



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112130110 A

(43) 申请公布日 2020.12.25

(21) 申请号 202010944514.8

(22) 申请日 2020.09.10

(71) 申请人 北京华跃信息技术有限公司
地址 100080 北京市海淀区善缘街1号7层
1-703

(72) 发明人 盛加亮

(74) 专利代理机构 北京汇众通达知识产权代理
事务所(普通合伙) 11622
代理人 李志男

(51) Int. Cl.
G01S 3/02 (2006.01)
G06N 3/08 (2006.01)

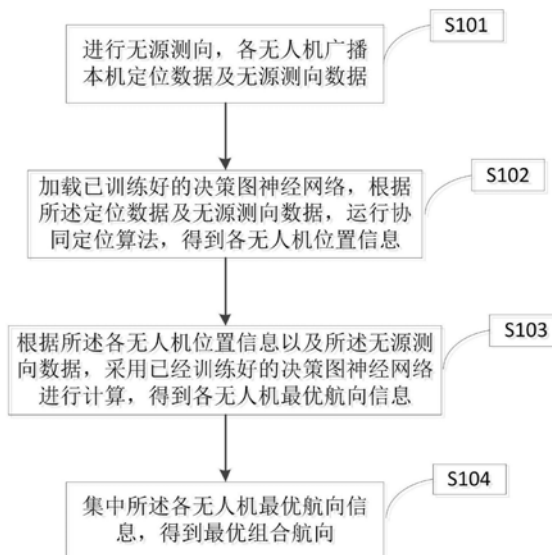
权利要求书2页 说明书10页 附图5页

(54) 发明名称

一种无人机无源定位航迹生成方法及装置

(57) 摘要

本发明提供了一种无人机无源定位航迹生成方法及装置,涉及无源定位技术领域,应用于多无人机群,各无人机只需要实时共享各自的定位信息和测向数据,在求出目标估计值一致条件下,就能基于图神经网络快速自主运算生成本机最优航向,从而避免在线实时优化NP-Hard问题,造成的过长延时。同时,由于各机图神经网络训练学习到自主协同生成最优航向组合的隐式规律,在线生成实时最优航向天然即为组合最优,从而也避免了由于中心计算组合航向需要分发带来的通信延时。



1. 一种无人机无源定位航迹生成方法,应用于多无人机群,其特征在于,包括:
进行无源测向,各无人机广播本机定位数据及无源测向数据;
加载已训练好的决策图神经网络,根据所述定位数据及无源测向数据,运行协同定位算法,得到各无人机位置信息;
根据所述各无人机位置信息以及所述无源测向数据,采用已经训练好的决策图神经网络进行计算,得到各无人机最优航向信息;
集中所述各无人机最优航向信息,得到最优组合航向。
2. 根据权利要求1所述的无人机无源定位航迹生成方法,其特征在于,所述无源测向数据包括:
当前航向、航向变化范围、速度变化范围。
3. 根据权利要求1所述的无人机无源定位航迹生成方法,所述决策图神经网络的训练方法具体包括:
构建图神经网络,将所有无人机当前时刻到目标的构型数据作为每架无人机神经网络的输入,输出为所控制无人机的下一时刻最优航向;
按照所述图神经网络的输入和输出,形成面向每架无人机的构型数据集和标签集,对构建好的图神经网络进行训练测试,得到所述决策图神经网络。
4. 根据权利要求3所述的无人机无源定位航迹生成方法,其特征在于,所述训练测试的方法,具体包括:
读入所述构型数据集和标签集,并对数据进行归一化处理,得到测试数据集;
定义神经网络架构和计算模型,神经网络结构采用多个隐含层和全连接结构;
随机初始化神经网络权重和阈值,开始训练网络;
输入测试数据集,根据输出结果判断是否满足终止条件,如果满足则训练结束,所述训练决策图神经网络,如果不满足,则继续进行训练。
5. 根据权利要求4所述的无人机无源定位航迹生成方法,其特征在于,形成面向每架无人机的构型数据集和标签集的方法包括:
通过数据仿真或者实际采集的方式获得面向每架无人机的构型数据集和标签集。
6. 一种无人机无源定位航迹生成装置,应用于多无人机群,其特征在于,包括:
数据广播单元,用于进行无源测向,各无人机广播本机定位数据及无源测向数据;
位置计算单元,用于加载已训练好的决策图神经网络,根据所述定位数据及无源测向数据,运行协同定位算法,得到各无人机位置信息;
航向计算单元,用于根据所述各无人机位置信息以及所述无源测向数据,采用已经训练好的决策图神经网络进行计算,得到各无人机最优航向信息;
信息集中单元,用于集中所述各无人机最优航向信息,得到最优组合航向。
7. 根据权利要求6所述的无人机无源定位航迹生成装置,其特征在于,所述无源测向数据包括:
当前航向、航向变化范围、速度变化范围。
8. 根据权利要求7所述的无人机无源定位航迹生成装置,其特征在于,所述装置还包括:
图神经网络构建单元,用于构建图神经网络,将所有无人机当前时刻到目标的构型数

据作为每架无人机神经网络的输入,输出为所控制无人机的下一时刻最优航向;

图神经网络训练单元,用于按照所述图神经网络的输入和输出,形成面向每架无人机的构型数据集和标签集,对构建好的图神经网络进行训练测试,得到所述决策图神经网络。

9. 根据权利要求8所述的无人机无源定位航迹生成装置,其特征在于,所述图神经网络训练单元具体用于:

读入所述构型数据集和标签集,并对数据进行归一化处理,得到测试数据集;

定义神经网络架构和计算模型,神经网络结构采用多个隐含层和全连接结构;

随机初始化神经网络权重和阈值,开始训练网络;

输入所述测试数据集,根据输出结果判断是否满足终止条件,如果满足则训练结束,得到所述训决策图神经网络,如果不满足,则继续进行训练。

10. 根据权利要求9所述的无人机无源定位航迹生成装置,其特征在于,所述图神经网络训练单元形成面向每架无人机的构型数据集和标签集的方法包括:

通过数据仿真或者实际采集的方式获得面向每架无人机的构型数据集和标签集。

一种无人机无源定位航迹生成方法及装置

技术领域

[0001] 本发明属于无源定位技术领域,特别涉及一种无人机无源定位航迹生成方法及装置。

背景技术

[0002] 随着无人机集群技术、现代电子战技术和航空通信技术的迅猛发展,多无人机对移动信号辐射源目标进行无源协同定位,在军事侦察、环境监测、反恐维稳和应急救援诸多领域具有巨大应用潜力。在运动状态下,多无人机与目标之间的动态构型,即各无人机与目标之间的实时距离,以及任意两架无人机与目标之间的实时角度,直接影响多机协同无源定位精度以及稳定跟踪效果。如何在线生成各无人机实时航向指令,实现多无人机与目标之间的最优动态构型,从而提高无源定位精度和跟踪稳定性,是目前亟待解决的问题。

发明内容

[0003] 当前针对面向无源定位的多机航向动态生成问题,主要采用集中式实时优化方法(Centralized Real-Time Optimization,CRTO),基于测角、测频或测TOA等无源定位方式,获得目标位置估计值后,以卡拉美罗下界(Cramer-Rao Lower Bound,CRLB)为定位精度指标,并假设环境电磁噪声服从高斯分布,然后实时计算搜索下一时刻CRLB最小的多机组合航向,最后逆推各无人机当前航向指令。该方法存在两个问题,一是无源定位精度对组合航向敏感,需要对航向粒度进行细致划分,随着无人机数量增多,可选组合航空决策变量空间呈指数增加,从而导致计算延时过大,难以满足对高速移动目标定位需求;二是需要对所有无人机的航向指令进行集中计算,然后分发给各无人机,增加了通信延时,且存在中心节点,在作战环境下,造成无人机集群抗毁性差。寻找新的面向无源定位的航迹自主生成方法变得十分有价值。

[0004] 协同自主生成方法(Distributed Cooperative and Autonomous Generation Approach,DCAG),即基于自组织协同思想和机器学习方法,为每架无人机最优航向决策均构建一个多隐含层神经网络,并大样本仿真多无人机与目标的不同构型数据集和离线搜索最优航向标签集,实现神经网络线下机器学习如何针对不同构型生成最优航向,线上根据真实无源定位信息,自主快速输出最优航向指令,确保多机自同步按照最优航迹飞行,不断减小定位误差和保持跟踪稳定性,使得多机无源定位中计算量大耗时长的航向组合实时优化问题,被转化为低功耗低时延的分布式在线预测问题,使得该问题得以有效解决。

[0005] 本发明的目的是针对无人机无源定位航迹自主生成问题,提出一种无人机无源定位航迹生成方法及装置,通过离线构建多样化构型和最优航向数据集,基于图神经网络离线机器学习组合航向与最优构型下的隐式规则,线上各无人机航向决策神经网络基于一致实时态势,自主预测本机航向和协同生成最优航向组合。

[0006] 本发明提供了一种无人机无源定位航迹生成方法,应用于多无人机群,包括:

[0007] 进行无源测向,各无人机广播本机定位数据及无源测向数据;

- [0008] 加载已训练好的决策图神经网络,根据所述定位数据及无源测向数据,运行协同定位算法,得到各无人机位置信息;
- [0009] 根据所述各无人机位置信息以及所述无源测向数据,采用已经训练好的决策图神经网络进行计算,得到各无人机最优航向信息;
- [0010] 集中所述各无人机最优航向信息,得到最优组合航向。
- [0011] 在本发明较佳的实施例中,所述无源测向数据包括:
- [0012] 当前航向、航向变化范围、速度变化范围。
- [0013] 在本发明较佳的实施例中,所述决策图神经网络的训练方法具体包括:
- [0014] 构建图神经网络,将所有无人机当前时刻到目标的构型数据作为每架无人机神经网络的输入,输出为所控制无人机的下一时刻最优航向;
- [0015] 按照所述图神经网络的输入和输出,形成面向每架无人机的构型数据集和标签集,对构建好的图神经网络进行训练测试,得到所述决策图神经网络。
- [0016] 在本发明较佳的实施例中,所述训练测试的方法,具体包括:
- [0017] 读入所述构型数据集和标签集,并对数据进行归一化处理,得到测试数据集;
- [0018] 定义神经网络架构和计算模型,神经网络结构采用多个隐含层和全连接结构;
- [0019] 随机初始化神经网络权重和阈值,开始训练网络;
- [0020] 输入测试数据集,根据输出结果判断是否满足终止条件,如果满足则训练结束,所述训决策图神经网络,如果不满足,则继续进行训练。
- [0021] 在本发明较佳的实施例中,形成面向每架无人机的构型数据集和标签集的方法包括:
- [0022] 通过数据仿真或者实际采集的方式获得面向每架无人机的构型数据集和标签集。
- [0023] 基于上述目的,本发明还提供了一种无人机无源定位航迹生成装置,应用于多无人机群,包括:
- [0024] 数据广播单元,用于进行无源测向,各无人机广播本机定位数据及无源测向数据;
- [0025] 位置计算单元,用于加载已训练好的决策图神经网络,根据所述定位数据及无源测向数据,运行协同定位算法,得到各无人机位置信息;
- [0026] 航向计算单元,用于根据所述各无人机位置信息以及所述无源测向数据,采用已经训练好的决策图神经网络进行计算,得到各无人机最优航向信息;
- [0027] 信息集中单元,用于集中所述各无人机最优航向信息,得到最优组合航向。
- [0028] 在本发明较佳的实施例中,所述无源测向数据包括:
- [0029] 当前航向、航向变化范围、速度变化范围。
- [0030] 在本发明较佳的实施例中,所述装置还包括:
- [0031] 图神经网络构建单元,用于构建图神经网络,将所有无人机当前时刻到目标的构型数据作为每架无人机神经网络的输入,输出为所控制无人机的下一时刻最优航向;
- [0032] 图神经网络训练单元,用于按照所述图神经网络的输入和输出,形成面向每架无人机的构型数据集和标签集,对构建好的图神经网络进行训练测试,得到所述决策图神经网络。
- [0033] 在本发明较佳的实施例中,所述图神经网络训练单元具体用于:
- [0034] 读入所述构型数据集和标签集,并对数据进行归一化处理,得到测试数据集;

- [0035] 定义神经网络架构和计算模型,神经网络结构采用多个隐含层和全连接结构;
- [0036] 随机初始化神经网络权重和阈值,开始训练网络;
- [0037] 输入所述测试数据集,根据输出结果判断是否满足终止条件,如果满足则训练结束,得到所述训决策图神经网络,如果不满足,则继续进行训练。
- [0038] 在本发明较佳的实施例中,所述图神经网络训练单元形成面向每架无人机的构型数据集和标签集的方法包括:
- [0039] 通过数据仿真或者实际采集的方式获得面向每架无人机的构型数据集和标签集。
- [0040] 综上所述,本发明实施例提供了一种无人机无源定位航迹生成方法及装置,通过离线构建多样化构型和最优航向数据集,基于图神经网络离线机器学习组合航向与最优构型下的隐式规则,线上各无人机航向决策神经网络基于一致实时态势,自主预测本机航向和协同生成最优航向组合

附图说明

- [0041] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,应当理解,以下附图仅示出了本发明的某些实施例,因此不应被看作是对范围的限定,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他相关的附图。
- [0042] 图1为本发明实施例的无人机无源定位航迹生成方法的方法流程图;
- [0043] 图2为本发明实施例的决策图神经网络的训练方法的方法流程图;
- [0044] 图3为本发明实施例的决策图神经网络的训练测试方法的方法流程图;
- [0045] 图4为本发明实施例的无人机无源定位航迹生成装置的结构示意图;
- [0046] 图5为本发明实施例的另一种无人机无源定位航迹生成装置的结构示意图;
- [0047] 图6为采用本发明实施例的决策图神经网络的训练方法的无人机训练偏差变化图;
- [0048] 图7为采用本发明实施例的无人机无源定位航迹生成方法的的三机定位优化航迹图。

具体实施方式

- [0049] 目前,如何在线生成各无人机实时航向指令,实现多无人机与目标之间的最优动态构型,从而提高无源定位精度和跟踪稳定性,是一个亟待解决的问题。
- [0050] 鉴于此,本发明设计者设计了一种无人机无源定位航迹生成方法及装置,通过离线构建多样化构型和最优航向数据集,基于图神经网络离线机器学习组合航向与最优构型下的隐式规则,线上各无人机航向决策神经网络基于一致实时态势,自主预测本机航向和协同生成最优航向组合。
- [0051] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。通常在此处附图中描述和示出的本发明实施例的组件可以以各种不同的配置来布置和设计。
- [0052] 因此,以下对在附图中提供的本发明的实施例的详细描述并非旨在限制要求保护

的本发明的范围,而是仅仅表示本发明的选定实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0053] 应注意到:相似的标号和字母在下面的附图中表示类似项,因此,一旦某一项在一个附图中被定义,则在随后的附图中不需要对其进行进一步定义和解释。

[0054] 在本发明的描述中,需要说明的是,术语“顶”、“底”、“内”、“外”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,或者是该发明产品使用时惯常摆放的方位或位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本发明的限制。此外,术语“第一”、“第二”等仅用于区分描述,而不能理解为指示或暗示相对重要性。

[0055] 在本发明的描述中,还需要说明的是,除非另有明确的规定和限定,术语“设置”、“安装”、“相连”、“连接”应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或一体地连接;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通。对于本领域的普通技术人员而言,可以具体情况理解上述术语在本发明中的具体含义。

[0056] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本发明中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0057] 实施例

[0058] 请参阅图1,本发明提供一种无人机无源定位航迹生成方法,应用于多无人机群,该方法包括:

[0059] 步骤S101,进行无源测向,各无人机广播本机定位数据及无源测向数据;

[0060] 各无人机分别各自分别进行无源测向,获得本机的定位数据及无源测向数据。需要说明的是,在本实施中,对采用无源测向方法不进行限定,例如可以采用波束搜索法、全向振幅单脉冲测向法等进行无源测向,也可采用波束搜索法、全向振幅单脉冲测向法等。各无人机通过无源测向或者其他现有方式,获得了本机定位数据及无源测向数据之后,向多无人机群的其他无人机广播本机定位数据及无源测向数据,使得多无人机群中每个无人机都能够获得其他无人机的定位数据及无源测向数据。在本实施例中,定位数据及无源测向数据包括:当前航向、航向变化范围、速度变化范围等数据。

[0061] 步骤S102,加载已训练好的决策图神经网络,根据所述定位数据及无源测向数据,运行协同定位算法,得到各无人机位置信息;

[0062] 在本实施例中,根据各个无人机的定位数据及无源测向数据,可以通过现有的协同定位算法,计算得到各无人机位置信息。任务前加载已训练好的决策图神经网络,提高无人机航迹计算效率,通过无人机协同定位计算,求出目标估计值,给出各无人机定位,得到各无人机位置信息。

[0063] 步骤S103,根据所述各无人机位置信息以及所述无源测向数据,采用已经训练好的决策图神经网络进行计算,得到各无人机最优航向信息;

[0064] 在获得了各无人机的位置信息之后,再结合已训练好的决策图神经网络进行计算,每个无人机可分别计算出各自的最优航向信息。

[0065] 步骤S104,集中所述各无人机最优航向信息,得到最优组合航向。

[0066] 将多无人机群中每一个无人机通过决策图神经网络计算得到的最优航向信息进行集中,最后即可得到多无人机群的最优组合航向。

[0067] 在本发明实施例提供的无人机无源定位航迹生成方法中,需要提前对决策图神经网络进行训练,以方便在实际使用时,计算多无人机群的最优组合航向。具体地,决策图神经网络的训练方式如图2所示,包括:

[0068] 步骤S201,构建图神经网络,将所有无人机当前时刻到目标的构型数据作为每架无人机神经网络的输入,输出为所控制无人机的下一时刻最优航向;

[0069] 在对决策图神经网络进行训练时,首先需要构建图神经网络的模型。为了实现多无人机之间的在线协同飞行以减小定位误差,需要将所有无人机当前时刻到目标的构型数据作为每架无人机神经网络的输入,神经网络输出则设计为所控制无人机的下一时刻最优航向。

[0070] 步骤S202,按照所述图神经网络的输入和输出,形成面向每架无人机的构型数据集和标签集,对构建好的图神经网络进行训练测试,得到所述决策图神经网络。

[0071] 待训练的图神经网络构建完成后,就需要输入数据进行训练了。无人机当前时刻到目标的构型数据包括构型数据集和标签集,其中构型数据集包括各无人机无源测向数据和位置信息,标签集用于对构型数据集中的数据进行标识,用于标识构型数据集中数据与各无人机、时间、航迹点的关系。

[0072] 在本发明的实施例中,通过数据仿真或者实际采集的方式获得面向每架无人机的构型数据集和标签集,用于进行训练测试。同时,用于进行训练还包括与各无人机构型数据对应的最优航向数据,通过使用最优航向数据对图神经网络进行训练测试,最终得到满足使用条件的决策图神经网络,用于实际的多无人机群的航迹计算。

[0073] 具体地,通过仿真或者实际采集的每架无人机的构型数据集和标签集,以及各无人机构型数据对应的最优航向数据,对图神经网络进行训练测试,最终得到训练好的决策图神经网络的方法,如图3所示,包括:

[0074] 步骤S301,读入所述构型数据集和标签集,并对数据进行归一化处理,得到测试数据集。

[0075] 读入通过仿真或者实际采集的每架无人机的构型数据集和标签集,包括各无人机编号及其到目标角度、距离等,作为本实施例的优选实施方式,采用TensorFlow进行图神经网络的训练和学习。

[0076] 步骤S302,定义神经网络架构和计算模型,神经网络结构采用多个隐含层和全连接结构。

[0077] 神经网络结构采用多个隐含层和全连接结构,当多无人机群中无人机数量为M,则隐含层数量和每个隐含层的节点数可以设置为M和2M。

[0078] 步骤S303,随机初始化神经网络权重和阈值,开始训练网络;

[0079] 作为本实施例的优选实施方式,选择Adam学习算法优化网络的权重和阈值。随机初始化神经网络权重和阈值,选择Adam权重阈值优化算法,开启TensorFlow开始训练网络

[0080] 步骤S304,输入所述测试数据集,根据输出结果判断是否满足终止条件,如果满足则训练结束,得到所述训决策图神经网络,如果不满足,则继续进行训练。

[0081] 每一轮的训练中,输入测试用的构型数据集和标签集后,将输出的下一时刻最优

航向与对应的最优航向数据进行比对,根据对比结果判断是否继续进行训练。每一轮训练的具体方式为:

[0082] 计算两种坐标轴角度下的下一时刻最优航向,分别与最优航向数据中的最优航向相减,以偏差最小值作为损失函数值。判断 $\Phi_{[-\pi, \pi]} < \Phi_{[0, 2\pi]}$,若是,则 $\Phi_{[-\pi, \pi]}$ 为偏差角,若否,则 $\Phi_{[0, 2\pi]}$ 为偏差角,根据偏差角的值,优化神经网络权重和阈值。输入测试数据集,判断偏差最小值是否持续减小,若是,则判断是否完成预设的训练轮数,若完成训练轮数则结束训练,若未完成训练轮数则进行下一轮训练。若偏差角的值持续减小为否,则训练结束。

[0083] 通过不断的训练,每一次对图神经网络输入测试用的构型数据集和标签集后,输出的下一时刻最优航向逐渐靠近最优航向数据,最终满足终止条件,即通过图神经网络计算得到的下一时刻最优航向与最优航向数据的偏差值在可以接受的范围。最后即得到训练好的决策图神经网络。

[0084] 作为本发明的优选实施方式,在训练过程中需要注意三点:一是对于图神经网络在两种坐标轴角度下计算的下一时刻最优航向,需要分别与真实最优航向数据相减后,以偏差最小值作为损失函数值;二是选择Adam学习算法优化网络的权重和阈值;三是在每一轮训练完成后都输入测试数据集,判断损失函数值是否连续变小作为训练终止条件之一,以防止过拟合。

[0085] 在通过训练得到决策图神经网络后,根据图1所示的无人机无源定位航迹生成方法,即可很对多无人机群进行轨迹预测计算。

[0086] 理论上单机测向,双机协同无源定位基于测向交叉定位原理,利用两载机通过电子侦察得到的目标相对于载机自身的测向线在空间相交,从而完成双机定位,理论上单机测向,双机协同无源定位基于测向交叉定位原理,利用两载机通过电子侦察得到的目标相对于载机自身的测向线在空间相交,从而完成双机定位。但是存在环境电磁噪声,定位会存在误差。在信号处理和定位算法确定的条件下,且假设无人机速度方向始终与航向始终保持一致,要提高对移动目标的无源定位精度,需要在线组合优化多无人机实时组合航向,从而直接决定多无人机下一时刻航迹点,达到不断追求多无人机与目标之间的动态最优构型的目的。由于CRLB(克拉美罗下界)可以屏蔽无人机辐射信号和环境噪声对定位精度的影响,因此通过计算CRLB值,定量比较多无人机可选组合航向下的不同定位精度,从而找出CRLB最小的组合航向,即为使得定位精度最高的最优航向组合。

[0087] 假设无人机数量为M,可选航向粒度为 θ ,无人机可机动航向角区间为 $[\phi_1, \phi_2]$,则每一时刻多无人机协同航向组合可选决策空间数量规模如式(1)所示,随M的增加呈指数增长,为NP-Hard问题。

$$[0088] \quad \Omega = \left(\frac{(\phi_1 - \phi_2)}{\theta} \right)^M \quad (1)$$

[0089] 根据上述分析,在X-Y绝对二维坐标下,以各无人机下一时刻最优航向为决策变量,以下一时刻CRLB最小为目标函数,建立下一时刻最优航向的优化模型,如式(2)-(8)所示,其中,式(2)是受各无人机与目标实时时刻位置影响的目标函数,式(3)表示无人机下一时刻位置更新方程,且受实时航向 VUd_i 影响,式(4)是移动目标位置更新方程,式(5)是最大可选航向边界约束条件。

[0090] 式(6-7)表示各无人机与目标之间存在最小和最大距离约束。若距离小于 R_1 ,则会

收到目标反击,若距离大于 R_h ,则侦收不到目标辐射信号,式(8)表示任意两架无人机之间的防碰撞约束。

$$[0091] \quad \operatorname{argmin}_{CRLB} (U_i (VUd_i (t+1)), S (t+1)) \quad (2)$$

$$[0092] \quad \text{where } U_i (VUd_i (t+1)) = \begin{bmatrix} Ux(t) \\ Uy(t) \end{bmatrix} + VUd \times T \times \begin{bmatrix} \cos(VUd_i(t)) \\ \sin(VUd_i(t)) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$[0093] \quad \text{where } S(t+1) = \begin{bmatrix} Sx(t) \\ Sy(t) \end{bmatrix} + VSd \times T \times \begin{bmatrix} \cos(VSd_i(k)) \\ \sin(VSd_i(k)) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$[0094] \quad \text{s. t. } ||VUd_i (t+1) - VUd_i (t) || \leq \theta_{\max} \quad (5)$$

$$[0095] \quad \text{s. t. } ||U_i (t+1) - S (t+1) || \geq R_l \quad (6)$$

$$[0096] \quad \text{s. t. } ||U_i (t+1) - S (t+1) || \leq R_h \quad (7)$$

$$[0097] \quad \text{s. t. } ||U_i (t+1) - U_j (t+1) || > R_u \quad (8)$$

[0098] 下面通过具体的案例对本方案的实施例进行说明:

[0099] 以双机无源定位移动通信辐射源仿真示例,验证本发明实施例提供的无人机无源定位航迹生成方法的有效性,并假设如下:(1)无源定位算法采用AOA到达角测量法;(2)信噪比为0.05;(3)双机速度在单次仿真中固定,多次仿真中变化范围为[120,200];(4)目标速度大小在单次仿真中固定,多次仿真中变化范围为[100,180];(5)目标速度方向始终为双机位置连线中点至目标方向;(6)无人机每秒内完成50次测向信号采样;(7)目标与各无人机之间的距离不大于15000,不小于1000;(8)双机之间的距离不小1000;(9)用于离线训练各无人机无源定位航向图神经网络产生的部分数据集如下表所示:

无人机 1 到目标角度、距离及其最优航向				
距离	角度 [- π , π]	角度 [0,2 π]	航向 [- π , π]	航向 [0,2 π]
2197	-0.07	3.27	-0.83	0.62
4675	0.49	1.46	3.07	1.65
12214	-1.65	3.07	-2.97	2.11
1409	-0.26	3.92	2.42	4.27
14004	2.91	4.27	2.60	0.86
11225	0.29	2.49	1.86	4.53
1835	2.34	6.11	-2.62	0.38
10548	2.00	4.08	-2.39	2.51
1594	1.45	5.03	-2.05	3.31
2000	-2.2	2.85	-0.69	2.62
.....
无人机 2 到目标角度、距离及其最优航向				
距离	角度 [- π , π]	角度 [0,2 π]	航向 [- π , π]	航向 [0,2 π]
2495	2.46	3.14	1.92	3.08
10153	-1.04	3.02	0.48	1.06
7918	1.25	5.68	-1.99	6.15
11907	-1.91	3.83	-1.63	4.48
11011	-2.95	3.88	2.43	3.14
13652	1.53	5.42	-2.96	2.96
5088	-0.85	0.33	-0.52	4.39
7043	-1.98	4.64	3.04	4.19
1217	-0.06	1.69	-1.25	1.12
14777	-1.01	2.66	1.26	0.85
.....

[0101] 根据上表所给出的双机协同无源定位最优航行数据集,分别对无人机1和2的图神经网络进行离线训练,且网络隐含层设置为3层,每层节点数为12。在网络离线训练过程同时观察记录每一代在训练数据集和测试数据集上的预测平均偏差,如图6所示。由图可见,无人机1和2的图神经网络从初始平均90度预测偏差,经过100代训练后下降到平均5度偏差左右,同时在测试数据集上的预测偏差同样持续下降,说明所训练图神经网络未发生过拟合和具有泛化能力。

[0102] 分别将初始神经网络、训练100代、训练1000代和训练10000代神经网络加载到相应无人机上,放入双机对移动辐射源目标无源定位仿真环境下进行实际运行,观察神经网络训练不同代数下的在线运行使用效果。初始随机化生成的神经网络未经过学习,不具备任何航向优化能力;训练10代后,各无人机神经网络开始学习根据目标估计位置和他机位置,实时调整优化航向;训练100代后,神经网络跟随目标飞行,并与目标保持一定构型;训练10000代后,神经网络预测航向与最优航向平均偏差也已达1度以下,所表现出来的多机无源定位航向协同优化效果即为:实时根据目标移动方向,调整自身航向,持续协同追求与他机、目标形成动态最优构型,实现目标定位精度持续提高,形成稳定跟踪。

[0103] 考虑采用三机执行定位任务,在考虑平台航向角约束的情况下,分别采用DCAG与CRT0两种方法生成对目标定位的优化航迹,结果图7所示。采用DCAG,CRT0方法都可以对航空集群的航迹进行优化。由图7(a)与图7(b)的对比可得,优化后的航迹与三机AOA定位最优构型的理论分析完全吻合。说明了装配在航空集群平台的神经网络已经通过线下学习到目

标定位的最优构型,并能够在每个采样时刻为集群提供准确的航迹指向。

[0104] 本发明进一步验证了无人机和目标在不同速度条件下,对比CRTO和DCAG方法在航向优化时间和定位精度的区别,如下表所示。无论是在哪一类速度条件下,DCAG比CRTO方法都有更短的全局航向优化时间和更高的定位精度。随着无人机和目标速度不断升高,DCAG方法与CRTO方法的全局航向优化时间都在不断增大,但CRTO所需时间增幅更大;同时,两类方法的定位也在不断加大,但CRTO误差增幅也更大。

无人机速度	目标速度	方法	全局航向优化时间	CRLB均值	定位误差均值
120	100	CRTO	587	56.78	7.5
		DCAG	321	18.85	3.74
140	120	CRTO	614	78.79	8.84
		DCAG	412	21.52	4.59
160	140	CRTO	638	109.38	10.42
		DCAG	436	24.49	4.73

[0106] 综上所述,本发明实施例提供的无人机无源定位航迹生成方法,各无人机只需要实时共享各自的定位信息和测向数据,在求出目标估计值一致的条件下,就能基于图神经网络快速自主运算生成本机最优航向,从而避免在线实时优化NP-Hard问题,造成的过长延时。同时,由于各机图神经网络训练学习到自主协同生成最优航向组合的隐式规律,在线生成实时最优航向天然即为组合最优,从而也避免了由于中心计算组合航向需要分发带来的通信延时。

[0107] 如图3所示,本发明的实施例还提供了一种无人机无源定位航迹生成装置,应用于多无人机群,包括:

[0108] 数据广播单元110,用于进行无源测向,各无人机广播本机定位数据及无源测向数据;

[0109] 位置计算单元120,用于加载已训练好的决策图神经网络,根据所述定位数据及无源测向数据,运行协同定位算法,得到各无人机位置信息;

[0110] 航向计算单元130,用于根据所述各无人机位置信息以及所述无源测向数据,采用已经训练好的决策图神经网络进行计算,得到各无人机最优航向信息;

[0111] 信息集中单元140,用于集中所述各无人机最优航向信息,得到最优组合航向。

[0112] 如图4所示,作为本发明实施例的优选实施方式,无人机无源定位航迹生成装置还包括:

[0113] 图神经网络构建单元210,用于构建图神经网络,将所有无人机当前时刻到目标的构型数据作为每架无人机神经网络的输入,输出为所控制无人机的下一时刻最优航向;

[0114] 图神经网络训练单元220,用于按照所述图神经网络的输入和输出,形成面向每架无人机的构型数据集和标签集,对构建好的图神经网络进行训练测试,得到所述决策图神经网络。

[0115] 其中,所述图神经网络训练单元220具体用于:

[0116] 读入所述构型数据集和标签集,并对数据进行归一化处理,得到测试数据集;

[0117] 定义神经网络架构和计算模型,神经网络结构采用多个隐含层和全连接结构;

[0118] 随机初始化神经网络权重和阈值,开始训练网络;

[0119] 输入所述测试数据集,根据输出结果判断是否满足终止条件,如果满足则训练结束,得到所述训决策图神经网络,如果不满足,则继续进行训练。

[0120] 本发明实施例提供的无人机无源定位航迹生成装置,用于实现上述无人机无源定位航迹生成方法,因此具体实施方式与上述方法相同,在此不再赘述。

[0121] 本发明实施例提供的无人机无源定位航迹生成方法及装置,各无人机只需要实时共享各自的定位信息和测向数据,在求出目标估计值一致的条件下,就能基于图神经网络快速自主运算生成本机最优航向,从而避免在线实时优化NP-Hard问题,造成的过长延时。同时,由于各机图神经网络训练学习到自主协同生成最优航向组合的隐式规律,在线生成实时最优航向天然即为组合最优,从而也避免了由于中心计算组合航向需要分发带来的通信延时。

[0122] 在本申请所公开的几个实施例中,应该理解到,所揭露的装置和方法,也可以通过其它的方式实现。以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,附图中的流程图和框图显示了根据本申请的多个实施例的装置、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段或代码的一部分,模块、程序段或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为替换的实现方式中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个连续的方框实际上可以基本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注意的,框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或动作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0123] 另外,在本申请各个实施例中的各功能模块可以集成在一起形成一个独立的部分,也可以是各个模块单独存在,也可以两个或两个以上模块集成形成一个独立的部分。

[0124] 所述功能如果以软件功能模块的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备)执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

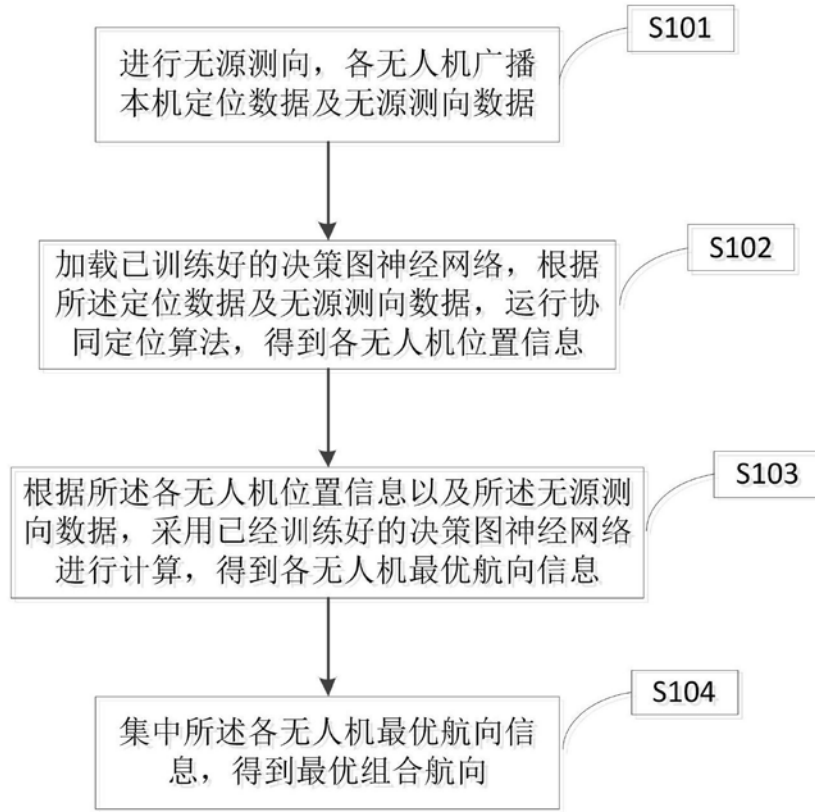


图1

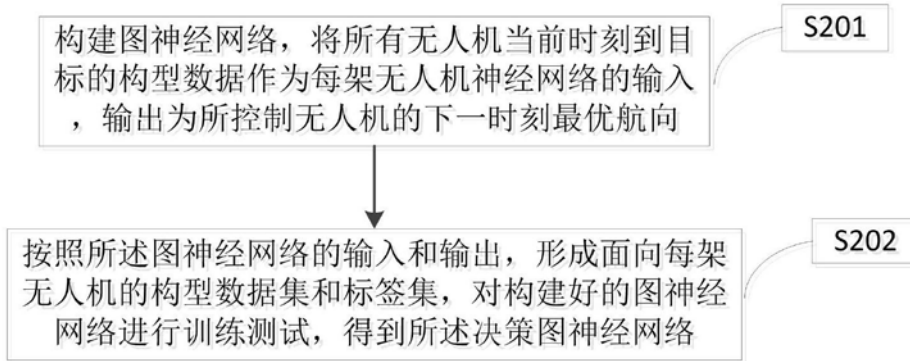


图2

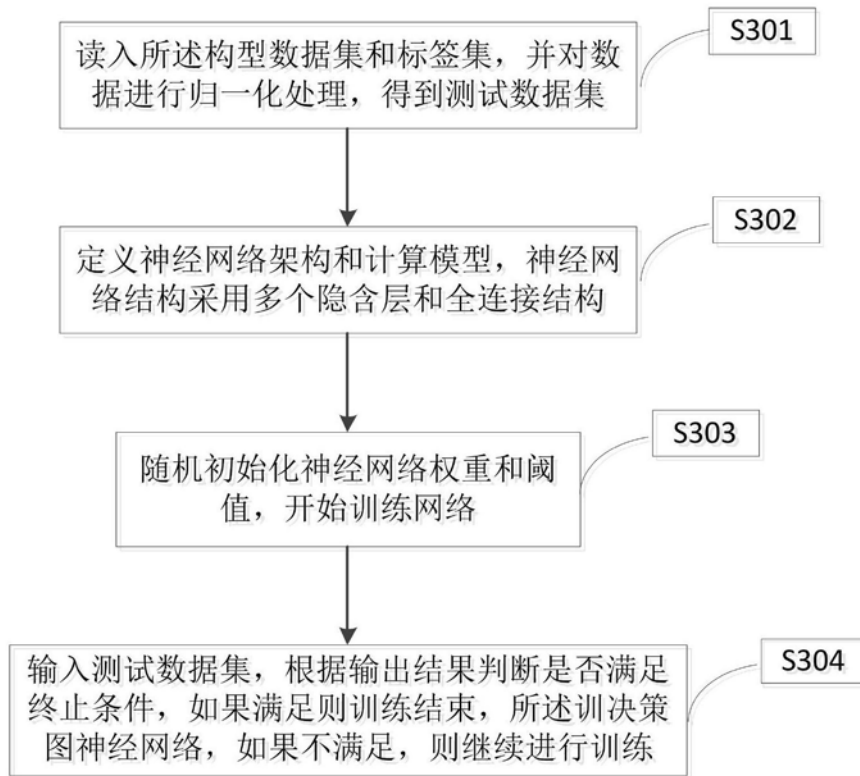


图3



图4

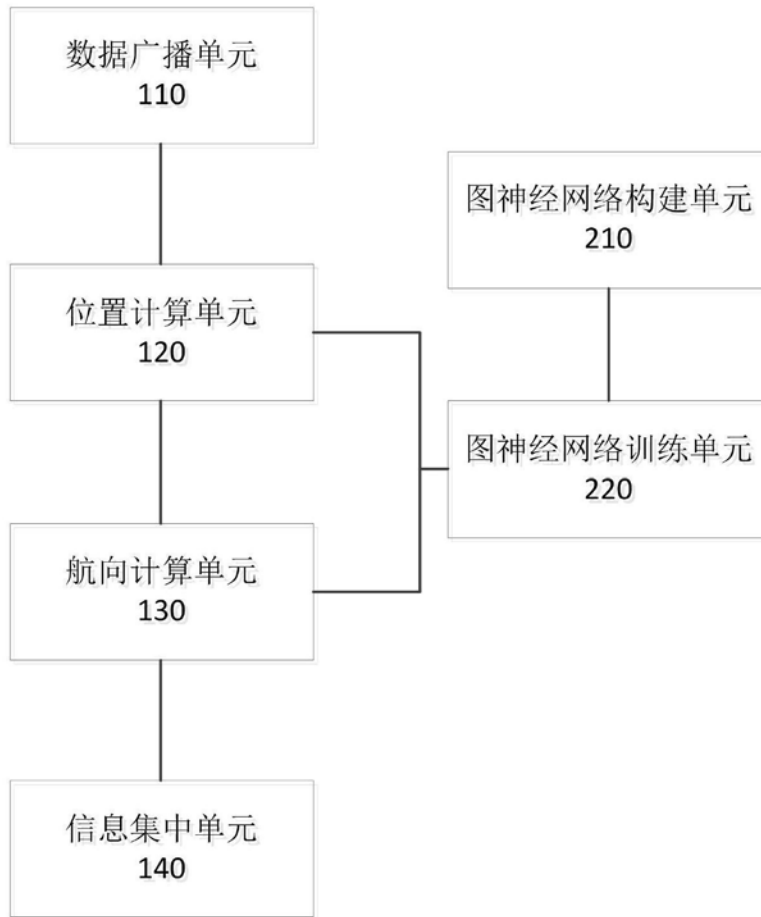


图5

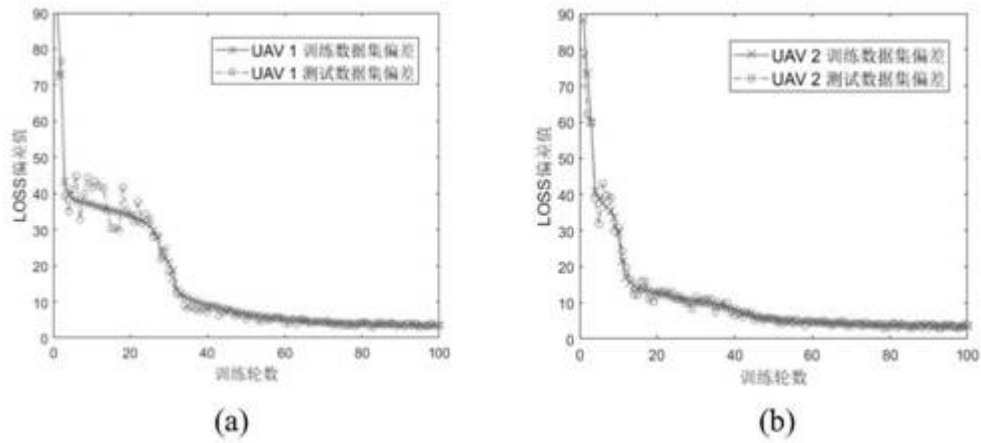


图6

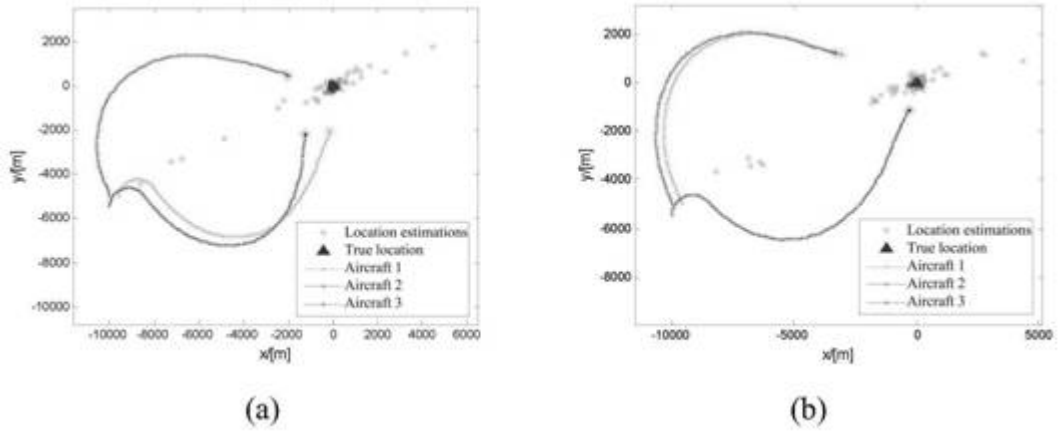


图7