$x_i = x_j + V J(\Delta\theta_i) \Delta T \quad (14)$$

$$\hat{P}_i = J(\Delta\theta_i) P_i J(\Delta\theta_i)^T \quad (15)$$

式中: $\Delta\theta_i$ 为路段 i 与原路段 r 的夹角。

$$J(\Delta\theta_i) = \begin{pmatrix} \cos \Delta\theta_i & -\sin \Delta\theta_i \\ \sin \Delta\theta_i & \cos \Delta\theta_i \end{pmatrix} \quad (16)$$

3 道路分支 VSMM 方法

3.1 道路多模型的产生和移除

3.1.1 模型产生

在变结构多模型方法中,模型的选取和移除是其区别于固定多模型方法中最重要的部分。本文提出了根据道路信息产生多个模型的原理及方法。假设目标所处的道路段如图3所示。

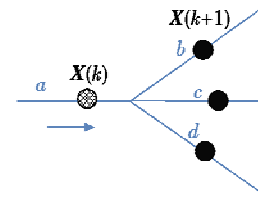


图3 道路分支路段

Fig. 3 Road branch segment

第 k 时刻,目标的一个可能模型 M_a 位于道路段 a 上;而到了第 $k+1$ 时刻,由这个模型衍生出的路段则可能是 b, c, d 。分别建立起新的模型 M_b, M_c, M_d ;并将这3个模型添加到目标的模型集合中,同时删除原模型 M_a ,如图4所示。

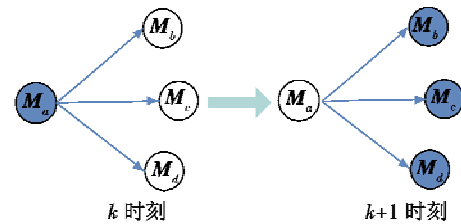


图4 模型产生

Fig. 4 Model producing

新模型的状态和方差参见路段切换修正方法中的式(14)和式(15)。新模型的模型概率继承原模型的模型概率,即 $\mu_b = \mu_c = \mu_d = \mu_a$,在多路段分支条件下,模型概率和超过1,所以将所有的模型概率进行归一化处理

$$\mu'_j = \mu_j / \sum_{i=1}^N \mu_i \quad (17)$$

式中, N 为分支后新的模型总个数。

3.1.2 模型删除

将目标当前的所有 N_k 个模型依据模型概率由大到小排列,即

$$\mu_{S_1}(k) (\forall i \in \{1, \dots, N_k\}) : \mu_{S_{(i)}}(k) \geq \mu_{S_{(i+1)}}(k) \geq \dots \geq \mu_{S_{(N_k)}}(k) \quad (18)$$

如果 $\frac{\mu_{S_{(i)}}(k)}{\mu_{S_{(1)}}(k)} \geq B$, 则删除对应的模型: $S_{(j)}, \dots, S_{(i)}$, 其中, 门限 B 为设定的门限值。同样, 在有模型移除的时候, 需要进行归一化处理, 以保证所有的模型和为 1。

3.2 道路 VSMM 估计方法

在复杂道路环境如道路分支、交叉、汇合等条件下, 目标的模型集合都会发生变化, 固定多模型方法面临严重困难。针对这种情况, 采用可变模型集合的方法, 能够有效应对复杂道路情况。

3.2.1 模型集更新

根据上文的模型产生方法, 生成新的模型, 加入到现有模型集中, 即

$$S(t_k) = \{s \in S^o | S(t_{k-1}), R, Z_1^{k-1}\} \quad (19)$$

式中: $S(t_k)$ 为在 t_k 时刻的目标模型集合; R 为道路网信息; S^o 为目标当前所有基于道路的可能的运动模型集。

3.2.2 模型交互

类似于交互式多模型方法, 需要对各个模型的状态和协方差进行交互, 根据模型的概率进行计算。

状态交互

$$\hat{x}_s(t_{k-1}) = \sum_{r \in S(t_{k-1})} \hat{x}_r(t_{k-1}) \mu_{r|s}(t_{k-1}) \quad s \in S(t_k) \quad (20)$$

式中, $\mu_{r|s}(t_{k-1})$ 为混合概率, 求取方法为

$$\mu_{r|s}(t_{k-1}) = P\{M(t_{k-1}) = r | M(t_k) = s, Z_1^{k-1}\} = \frac{p_r(S(t_{k-1}), S(t_k)) \mu_r(t_{k-1})}{C} \quad (21)$$

$$r \in S(t_{k-1}) \quad s \in S(t_k)$$

$$C = \sum_{l \in S(t_{k-1})} p_l(S(t_{k-1}), S(t_k)) \mu_l(t_{k-1}) \quad (22)$$

式中, $p_l(S(t_{k-1}), S(t_k))$ 为依赖于模型集 $S(t_{k-1})$ 和 $S(t_k)$ 的状态转移矩阵。对应的协方差为

$$P_{0s}(t_{k-1}) = \sum_{r \in S(t_{k-1})} \mu_{r|s}(t_{k-1}) \times (P_r(t_{k-1}) + (\hat{x}_r(t_{k-1}) - \hat{x}_s(t_{k-1})) \times (\hat{x}_r(t_{k-1}) - \hat{x}_s(t_{k-1}))') \quad s \in S(t_k) \quad (23)$$

用交互后的状态和协方差替换原来的状态和协方差。

3.2.3 根据道路信息进行模型的修正。

根据各个目标模型所在的道路段信息, 再进行模型状态和协方差的修正, 将模型定位在道路上。修正方法如式(14)和式(15)所示。

3.2.4 模型可能性计算

若道路模型 s 滤波残差为 $v_s(t_k)$, 相应的新息协方差为 $S_s(t_k)$, 并假定服从高斯分布, 那么模型 s 的可

能性为

$$A_s(t_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi S_s(t_k)}} \exp\left(-\frac{1}{2}(v_s(t_k)') S_s(t_k) v_s(t_k)\right) \quad (24)$$

3.2.5 模型概率更新

根据模型的可能性, 更新模型的概率

$$\mu_s(t_k) = \frac{A_s(t_k) C}{\sum_{r \in S(t_k)} A_r(t_k) \sum_{l \in S(t_{k-1})} p_{lr}(S(t_{k-1}), S(t_k)) \mu_l(t_{k-1})} \quad (25)$$

3.2.6 状态组合

得到了各个基于道路段的模型状态、协方差和概率, 就可以组合得到目标的状态和协方差估计值

$$\hat{x}(t_k) = \sum_{s \in S(t_k)} \hat{x}_s(t_k) \mu_s(t_k) \quad (26)$$

$$P(t_k) = \sum_{s \in S(t_k)} \mu_s(t_k) \times (P_s(t_k) + (\hat{x}_s(t_k) - \hat{x}(t_k)) \times (\hat{x}_s(t_k) - \hat{x}(t_k))') \quad (27)$$

最后的输出采用混合输出策略。

4 仿真

4.1 仿真场景描述

为了评估上述算法的性能, 考察道路约束条件对滤波精度的影响, 构造一个在道路交通网络图上进行多目标跟踪的场景。沿着箭头所示的方向, 在地图上共有 3 个地面目标在运动, 速度分别为 10 m/s, 14 m/s, 12 m/s, 如图 5 所示。雷达位于坐标(-6000 m, 0 m)处, 采样周期为 2 s, 仿真时长为 250 s。距离量测噪声标准差和方位角量测噪声标准差分别为 30 m 和 8 mrad。蒙特卡罗仿真次数取 100 次。

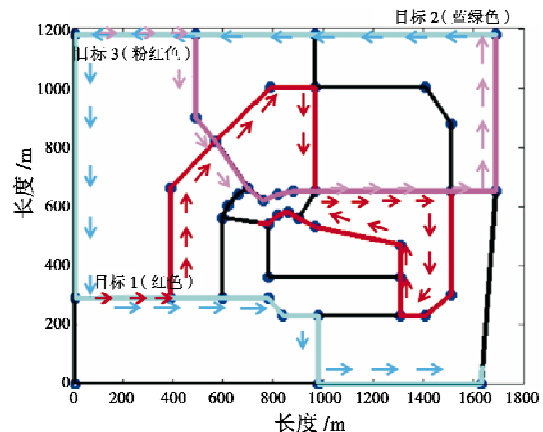


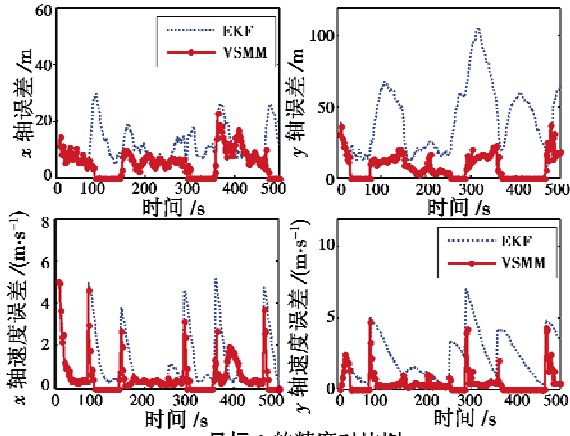
图5 仿真道路交通网示意图

Fig. 5 Road net simulation diagram

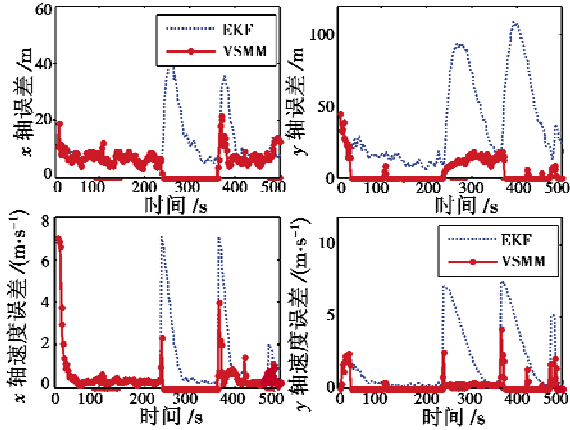
4.2 仿真结果

图 6 是采用标准 EKF 滤波方法和采用 VSMM 道路网融合跟踪方法的结果对比图。可以看出, 采用常规的 EKF 方法跟踪, 没有考虑到道路的约束, 在开放

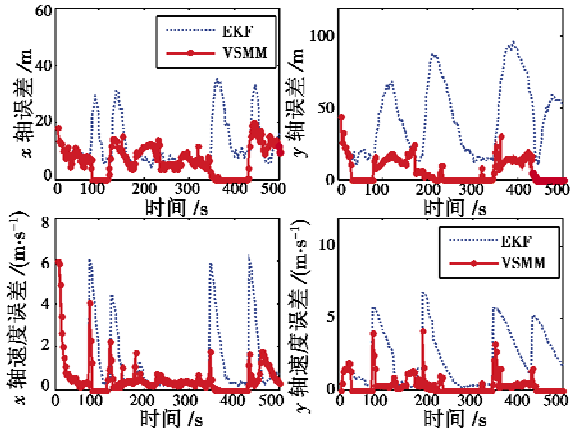
的空间跟踪,误差波动较大;在路段切换处,目标发生机动时,有明显的跟踪超调,误差显著增加。采用本文所述方法,在跟踪稳定之后(航迹起始的误差波动较大,不适宜立即定位,应在滤波器收敛后再进行道路定位),将目标定位在道路上,则垂直于道路方向的误差显著缩小,几乎没有明显波动,而在路段切换和目标机动时,也能平稳地过渡到正确轨迹上。



a 目标1的精度对比图



b 目标2的精度对比图



c 目标3的精度对比图

图6 跟踪误差曲线

Fig. 6 Error of tracking

可以清楚地看出,常规 EKF 跟踪方法尽管也能稳定跟踪,但在目标沿着道路方向发生机动时,跟踪的误差增加,尤其是速度误差增加明显;而且因为角度分辨

率的原因,切向位置精度相对较差。采用本文所述的 VSMM 路网融合方法,在路段切换时,误差峰值明显降低,而且能够快速稳定;另外,由于增加了道路约束条件,横向误差大大缩小,这也在某种程度上克服了雷达类传感器切向精度较低的固有缺陷;各项精度都有不同程度提高,性能全面提升。

3 个目标的误差对比见表1。从表1可以看出,本文所提方法展现了良好的性能优势。径向位置精度提升了30%以上,切向位置精度甚至提高了80%以上,而径向速度和切向速度估计精度也有明显提高。这是因为在融合了道路信息后,目标在垂直于道路方向上的运动不确定性大大降低,从而使估计精度显著提高,而因为目标状态估计在径向和切向上是耦合的,所以随着垂直于道路方向的估计精度提高,在正交方向上的状态估计精度也同时提高了。另外,精度的提高也意味着在进行量测值与航迹的数据关联过程中,准确度将大大提高,进一步保证跟踪性能;而且在大步长外推的情况下,因为道路限制信息的存在,跟踪性能降级更小,从而航迹也更为稳健。

表1 误差对比表

Table 1 Error comparison

	径向位置		切向位置		径向速度误		切向速度误	
	误差/m	误差/m	误差/m	误差/m	差/(m·s ⁻¹)	差/(m·s ⁻¹)	差/(m·s ⁻¹)	差/(m·s ⁻¹)
	EKF	VSMM	EKF	VSMM	EKF	VSMM	EKF	VSMM
目标1	14.16	9.56	50.24	14.11	1.87	1.16	2.84	1.29
目标2	15.17	9.22	50.14	13.19	1.96	1.46	2.87	1.13
目标3	14.53	9.79	52.73	18.13	2.01	1.38	2.89	1.16

5 结论

在道路数学模型的基础上,分析了道路上目标的策动噪声特性;给出了约束条件下的滤波方法,讨论了路段变化时的状态和协方差修正方法;提出了复杂道路网环境下的 VSMM 方法,避免了多假设方法的计算爆炸问题。

随着目标跟踪技术的成熟,传统的目标跟踪方法性能提高变得困难,采用信息融合的方法将是目标跟踪的重要发展方向之一。考虑到地面运动目标大多受到道路的限制,融合道路网先验信息对目标进行跟踪,可提高地面目标跟踪精度。基于信息融合的目标跟踪优势在本文中得到了充分体现。接下来的工作重点是在复杂道路网约束下研究密集多目标跟踪问题;另外将结合目标的宽窄带信号特征,识别地面目标为轮式或者履带式,从而判断其是否在道路上运动,增强本技术的实用性。

参考文献

[1] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M].

- 北京:电子工业出版社,2006:119-125. (HE Y, XIU J J, ZHANG J W, et al. Radar data processing with applications[M]. Beijing:Publishing House of Electronics Industry, 2006:119-125.)
- [2] BLACKMAN S, FONG K, CARROLL D E, et al. Integration of a road network into a radar ground moving target tracking (GMTT) system and its performance evaluation [C]//Proceedings of SPIE, the International Society for Optical Engineering, 2009:1-9.
- [3] CHONG C Y, GARREN D, GRAYSON T P. Ground target tracking-a historical perspective [C]//Aerospace Conference Proceedings, 2000 IEEE, Big Sky, MT, 1998:433-448.
- [4] KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y, PATTIPATI K R, et al. Ground target tracking with variable structure IMM estimator [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(1):26-46.
- [5] BLASCH E, CONNARE T. Improving track maintenance through group tracking[C]//Proceedings of the Workshop on Estimation, Tracking, and Fusion, CA. USA, 2001:211-216.
- [6] PANNETIER B, NIMIER V, ROMBAUT M. Multiple ground target tracking with a GMTI sensor[C]//IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, 2006:230-236.
- [7] LI X R, CHAPTER X, BAR-SHALOM Y. Multitarget/multisensor tracking applications and advances volume III [M]. Norwood: Artech House, 2000.
- [8] LI X R. Multiple-model estimation with variable structure [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1996, 41(4):478-493.
- [9] LI X R. Multiple model estimation with variable structure-part II: model-set adaptation [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(11):2047-2060.
- [10] NOE B J, NOEL C P. Variable structure interacting multiple model filter (VS-IMM) for tracking targets with transportation network constraints [C]//Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2000:247-257.
- [11] KRISHANTH K, THARMARASA R, KIRUBARAJAN T. Prediction, tracking, and retrodiction for path constrained targets [C]//Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2012:1-12.
- [12] ZHANG S, BAR-SHALOM Y. Track segment association for GMTI tracks of evasive move-stop-move maneuvering target [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3):1899-1914.
- [13] ZHANG S, BAR-SHALOM Y. Tracking move-stop-move targets with state-dependent mode transition probabilities [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3):2037-2054.
- [14] 王林,彭辉,朱华勇,等. 复杂环境下多无人机协作式地面移动目标跟踪[J]. 控制理论与应用,2011,28(3):300-308. (WANG L, PENG H, ZHU H Y, et al. Cooperative tracking of ground moving target using unmanned aerial vehicles in cluttered environment[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(3):300-308.)
- [15] 马海平,阮谢永,朱敏杰,等. 道路条件下车辆跟踪的鲁棒 H_{∞} 滤波方法[J]. 电子学报,2008,36(12):2363-2366. (MA H P, RUAN X Y, ZHU M J, et al. Robust H_{∞} filter algorithm for vehicle tracking under road situation [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(12):2363-2366.)
- [16] 刘友文,刘经南,朱敦尧. 附有道路信息约束的自适应卡尔曼滤波在车载导航中的应用[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2008,33(8):828-830. (LIU Y W, LIU J N, ZHU D Y. Application of adaptive Kalman filter restricted by road information to vehicleborne navigation[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2008, 33(8):828-830.)
- [17] 宫淑丽,陶诚,王帮峰. 基于 VS-IMM 算法的 A-SMGCS 场面运动目标跟踪[J]. 南京航空航天大学学报,2012,44(1):118-123. (GONG S L, TAO C, WANG B F. Maneuvering target tracking on airport surface for A-SMGCS based on VS-IMM algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2012, 44(1):118-123.)
- [18] SIMON D, CHIA T L. Kalman filtering with state equality constrains [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(1):128-136.

欢迎投稿 网址: <http://www.dgykz.com>