

文章编号: 1001-0920(2011)02-0303-05

基于蚂蚁规则库的纯方位目标跟踪的航迹起始

朱继红¹, 徐本连², 王飞¹, 王执铨¹

(1. 南京理工大学 自动化学院, 南京 210094; 2. 常熟理工学院 电气与自动化工程学院, 江苏 常熟 215500)

摘要: 针对纯方位多目标航迹起始中的 NP-hard 难题, 提出一种基于蚂蚁规则库的航迹起始方法. 首先, 利用蚁群优化算法获取分类规则并形成规则库; 然后, 利用规则库将来自不同传感器的扫描量测所产生的候选点进行分类, 提取出最有可能源自真实目标的候选点, 并将这些候选点运用逻辑法进行航迹起始; 最后, 仿真实验和不同方法的性能比较结果表明了该方法的有效性.

关键词: 纯方位; 航迹起始; 蚁群优化; 规则库; 逻辑法

中图分类号: TP212

文献标识码: A

Track initiation method based on ant rule base for bearings - only target tracking

ZHU Ji-hong¹, XU Ben-lian², WANG Fei¹, WANG Zhi-quan¹

(1. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 2. School of Electrical and Automation, Changshu Institute of Technology, Changshu 215500, China. Correspondent: ZHU Ji-hong, E-mail: djyzhjh@yahoo.com.cn)

Abstract: For the NP-hard problem of track initiation for bearings-only multi-target tracking, an ant base rule based tracking initiation method is proposed. Firstly, ant optimization algorithm is used to obtain the classification rule and further form the rule base. Then the rule base is employed to classify the candidate points, which are generated by the measurements from different sensors, and to extract candidates possible from real targets. Finally, the logic-based method is utilized to initiate tracks of interest among these extracted points. The numerical simulation results show the effectiveness of the proposed method, and the performance comparison of different methods is performed as well.

Key words: bearings-only; track initiation; ant optimization; rule base; logic-based method

1 引言

针对多目标跟踪领域中航迹起始这一 NP-hard 难题, 近年来, 涌现出许多关于传统航迹起始方法^[1]的改进或新的航迹起始方法. 如: 文献[2]提出的 Quasi-Newton 算法与 M/N 逻辑法相结合的多传感器纯方位多目标的航迹起始方法, 首先利用几何方法进行预处理; 然后运用 Quasi-Newton 算法对目标位置进行估计; 最后按照逻辑的方法起始航迹. 但随着目标或杂波数目的增多, 该方法具有较大的计算开销. [3] 提出了并行联合概率航迹起始逻辑方法, 将两种具有不同起始性能的航迹起始逻辑进行合并, 构成新的航迹起始逻辑. 但该算法要求较长的虚警时间以及高质量的航迹起始正确概率的获得时间相对较长. [4] 提出了利用模糊综合贴近度的模糊航迹起始方法, 通过定

义模糊综合贴近度在状态空间中的搜索极值点, 找到最佳状态, 然后关联出目标测量数实现目标的检测. 该方法对杂波特性和目标探测概率不敏感, 但要求同一个目标至少被两个传感器探测到. [5] 利用 Mean Shift 多尺度聚类 and Hough 变换对初选航迹进行多尺度聚类, 并用 Mean Shift 算法求取聚类中心, 然后通过尺度寻优自适应地确定航迹数目和航迹参数. 该方法在目标数目未知的情况下, 能较好地解决航迹簇拥现象, 但起始的时间较长. 近年来, 遗传算法、粒子群算法和蚁群算法等仿生算法成为研究热点, 并在众多领域内取得了较好的成果^[6-7]. [6] 提出一种多任务蚂蚁的航迹起始方法, 一条航迹对应一个任务, 并且通过 Hough 变换构造每个任务的目标函数, 蚂蚁通过合作完成各个任务. 当目标数量增加或杂波密集的情况

收稿日期: 2009-12-05; 修回日期: 2010-03-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60804068).

作者简介: 朱继红(1977-), 男, 博士生, 从事多传感器信息融合、目标跟踪的研究; 王执铨(1939-), 男, 教授, 博士生导师, 从事信息安全技术、混沌控制理论与应用等研究.

下,该方法具有一定的计算开销.

尽管如此,将分类算法思想运用于纯方位多目标跟踪的航迹起始的研究成果并不多见.分类作为数据挖掘的重要任务之一,是在数据库集合中寻找属性,并根据分类模式将其划分为不同类别的过程.由于起始阶段目标距离传感器远,可近似认为目标作匀速直线运动,若能得知某个候选点具有匀速直线运动的特征,则可认为该候选点源自真实目标.因此,根据分类算法的观点,分类是适合多目标航迹起始阶段的.同时,蚁群优化算法^[8]是一种模仿蚂蚁群体智能行为的仿生优化算法,具有较强的鲁棒性、优良的分布式计算机等优点.该算法通过简单个体之间的相互协作表现出求解复杂问题的能力,已成功运用于求解组合优化问题,具有很好的发展前景.为此,本文提出一种基于蚂蚁规则库的多目标跟踪航迹起始方法.首先利用蚁群优化算法从训练集中寻找最优的分类规则并构成规则库;然后利用规则库对测试集中的所有数据进行分类;最后对分类数据按照逻辑的方法起始航迹.

2 基于蚂蚁规则库的航迹起始

2.1 构造数据属性

显然,任一分类算法中数据属性是明确的.然而,纯方位多目标跟踪系统中,因为只间接已知每个候选点的位置信息,所以每个候选点缺乏必要的属性,这对于分类算法的运用是非常困难的.因此,有必要首先为每一个候选点构造必需的属性.

对于 n 个传感器和 m 个目标纯方位跟踪系统,每个采样时刻共有 nm 条方向测量线,将不同传感器的方向测量线进行相交,在无杂波和无数据丢失的情况下,会产生 m^n 个候选点.经过多次扫描后,将产生 $n_o = T \times m^n$ 个候选点,其中 T 表示采样总次数.首先定义用以描述对象运动状态的两个量:方位角变化率 θ 和距变率与距离的比 itg ^[9],即

$$\theta = \frac{y\dot{x} - x\dot{y}}{x^2 + y^2}, \text{itg} = \frac{x\dot{x} + y\dot{y}}{x^2 + y^2}. \quad (1)$$

其中: \dot{x}, \dot{y} 分别表示目标在 x 和 y 轴上的速度分量.若目标作匀速直线运动且采样时刻是均匀的,则在测量无噪声的情况下, θ 和 itg 取值均为零;反之, θ 和 itg 取值通常在很小范围波动.因此,若将 θ 和 itg 作为任一候选点的两个属性,依据属性值相等或相近来判断候选点是否属于同一目标的设想是合理的.

由于缺乏目标的速度信息,根据式(1),首先需要确定目标的运动速度.若已知运动目标的先验知识,如最小运动速度 v_{\min} 和最大运动速度 v_{\max} ,利用该先验知识建立一个环形区域,如图1所示.环形区域的内外半径分别由 $r_{\min} = t_{\text{in}} \|v_{\min}\|$ 和 $r_{\max} =$

$t_{\text{in}} \|v_{\max}\|$ 表示,其中 t_{in} 为采样间隔.在第 t 采样时刻的候选点 i 仅计算第 $t+1$ 采样时刻落入环形区域内的所有候选点之间的 \dot{x}_{ij} 和 \dot{y}_{ij} ,即

$$\dot{x}_{ij} = \frac{D_{ij}}{t_{\text{in}}} \cos(\vartheta), \dot{y}_{ij} = \frac{D_{ij}}{t_{\text{in}}} \sin(\vartheta). \quad (2)$$

其中: \dot{x}_{ij} 为 $i \rightarrow j$ 在 x 轴上的速度分量, \dot{y}_{ij} 为 $i \rightarrow j$ 在 y 轴上的速度分量, D_{ij} 为候选点 i 与 j 之间的距离, ϑ 为 $i \rightarrow j$ 与 x 轴之间的夹角.由图1可知,第 $t+1$ 采样时刻 j, k 落入候选点 i 的环形区域,而对象 j' 则在环形区域以外,那么 i 仅计算 $i \rightarrow j$ 和 $i \rightarrow k$ 的速度分量.

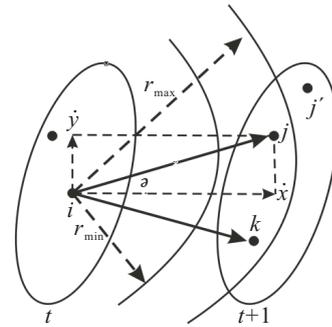


图1 数据属性的构造

若第 $t+1$ 时刻有不少于一个候选点落入第 t 时刻候选点 i 的环形区域时,则选取方位角变化率 θ_i^t 和距变率与距离的比 itg_i^t 的最小值作为第 t 个采样时刻候选点 i 的属性. $\theta_i^t, \text{itg}_i^t$ 分别为

$$\theta_i^t = \arg \min_j |\theta_{ij}^{t,t+1}|, \text{itg}_i^t = \arg \min_j |\text{itg}_{ij}^{t,t+1}|. \quad (3)$$

其中: $\theta_{ij}^{t,t+1}$ 为第 t 采样时刻中候选点 i 相对于第 $t+1$ 采样时刻中候选点 j 之间的方位角变化率, $\text{itg}_{ij}^{t,t+1}$ 为第 t 采样时刻中候选点 i 相对于第 $t+1$ 采样时刻中候选点 j 之间的距变率与距离的比.由式(3)可以看出,若要确定第 t 采样时刻的所有候选点的属性,需要2次采样.

2.2 蚂蚁规则库的建立

规则的构造过程是模仿蚂蚁觅食的行为^[10],具体体现为构造一条路径,每条路径由条件项和类别项组成,条件项包含多个属性节点,类别项通常为一类节点,每条路径对应一条规则.蚂蚁首先构造完一条完整的路径,然后对所构造的路径进行修剪,去除冗余的节点,最后更新路径上的信息素.下面仅讨论一只蚂蚁的行为,其他蚂蚁依照此动作.

2.2.1 构造规则

针对某一情形的训练集 X 由所有候选点组成,第 j 个候选点的表示形式为 $(\text{term}_{1,j}, \dots, \text{term}_{a-1,j}, \text{term}_{a,j})$ ($j = 1, 2, \dots, n_o$), 其中: $\text{term}_{i,j}$ ($i = 1, 2, \dots, a-1$) 为属性节点表示第 j 个候选点的第 i 个属性值; $\text{term}_{a,j}$ 为类节点表示第 j 个候选点的类别, a 为属性

和类总数. 首先, 初始化节点上的信息素 τ 和启发函数值 η , 即

$$\tau_{ij}(t=0) = 1 / \sum_{i=1}^a b_i, \quad (4)$$

$$\eta_{ij} = |\text{term}_{ij}| / |\text{number}X|. \quad (5)$$

其中: b_i 为第 i 个属性或者类中所有可能取值的数目, $\tau_{ij}(t)$ 为节点 term_{ij} 在第 t 次迭代时的信息素, $|\text{term}_{ij}|$ 为训练集 X 中 term_{ij} 取值为 j 的总数, $|\text{number}X|$ 为训练集 X 中的样本总数.

蚂蚁从一条空路径开始重复选择属性节点并添加到路径中, term_{ij} 被蚂蚁添加到当前路径的概率为

$$P_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}(t)\eta_{ij}}{\sum_{i=1}^a x_i \sum_{j=1}^{b_i} \tau_{ij}(t)\eta_{ij}}. \quad (6)$$

其中: x_i 为判别函数, 即

$$x_i = \begin{cases} 1, & \text{没有被当前蚂蚁选择的属性或类;} \\ 0, & \text{否则.} \end{cases} \quad (7)$$

可以看出, 初始时刻 η_{ij} 越大, 说明具有相同属性值的个数越多, 被蚂蚁选择的概率越大. 当蚂蚁依次完成选择所有属性和类别后, 一条完整的规则就宣布构造完毕. 此时, 规则的有效性由下式进行评价:

$$Q = \frac{TP}{TP + FN} \frac{TN}{TN + FP}. \quad (8)$$

其中: TP 为训练集中涵盖规则的样例数, FN 为训练集中仅涵盖类别的样例数, TN 为训练集中不涵盖规则的样例数, FP 为训练集中仅涵盖属性的样例数. Q 值越大, 说明规则的有效性越大.

2.2.2 规则修剪

由于路径节点的重复选择可能会带来分类规则对样例的过度拟合, 在规则产生之后通常需要进行规则修剪. 修剪方法为: 依次移去所获得规则中的每一项, 经移去后规则的有效性按照式 (8) 进行计算. 若经过移去规则的有效性大于未移去前规则的有效性, 则选择经过移去的规则作为新的规则. 按此方法对规则的每一项进行反复修剪, 直至最后剩下最后一项或移去的项不能提高规则的有效性为止.

2.2.3 信息素更新

当蚂蚁构造完一条规则并进行修剪后, 需要对训练集中的每个 term 更新信息素, 信息素更新策略是: 对包含在经过修剪规则中的任一节点 term_{ij} , 信息素按下式进行更新:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \tau_{ij}(t) \cdot Q. \quad (9)$$

对没有被包含在规则中的节点 term_{ij} , 信息素按照下式进行更新:

$$\tau_{ij}(t+1) = \tau_{ij}(t) / \left(\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{b_i} \tau_{ij}(t) \right). \quad (10)$$

其中: $\rho \in [0, 1]$ 为信息素挥发系数, $1-\rho$ 表示信息素残留因子; Q 为经过修剪后的有效性的最大值. 通常情况下, 系数 ρ 和 Q 满足 $(1-\rho) + Q > 1$, 使得 $t+1$ 时刻节点 term_{ij} 上的信息素得到增加.

式 (10) 间接表示了信息素挥发, 对于 t 时刻没有被蚂蚁选择的节点 term_{ij} 在下一时刻的信息素 $\tau_{ij}(t+1)$ 为当前信息素 $\tau_{ij}(t)$ 除以所有节点信息素的总和, 其中包括式 (9) 中已经更新过的信息素.

2.3 基于蚂蚁规则库的候选点分类

在目标航迹起始阶段, 若已知源自真实目标的候选点, 航迹的起始将变得非常简单. 但在密集杂波的环境下, 所获得的候选点还包含了大量的杂波点和鬼点. 为此, 利用构造好的蚂蚁规则库, 提取出所有源自真实目标的规则. 设第 j 条规则表示为 $(\text{term}_{1,j}, \text{term}_{2,j}, \text{term}_{3,j})$. 其中: $\text{term}_{3,j}$ 为类别项, 一般用序号 $1, 2, \dots, n (n \in N)$ 表示, 如 $\text{term}_{3,j} = 1$ 表示所有源自真实目标的候选点为第 1 类. 采取依次扫描、逐步匹配的办法寻找出源自真实目标的所有候选点, 其具体步骤如下:

Step 1: 记录第 t 时刻扫描量测产生的所有候选点.

Step 2: 记录第 $t+1$ 时刻扫描量测产生的所有候选点. 按照式 (3) 赋予 Step 1 中所有候选点的属性, 每个候选点的所有属性构成一个条件项, 其中第 i 个候选点的条件项由 $(\theta_{1,i}, \text{itg}_{2,i})$ 表示.

Step 3: 给定参数 $\varepsilon (\varepsilon > 0)$, 第 i 个候选点的条件项的两个属性节点根据该参数分别产生两个取值范围, 即 $(\theta_{1,i} - \varepsilon, \theta_{1,i} + \varepsilon)$ 和 $(\text{itg}_{2,i} - \varepsilon, \text{itg}_{2,i} + \varepsilon)$. 遍历从蚂蚁规则库中提取的所有规则, 若第 j 条规则的条件项的所有项, 分别全部落入该候选点的条件项中所有节点的取值范围, 则认为该候选点可能源自真实目标.

此时, 需要考虑如下两种情况:

1) 若第 j 条规则的条件项的属性个数等于第 i 个候选点的条件项中的属性个数, 且同时满足

$$\theta_{1,i} - \varepsilon \leq \text{term}_{1,j} \leq \theta_{1,i} + \varepsilon,$$

$$\text{itg}_{2,i} - \varepsilon \leq \text{term}_{2,j} \leq \text{itg}_{2,i} + \varepsilon,$$

则认为第 i 个候选点可能源自真实目标.

2) 若第 j 条规则的条件项的属性个数小于第 i 个候选点的条件项中的属性个数, 则依次判断规则中的条件项是否落入候选点中的取值范围. 若满足条件 $\theta_{1,i} - \varepsilon \leq \text{term}_{k,j} \leq \theta_{1,i} + \varepsilon (k=1 \text{ 或 } k=2)$ 或 $\text{itg}_{2,i} - \varepsilon \leq \text{term}_{k,j} \leq \text{itg}_{2,i} + \varepsilon$, 则认为第 i 个候选点可能源自真实目标.

给定参数 number_fit , 对于第 i 个候选点, 若满足

上述两种情况的规则个数大于参数 number_fit , 则认为第 i 个候选点源自真实目标, 所有源自真实目标的候选点用集合 X'_t 表示.

Step 4: 记录第 $t+2$ 时刻扫描量测产生的所有候选点, 按照 Step 1~Step 3 的方法区分出第 $t+1$ 时刻源自真实目标的所有候选点, 并用集合 X'_{t+1} 表示.

Step 5: 依次类推, 直至获得 $T-1$ 个集合为止.

2.4 基于蚂蚁规则库分类结果的逻辑航迹起始

传统的逻辑法以第 1 次扫描量测为航迹头, 用速度法建立初始相关域, 对落入初始相关域的第 2 次扫描量测均建立可能的航迹. 然后对上述每个可能航迹直线外推, 并建立后续相关域, 对第 3 次量测落入相关域的所有量测分裂航迹. 这样做的结果不仅占用大量的存储空间, 而且会产生大量虚假的航迹. 为此, 基于蚂蚁规则库的航迹起始方法, 将第 1 次扫描量测的分类结果作为航迹头, 仅对落入相关域且离外推点距离最近的候选点给予相关^[1]. 如果相关域内没有任何量测, 则终止该航迹. 具体方法步骤如下:

Step 1: 记录第 t 时刻扫描量测产生的所有候选点.

Step 2: 记录第 $t+1$ 时刻扫描量测产生的所有候选点, 结合 2.3 节的方法获得第 t 时刻的集合 X'_t .

Step 3: 记录第 $t+2$ 时刻扫描量测产生的所有候选点, 并获得第 $t+1$ 时刻的集合 X'_{t+1} .

Step 4: 以 X'_t 中的所有候选点作为航迹头, 用速度法建立初始相关域, 对落入相关域的 X'_{t+1} 中的所有候选点, 均建立可能航迹.

Step 5: 记录第 $t+3$ 时刻扫描量测产生的所有候选点, 并获得第 $t+2$ 时刻的集合 X'_{t+2} .

Step 6: 对 Step 4 中的每条可能航迹进行直线外推, 建立后续相关域, 相关域以外推点为中心. 对落入后续相关域 X'_{t+2} 的所有候选点且离外推点最近者给予相关.

Step 7: 若后续相关域中没有量测, 则撤销此可能航迹.

Step 8: 重复 Step 5~Step 7, 直到 $T-1$ 个集合起始完毕并形成稳定的航迹为止.

由于蚂蚁规则库采用离线方式建立, 本方法的时间复杂度仅包括候选点属性计算、候选点分类和航迹起始 3 部分的时间复杂度. 由以上方法步骤可知, 计算从采样时刻 $t+1$ 开始, 该时刻的时间复杂度不超过 $O(m^{2n})$. 同样, 采样时刻 $t+2$, $t+3$ 以及 $t+4$ 的时间复杂度均不超过 $O(m^{2n})$, 则总的时间复杂度在 $O(m^{8n})$ 之内, 而基于逻辑的航迹起始算法对应的时间复杂度为 $O(m^{4n})$.

3 仿真与比较分析

3.1 参数设置

为了说明所提出方法的有效性, 现考虑两个传感器 3 个目标的纯方位航迹起始情形. 基于蚁群优化的分类规则挖掘算法使用的训练集, 是在无杂波不同传感器测量噪声的情况下获得的. 假设目标作匀速直线运动, 目标的初始位置和速度如表 1 所示, 并且已知目标的最小速度 $v_{\min} = 100 \text{ m/s}$, 最大速度 $v_{\max} = 400 \text{ m/s}$. 采样次数 $T = 5$, 每次采样间隔 $t_{\text{in}} = 10 \text{ s}$. 传感器的状态分别为 $X_{o1}(0) = [0, 0, 0, 0]'$ 和 $X_{o2}(0) = [2000, 0, 0, 0]'$, 测量噪声分别为 $\eta = 0.001^\circ$, 0.05° , 0.1° , 0.2° , 参数 $\text{Number of ant} = 150$, $\text{number_fit} = 2$, $\rho = 0.2$ 以及 $\varepsilon = 0.0005$. 杂波密度的选取保证每个传感器在每次扫描时均产生 3 条方向线.

表 1 目标的初始位置和速度

目标	x/m	y/m	$\dot{x}/(\text{m/s})$	$\dot{y}/(\text{m/s})$
1	5000	40000	30	-200
2	8000	60000	50	-200
3	6000	50000	60	-100

3.2 评价指标

假定蒙特卡罗仿真次数为 N , 引入如下两个评价指标:

1) 虚假航迹起始概率

$$F \triangleq \frac{\sum_{i=1}^N f_i}{\sum_{i=1}^N n_i}. \quad (11)$$

其中: f_i 为在第 i 次仿真中起始的虚假航迹数, n_i 为在第 i 次仿真中起始的航迹总数.

2) 目标 j 被正确起始概率

$$C_j \triangleq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N l_{ij}. \quad (12)$$

其中: l_{ij} 表示第 i 次仿真中目标 j 是否正确起始, 即

$$l_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{正确起始;} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (13)$$

3.3 仿真结果与分析

图 2 给出了目标的可能分布位置以及目标的真实航迹. 表 2 给出了经过 50 次平均, 每次进行 100 次蒙特卡罗仿真时, 不同测量噪声情形下目标的虚假航迹起始概率和正确起始概率. 从表 2 的 4 种情形看, 当测量噪声为 0.001° , 0.05° 和 0.1° 时, 最小的正确起始概率为 0.9364, 最大的虚假起始概率为 0.2760. 当测量噪声为 0.2° 时, 最小的正确起始概率为 0.7508, 虚假起始概率为 0.3195. 这说明随着测量噪声的增大, 本文方法的有效性在逐步降低. 改变该现状的方法是动态调整参数 ε 和增大训练集涵盖情形, 这将是下一步探讨的重点.

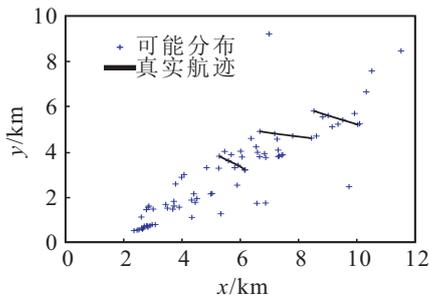
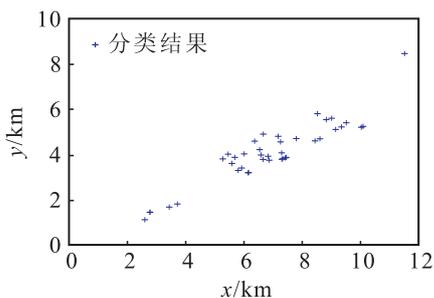


图2 目标的可能分布与真实航迹

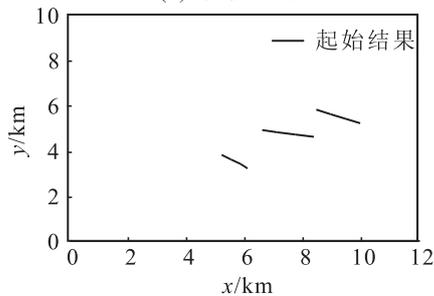
表2 不同测量噪声情形下的起始概率

评价指标	η			
	0.001°	0.05°	0.1°	0.2°
F	0.2170	0.2383	0.2760	0.3195
C_1	0.9984	0.9892	0.9788	0.8596
C_2	0.9962	0.9864	0.9574	0.8824
C_3	0.9952	0.9870	0.9364	0.7508

为了形象地说明本方法的起始过程, 图3给出了基于蚂蚁规则库的航迹起始结果(限于篇幅, 这里只给出1次航迹起始结果). 图3(a)描述了经过蚂蚁规则库分类后所有可能源自真实目标的候选点, 其中共有10条规则参与候选点的分类. 图3(b)描述了利用分类结果利用逻辑法起始的目标航迹. 从图2和图3可以看出, 经过蚂蚁规则库分类后, 能去除大量的杂波点和鬼点, 保证了逻辑航迹起始的准确性.



(a) 分类结果



(b) 起始结果

图3 航迹起始结果

表3给出了本文方法、逻辑方法、 $H-T$ 航迹起始方法和文献[6]在杂波环境下、测量噪声为 0.1° 时, 100次蒙特卡罗仿真后航迹起始方法的性能比较. 其中: [6]是基于蚁群优化算法的航迹起始方法, 最大运行时间为7.89s, 而该方法的最大运行时间为0.33s. 从表3中可以看出, 本文方法的最小正确航迹起始概

率为0.95, 明显高于其他3种方法; 虚假航迹起始概率为0.28, 低于传统的逻辑法和霍夫变换法. 由此可以看出, 本文方法对于杂波环境下多传感器纯方位多目标跟踪的航迹起始是有效的.

表3 杂波环境下4种航迹起始方法的性能比较

评价指标	逻辑方法	$H-T$ 方法	文献[6]	本文方法
F	0.33	0.35	0.24	0.28
C_1	0.67	0.64	1.0	0.98
C_2	0.70	0.61	0.96	0.97
C_3	0.63	0.71	0.93	0.95

4 结 论

本文提出一种基于蚂蚁规则库的纯方位多目标跟踪的航迹起始方法, 将分类算法的思想应用于航迹起始问题. 4种情形的仿真结果表明, 基于蚂蚁规则库的方法能从杂波的环境下很好地区分出源自真实目标的候选点, 这样大大减少了杂波与鬼点的干扰. 从与其他航迹起始方法性能相比较的结果可以看出, 基于蚂蚁规则库的航迹起始方法是非常有效性的. 此外, 航迹起始的最大时间短, 具有很好的时效性. 下一步研究的重点将围绕增强训练集的普适性展开, 使得该方法对于其他情形同样适用.

参考文献(References)

- [1] Leung H, Hu Z, Blanchette M. Evaluation of multiple target track initiation techniques in real radar tracking environments[J]. IEE Proc on Radar, Sonar and Navigation, 1996, 143(18): 246-254.
- [2] Zhu H Y, Han C Z, Li C. Multi-sensor bearing-only track initiation[C]. Proc of the 25th Chinese Control Conf. Harbin, 2006: 438-443.
- [3] 朱自谦. 并行联合概率航迹起始逻辑[J]. 电子学报, 2007, 35(12): 2421-2424.
(Zhu Z Q. Parallel joint probability track initiation logic[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(12): 2421-2424.)
- [4] 刘宗香, 谢维信, 黄敬雄. 被动传感器网基于模糊综合贴近度的航迹起始[J]. 电子学报, 2007, 35(8): 1476-1480.
(Liu Z X, Xie W X, Huang J X. Fuzzy track initiation algorithm in the passive sensor network[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(8): 7641-0841.)
- [5] 金术玲, 梁彦, 潘泉, 等. 基于Hough变换和聚类的航迹起始算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(8): 2362-2364.
(Jin S L, Liang Y, Pan Q, et al. Track initiation algorithm based on Hough transform and clustering[J]. J of System Simulation, 2009, 21(8): 2362-2362.)
- [6] Xu B L, Chen Q L, Wang Z Q. Ants for track initiation of bearings-only tracking[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2008, 16(6): 626-638.

(下转第312页)