



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 116106923 B

(45) 授权公告日 2025. 07. 01

(21) 申请号 202310101397.2

G01S 7/41 (2006.01)

(22) 申请日 2023.02.10

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 113820700 A, 2021.12.21

申请公布号 CN 116106923 A

CN 114646926 A, 2022.06.21

(43) 申请公布日 2023.05.12

审查员 田俊峰

(73) 专利权人 西安电子科技大学

地址 710071 陕西省西安市太白南路2号

(72) 发明人 周宇 孙殿举 张哲昊 张诗羽
南梦凡

(74) 专利代理机构 陕西电子工业专利中心
61205

专利代理师 程晓霞 王品华

(51) Int. Cl.

G01S 17/42 (2006.01)

G01S 7/02 (2006.01)

权利要求书4页 说明书13页 附图6页

(54) 发明名称

基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法,解决了异常量测值下目标稳定定位问题。实现包括:建立观测模型;得到目标到主、辅接收站时差量测值;列定位方程;把定位转为带约束优化;构建并重新构建拉格朗日乘子式;定义求解两类神经元;构建拉格朗日神经网络;得到被动雷达目标定位的目标位置。本发明通过优化,并通过拉格朗日乘子法得到拉格朗日乘子式,通过求导求解构建拉格朗日神经网络,将传统的方式变成了在拉格朗日神经网络中迭代,避免了线性化损失,实现异常量测值时目标稳定定位。本发明在低信噪比下有更高定位精度;实现稳定定位。用于多站被动雷达定位。



1. 一种基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法,其特征在于,使用基于拉格朗日神经网络去求解被动雷达场景下的目标位置,包括有如下步骤:

(1) 建立目标到达时间的观测模型:首先设定目标以及主、辅接收站的位置,然后以主接收站为观测中心,列出观测场景下的基于目标信号到达主、辅接收站的到达距离差的观测方程,形成目标到达时间的观测模型;

(1a) 设定目标以及主、辅接收站的位置:设定目标位置 (x, y) , 设定 (x_0, y_0) 为主接收站的位置, 设定 (x_1, y_1) $(x_2, y_2) \cdots (x_{M-1}, y_{M-1})$ 为辅接收站的位置, i 表示第 i 个辅接收站, $i = 1, 2, \cdots, M-1$;

(1b) 列出目标到达主、辅接收站距离差的观测方程:根据目标位置和主、辅接收站的位置,以主接收站为观测中心,在各个接收站接收到信号以后,进行信号检测与信号处理,获得目标即辐射源信号到达各个接收站的时间,设目标信号到主接收站时间为 t_0 , 到 $M-1$ 个辅接收站的时间,分别为 $t_1, t_2, \cdots, t_{M-1}$, 计算辐射源目标信号到主接收站与 $M-1$ 个辅接收站的时间差,分别为 $\Delta t_1, \Delta t_2, \cdots, \Delta t_{M-1}$, 得到目标到主、辅接收站的距离差为 $\Delta t_i \cdot c$, 则基于目标到达主、辅接收站的距离差的观测方程为:

$$\Delta t_i \cdot c = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}, \quad i = 1, 2, \cdots, M-1$$

其中, Δt_i 为达到时间差, $\Delta t_i = t_i - t_0$, $i = 1, 2, \cdots, M-1$, $c = 3 \times 10^8 \text{m/s}$ 为光速, 此时 Δt_i 表示第 i 个辅接收站与主接收站的时间差;

(2) 得到目标到主、辅接收站时差的量测值 τ_i ; 基于目标到达主、辅接收站的时间差, 得到目标信号到主、辅接收站的到达时差的量测值; 设目标到主、辅接收站的时差的量测值为 τ_i , τ_i 由时差的真实值 Δt_i 加测量噪声矢量 σ_i 组成, 得到 τ_i 为:

$$\tau_i = \Delta t_i + \sigma_i$$

其中 σ_i 为噪声分量, $\sigma_i = [\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_M]$, 设定噪声分量 $[\sigma_1^2, \sigma_2^2, \cdots, \sigma_M^2]$ 是服从零均值高斯分布的独立同分布的随机变量;

(3) 列求解目标位置的定位方程:由目标到主、辅接收站的时差的量测值,列出求解目标位置的带有测量误差的定位方程为:

$$\tau_i \cdot c = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}$$

(4) 把求解定位方程的问题转为求解带约束的优化问题:在处理带有测量误差的定位方程时,将带有测量误差的定位方程,基于测量值与真实值的最小均方误差准则,转为带约束的目标优化问题,列出优化问题中关于目标定位求解的目标函数和约束条件为:

$$\text{目标函数: } \min \sum_{i=1}^{M-1} (d_i - r_0 + r_i)^2$$

$$\text{约束条件: } r_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2, \quad i = 1, 2, \cdots, M-1$$

$$r_0^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$$

此时,目标函数的形式为二范数的形式;其中, d_i 为目标到主辅接收站距离差的量测值, r_0 为目标到主接收站的真实距离, r_i 为目标到辅接收站的真实距离;

(5) 构建二范数形式下的拉格朗日乘子式 $L(r_i, r_0, x, y, \lambda_i)$:用优化问题的二范数形式

下的目标函数以及其与主、辅接收站个数相关的约束构建拉格朗日乘子式;

$$L(r_i, r_0, x, y, \lambda_i) = \sum_{i=1}^{M-1} (d_i - r_i + r_0)^2 + \sum_{i=1}^{M-1} (\lambda_i (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)) + \sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

其中, $r_i, r_0, x, y, \lambda_i$ 为待优化变量, λ_i 表示第 i 个拉格朗日乘子; 为了使得拉格朗日神经网络LPNN更快的达到一个平衡稳定的状态, 引入增广项为:

$$\sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

其中, C_0 为增广项系数;

(6) 将二范数形式下的目标函数变为一范数形式, 并用函数近似法替换: 在实际的测量时差定位的过程中, 由于信号干扰或者是非视距传播, 导致测量的距离差包括异常值, 这会对定位结果产生很大的影响; 在最小均方误差准则中, 因为二范数带有平方项, 相比于一范数对异常值更加敏感, 把二范数形式的目标函数变为一范数形式的目标函数, 并用近似函数替换一范数形式的目标函数, 得到近似后的目标函数;

(7) 重新构建函数近似后的拉格朗日乘子式: 使用拉格朗日乘子法, 重新构建近似函数替换后的拉格朗日乘子式, 为后续的构建拉格朗日神经网络做准备;

(8) 定义并求解两类神经元: 定义拉格朗日乘子式中的待优化变量 r_i, r_0, x, y 对时间的求导为决策变量神经元; 定义拉格朗日乘子式中的待优化变量 λ_i 对时间的求导为拉格朗日神经元; 其中, 决策变量神经元负责寻找原问题的最小点, 这个神经元最终会给出神经网络的平衡点, 以此来为寻找原问题的最小点作进一步的判断; 拉格朗日神经元则负责将动态轨迹快速的引入可行域; 进而基于拉格朗日乘子式求解两类神经元, 以此进一步为构建拉格朗日神经网络做准备;

(9) 构建拉格朗日神经网络: 首先设定待优化变量 $r_i, r_0, x, y, \lambda_i$ 的初始值, 以及每个变量不同的学习率; 然后, 设定各个待优化变量的终止迭代条件包括变化量阈值和最大迭代次数; 同时, 每个待优化变量按照自己的学习率进行学习迭代, 当每次迭代的变化量小于阈值或超过最大迭代次数时, 迭代停止, 网络动态平衡;

(10) 得到被动雷达目标定位的目标位置: 通过每个决策变量神经元和拉格朗日神经元不断学习, 当迭代停止网络动态平衡时, 根据平衡点输出的神经元信息, 得到被动雷达场景下目标定位的目标位置。

2. 根据权利要求1所述的基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法, 其特征在于, 步骤(6)所述的将二范数形式下的目标函数变为一范数形式, 包括有如下步骤:

(6a) 目标函数变型为一范数的形式为:

$$\text{目标函数: } \min \sum_{i=1}^{M-1} |d_i - r_0 + r_i|$$

$$\text{约束条件: } r_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2$$

$$r_0^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$$

其中 i 表示第 i 个辅接收站, $i = 1, 2, \dots, M-1$; 引入一个近似函数代替一范数, 处理不可微分的一范数形式的目标函数;

(6b) 得到采用近似函数后的目标函数:

利用双曲函数与一范数函数的相似性,设近似函数为:

$$g(x) = \frac{1}{\mu} \ln(\cosh(\mu x))$$

式中 x 为自变量, μ 为双曲函数的系数,得到采用近似函数后的目标函数:

$$\text{目标函数: } \min \frac{1}{\mu} \sum_{i=1}^{M-1} \ln(\cosh(\mu(d_i - r_0 + r_i)))$$

$$\text{约束条件: } r_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2$$

$$r_0^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$$

其中, i 表示第 i 个辅接收站, $i=1,2,\dots,M-1$ 。

3.根据权利要求1所述的基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法,其特征在于:步骤(7)所述的重新构建采用近似函数后的拉格朗日乘子式,重新构建拉格朗日乘子式为:

$$L(r_i, r_0, x, y, \lambda_i) = \frac{1}{\mu} \sum_{i=1}^{M-1} \ln(\cosh(\mu(d_i - r_0 + r_i))) + \sum_{i=1}^{M-1} (\lambda_i (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)) + \sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

其中,为了使得LPNN网络更快的达到一个平衡稳定的状态,依然引入增广项为:

$$\sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

其中, C_0 为增广项系数。

4.根据权利要求1所述的基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法,其特征在于:步骤(8)所述的定义并求解两类神经元,包括有如下步骤:

(8a) 定义每个决策变量神经元,其中关于目标到主、辅接收站真实距离的决策变量神经元为:

$$\frac{d[r_i(t)]}{dt} = -\frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial r_i} \quad \frac{d[r_0(t)]}{dt} = -\frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial r_0}$$

关于目标位置的决策变量神经元为:

$$\frac{d[x(t)]}{dt} = -\frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial x} \quad \frac{d[y(t)]}{dt} = -\frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial y}$$

根据整理好的拉格朗日函数,求解每个决策变量神经元分别为:

$$\frac{d[r_0(t)]}{dt} = \sum_{i=1}^{M-1} \tanh(\mu(d_i - r_0 + r_i)) - 2\lambda_0 r_0 - 2r_0 C_0 (r_0^2 - (x - x_0)^2 - (y - y_0)^2)$$

$$\frac{d[r_i(t)]}{dt} = -\tanh(\mu(d_i - r_0 + r_i)) - 2\lambda_i r_i - 2r_i C_0 (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)$$

$$\frac{d[x(t)]}{dt} = -\sum_{i=0}^{M-1} 2\lambda_i (x - x_i) - 2\sum_{i=0}^{M-1} C_0 (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)(x - x_i)$$

$$\frac{d[y(t)]}{dt} = -\sum_{i=0}^{M-1} 2\lambda_i (y - y_i) - 2\sum_{i=0}^{M-1} C_0 (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)(y - y_i)$$

(8b) 定义拉格朗日乘子的拉格朗日神经元为:

$$\frac{d[\lambda_i(t)]}{dt} = \frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial \lambda_i}$$

根据整理好的拉格朗日函数,求解所构建的被动雷达目标定位的拉格朗日神经元为:

$$\frac{d[\lambda_i(t)]}{dt} = r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2$$

以此求得决策变量神经元和拉格朗日神经元。

5. 根据权利要求1所述的基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法,其特征在于:步骤(9)中所述的构建拉格朗日神经网络,包括有如下步骤:

(9a) 设定待优化变量的初始值:初始值包括目标位置初始值(x, y)、目标距主接收站的真实位置初始值 r_0 、目标距离辅接收站的真实位置初始值 r_i 、主接收站相关的拉格朗日乘子式初始值 λ_0 、辅接收站个数相关的i个拉格朗日乘子初始值 λ_i , $i=1, 2, \dots, M-1$;

(9b) 设定每个待优化变量的学习率 l_t ,并设定终止迭代条件:包括阈值 ε 与最大迭代次数N,每个变量按照不同的学习率进行迭代;

(9c) 被动雷达目标定位下拉格朗日神经网络进行迭代:具体迭代过程为:
 $X_{k+1}^t = X_k^t + l_t \cdot \Delta X^t$, t为第t个待学习的变量, $t=1, 2, \dots, 2M+2$, k为迭代次数, M为被动雷达接收站的数量;其中 $X^1 \sim X^2$ 为目标位置待优化变量x, y、 $X^3 \sim X^{M+2}$ 为目标距主、辅接收站的真实位置待优化变量 r_0 和 r_i , $i=1, 2, \dots, M-1$ 、 $X^{M+3} \sim X^{2M+2}$ 为 λ_0 和i个拉格朗日乘子初始值 λ_i , $i=1, 2, \dots, M-1$; ΔX^i 为第i个待优化变量对应的神经元,当 ΔX^i 大于 ε 或者迭代次数小于N时,迭代继续;当 ΔX^i 小于 ε 或者迭代次数大于N时,迭代停止,完成网络动态平衡。

基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法

技术领域

[0001] 本发明属于雷达技术领域,主要涉及被动雷达定位,具体是一种基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法。可用于多被动雷达目标定位系统。

背景技术

[0002] 技术背景:被动雷达定位是指雷达不需要在定位的过程中向外辐射电磁波信号,仅仅依靠目标的辐射信号或对特定的已知信号的反射信号就可以完成对目标定位的需求的定位技术,是一项非合作的技术。按照求解目标位置方式的不同,可以将被动雷达定位算法分为以下两大类:间接定位算法和直接定位算法。

[0003] 在直接定位中,大多是在信号级上基于最大似然比准则,用二维搜索的方法,找出搜索区域内满足最大似然比的点,即为目标位置,这个过程需要巨大的计算量。而在间接方法中,首先估计到达时间差测量值,被动雷达接收站包括被动雷达接收主站和被动雷达接收辅站,每个到达的时间差是目标到被动雷达接收主站和被动雷达接收辅站之间的到达时间的差,通过求解一组到达时间差的双曲线的方程,可以估计目标的位置。由于定位方程是高度非线性的,所以通常的解法是通过线性化,将双曲线的方程变成一组线性方程,然后使用线性最小二乘法或加权最小二乘法来估计目标位置。然而,在实际的测量过程中,可能存在非视线传播和信号干扰,因此,测量的时间差存在离群值点,在这种情况下,如果使用传统的线性最小二乘法,会严重降低定位的性能。

[0004] 1992年,Shengwei Zhang和A.G.Constantinides提出了一种拉格朗日神经网络算法。该方法基于最优化中的拉格朗日乘子理论,寻求满足最优性必要条件的解。网络的平衡点满足问题的Kuhn-Tucker条件。除了一些一般的正则性和凸性条件外,对代价函数的形式没有明确的限制。网络不遵循惩罚函数的直接搜索方法,而是在可能的情况下寻找满足状态空间中一阶最优性必要条件的点。网络中有两类神经元,可变神经元和拉格朗日神经元,根据它们在搜索最优解方面的贡献。可变神经元寻求成本函数的最小点并在平衡点处提供解,而拉格朗日神经元将动态轨迹引入可行区域,即满足约束的所有点的集合。

[0005] 同时,在2014年喻昕和于琰等人将拉格朗日神经网络应用于计算机领域,针对目标函数是局部Lipschitz函数,其可行域由一组等式约束光滑凸函数组成的非光滑最优化问题,即用光滑的拉格朗日神经网络解决了非光滑的最优化问题。

[0006] 在2017年,汪星星和李国成将拉格朗日神经网络应用于了信号处理领域,研究了基于拉格朗日神经网络的稀疏信号恢复算法,并证明了网络可以快速有效的收敛到最优解,进而重构稀疏信号。同时,在2018年,学者Zi Fa Han和Chi Sing Leung也研究了基于延迟拉格朗日神经网络的压缩采样下的稀疏信号恢复。在2018年,Hao Wang等人把拉格朗日神经网络应用于城市源定位中,2020年,Zhanglei Shi和Hao Wang又把拉格朗日神经网络应用到MIMO雷达定位系统中。但是,至今还没有人把拉格朗日神经网络应用到被动雷达定位的领域。

[0007] 在现有的被动雷达定位中,常用的求解目标定位方程的方法为线性最小二乘法或

是加权线性最小二乘法,需要把基于被动雷达的非线性方程线性化,然后求解出其解析解。但是在这个过程中会存在线性化损失,导致最后的定位精度下降。因为其最小二乘的特性,使得每一个量测值都参与运算,这使得量测值中出现异常值时,对最后的结果有很大的影响,使其无法进行定位。在被动雷达定位中,对目标位置的定位精度要求较高,同时,由于非视距传播或一些干扰,在测量过程中,不可避免的会得到异常量测值点,因此,会直接影响最后的目标定位精度。

发明内容

[0008] 本发明的目的是针对现有技术存在的不足和问题,提出一种在有量测误差异常值时依然能够实现稳定定位的基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法。

[0009] 本发明是一种基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法,其特征在于,使用基于拉格朗日神经网络去求解被动雷达场景下的目标位置,包括有如下步骤:

[0010] (1) 建立目标到达时间的观测模型:首先设定目标以及主、辅接收站的位置,然后以主接收站为观测中心,列出该观测场景下的基于目标信号到达主、辅接收站的到达距离差的观测方程,形成目标到达时间的观测模型;

[0011] (1a) 设定目标以及主、辅接收站的位置:设定目标位置 (x, y) ,设定 (x_0, y_0) 为主接收站的位置,设定 (x_1, y_1) (x_2, y_2) $\cdots$ (x_{M-1}, y_{M-1}) 为辅接收站的位置, i 表示第 i 个辅接收站, $i = 1, 2, \cdots, M-1$;

[0012] (1b) 列出目标到达主、辅接收站距离差的观测方程:根据目标位置和主、辅接收站的位置,以主接收站为观测中心,在各个接收站接收到信号以后,进行信号检测与信号处理,获得目标即辐射源信号到达各个接收站的时间,设目标信号到主接收站时间为 t_0 ,到 $M-1$ 个辅接收站的时间,分别为 $t_1, t_2, \cdots, t_{M-1}$,计算辐射源目标信号到主接收站与 $M-1$ 个辅接收站的时间差,分别为 $\Delta t_1, \Delta t_2, \cdots, \Delta t_{M-1}$,得到目标到主、辅接收站的距离差为 $\Delta t_i \cdot c$,则基于目标到达主、辅接收站的距离差的观测方程为:

$$[0013] \quad \Delta t_i \cdot c = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - \sqrt{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2}, \quad i=1, 2, \cdots, M-1$$

[0014] 其中, Δt_i 为达到时间差, $\Delta t_i = t_i - t_0$, $i=1, 2, \cdots, M-1$, $c=3 \times 10^8 \text{m/s}$ 为光速,此时 Δt_i 表示第 i 个辅接收站与主接收站的时间差;

[0015] (2) 得到目标到主、辅接收站时差的量测值 τ_i ;基于目标到达主、辅接收站的时间差,得到目标信号到主、辅接收站的到达时差的量测值;设目标到主、辅接收站的时差的量测值为 τ_i , τ_i 由时差的真实值 Δt_i 加测量噪声矢量 σ_i 组成,得到 τ_i 为:

$$[0016] \quad \tau_i = \Delta t_i + \sigma_i$$

[0017] 其中 σ_i 为噪声分量, $\sigma_i = [\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_M]$,设定噪声分量 $[\sigma_1^2, \sigma_2^2, \cdots, \sigma_M^2]$ 是服从零均值高斯分布的独立同分布的随机变量;

[0018] (3) 列求解目标位置的定位方程:由目标到主、辅接收站的时差的量测值,列出求解目标位置的带有测量误差的定位方程为:

$$[0019] \quad \tau_i \cdot c = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}$$

[0020] (4) 把求解定位方程的问题转为求解带约束的优化问题:在处理带有测量误差的

定位方程时,将带有测量误差的定位方程,基于测量值与真实值的最小均方误差准则,转为带约束的目标优化问题,列出优化问题中关于目标定位求解的目标函数和约束条件为:

[0021] 目标函数: $\min \sum_{i=1}^{M-1} (d_i - r_0 + r_i)^2$

[0022] 约束条件: $r_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2, i = 1, 2, \dots, M-1$

[0023] $r_0^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$

[0024] 此时,目标函数的形式为二范数的形式;其中, d_i 为目标到主辅接收站距离差的量测值, r_0 为目标到主接收站的真实距离, r_i 为目标到辅接收站的真实距离;

[0025] (5) 构建二范数形式下的拉格朗日乘子式 $L(r_i, r_0, x, y, \lambda_i)$:用步骤(4)中的优化问题的二范数形式下的目标函数以及其与主、辅接收站个数相关的约束构建拉格朗日乘子式;

[0026]
$$L(r_i, r_0, x, y, \lambda_i) = \sum_{i=1}^{M-1} (d_i - r_i + r_0)^2 + \sum_{i=1}^{M-1} (\lambda_i (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)) + \sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

[0027] 其中, $r_i, r_0, x, y, \lambda_i$ 为待优化变量, λ_i 表示第*i*个拉格朗日乘子;为了使得拉格朗日神经网络LPNN更快的达到一个平衡稳定的状态,引入增广项为:

[0028]
$$\sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

[0029] 其中, C_0 为增广项系数;

[0030] (6) 将二范数形式下的目标函数变为一范数形式,并用函数近似法替换:在实际的测量时差定位的过程中,由于信号干扰或者是非视距传播,导致测量的距离差包括异常值,这会对定位结果产生很大的影响;在最小均方误差准则中,因为二范数带有平方项,相比于一范数对异常值更加敏感,把二范数形式的目标函数变为一范数形式的目标函数,并用近似函数替换一范数形式的目标函数,得到近似后的目标函数;

[0031] (7) 重新构建函数近似后的拉格朗日乘子式:基于步骤(6)中的一范数形式的目标函数,使用拉格朗日乘子法,重新构建近似函数近似后的拉格朗日乘子式,为后续的构建拉格朗日神经网络做准备;

[0032] (8) 定义并求解两类神经元:定义拉格朗日乘子式中的待优化变量 r_i, r_0, x, y 对时间的求导为决策变量神经元;定义拉格朗日乘子式中的待优化变量 λ_i 对时间的求导为拉格朗日神经元;其中,决策变量神经元负责寻找原问题的最小点,这个神经元最终会给出神经网络的平衡点,以此来为寻找原问题的最小点作进一步的判断;拉格朗日神经元则负责将动态轨迹快速的引入可行域;进而基于拉格朗日乘子式求解两类神经元,以此进一步为构建拉格朗日神经网络做准备;

[0033] (9) 构建拉格朗日神经网络:首先设定待优化变量 $r_i, r_0, x, y, \lambda_i$ 的初始值,以及每个变量不同的学习率;然后,设定各个待优化变量的终止迭代条件包括变化量阈值和最大迭代次数;同时,每个待优化变量按照自己的学习率进行学习迭代,当每次迭代的变化量小于阈值或超过最大迭代次数时,迭代停止,网络动态平衡;

[0034] (10) 得到被动雷达目标定位的目标位置:通过每个决策变量神经元和拉格朗日神经元不断学习,当迭代停止,达到网络动态平衡时,根据平衡点输出的神经元信息,得到被

动雷达场景下目标定位的目标位置。

[0035] 本发明解决了异常量测值情况下能够实现目标稳定定位的技术问题。

[0036] 本发明与现有技术相比,具有如下优点:

[0037] 在低信噪比情况下,有更高的定位精度:传统的被动雷达定位方法中,在解定位方程时,使用的是最小二乘法或加权最小二乘算法,这些最小二乘类的算法在求解方程的解时,需要进行线性化,在这个过程中,会有线性化损失导致在其定位精度较低,特别是在低信噪比的时候,更为明显。本发明基于构建拉格朗日神经网络,求解带误差的定位方程的解,采用初始值学习迭代的方式,在网络处于稳定状态时,由相应的变量神经元输出目标位置,可避免由传统的线性最小二乘法线性化引入的线性误差,从而使得本发明具有更高的定位精度,而且在低信噪比的时候定位也能具有更高的稳定性。

[0038] 在异常量测值存在的情况下,实现稳定定位:在传统的最小二乘类的被动雷达定位算法中,因为其解析解的形式,导致有异常量测值存在下,对最后关于目标位置的解析解有较大的影响,导致最后定位不准,不能够实现稳定定位。本发明利用拉格朗日神经网络,对初始值进行学习迭代,最后得到迭代解。在实际求解带误差的非线性量测方程的过程中,本发明可以实现带有异常值的情况下,对比传统方法实现更稳定的定位效果。

附图说明

[0039] 图1是本发明的框图;

[0040] 图2是基于拉格朗日神经网络进行求解实现流程框图;

[0041] 图3中的图3(a)和图3(b),是两种布站方式下不引入异常值时本发明与传统定位方法的RMSE对比图,其中:

[0042] 图3(a)表示四个雷达接收站菱形布站情况下的不引入异常值时本发明与传统定位方法的RMSE对比图;

[0043] 图3(b)表示四个雷达接收站Y形布站情况下的不引入异常值时,本发明与传统定位方法的RMSE对比图;

[0044] 图4中的图4(a)、4(b)、4(c)和4(d),是四个被动雷达接收站引入异常值时本发明与传统定位方法的RMSE对比图。其中:

[0045] 图4(a)表示四个雷达接收站菱形布站情况下引入指数分布异常值时,本发明与传统定位方法的RMSE对比图;

[0046] 图4(b)分别表示四个雷达接收站菱形布站情况下引入均匀分布异常值时,本发明与传统定位方法的RMSE对比图;

[0047] 图4(c)分别表示四个雷达接收站Y形布站情况下引入指数分布异常值时,本发明与传统定位方法的RMSE对比图;

[0048] 图4(d)分别表示四个雷达接收站Y形布站情况下引入均匀分布异常值时,本发明与传统定位方法的RMSE对比图;

[0049] 图5是本发明用于目标函数近似的双曲函数图像。

具体实施方式

[0050] 实施例1:

[0051] 现有的被动雷达目标定位方法,通常在解定位方程时是最小二乘法或加权最小二乘法,基于最小二乘类的算法在求解解析解的目标位置时,需要将非线性的定位方程线性化才能求解其解析解,这个过程会有一定的损失,导致最后的定位精度也有损失,特别是在低信噪比时,定位精度较低尤为明显。同时,由于其最小二乘的特性,使得每一个量测值都参与运算,这使得量测值中出现异常值时,对最后的结果有很大的影响,使其无法进行定位,在被动雷达定位中存在异常量测值点,由于定位误差较大传统的算法不能进行实际的定位。

[0052] 近几年,在满足约束和目标函数均可微的条件下,有一些学者也在探究满足约束条件的最优解,也有相关学者把拉格朗日神经网络应用到MIMO雷达定位或者城市的源定位中。本发明针对异常量测值存在无法定位问题,利用拉格朗日神经网络通过循环迭代的方式求解目标位置,解决以上问题,提出一种基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法。

[0053] 本发明是一种基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法,包括从观测模型的建立到定位方程的求解,参见图1,图1是本发明的流程框图,使用基于拉格朗日神经网络去求解被动雷达场景下的目标位置,包括有如下步骤:

[0054] (1) 基于目标到达时间的观测模型:首先设定目标以及主、辅接收站的位置坐标,然后以主接收站为观测中心,列出该观测场景下的基于目标信号到达主、辅接收站的到达距离差的观测方程,形成目标到达时间的观测模型。

[0055] (1a) 设定目标以及主、辅接收站的位置:本发明设定目标位置为 (x, y) ,也就是说在观测模型中目标的坐标为 (x, y) ,设定主接收站的位置为 (x_0, y_0) ,即观测模型中主接收站的坐标为 (x_0, y_0) ,设定 (x_1, y_1) $(x_2, y_2) \cdots (x_{M-1}, y_{M-1})$ 为辅接收站的位置,即观测模型中辅接收站的坐标为 (x_1, y_1) $(x_2, y_2) \cdots (x_{M-1}, y_{M-1})$,其中 i 表示第 i 个辅接收站, $i=1, 2, \cdots, M-1$ 。在本发明的观测模型下,主要涉及目标位置以及各个接收站的位置,故需设定目标与主、辅接收站的具体坐标。

[0056] (1b) 基于以上建模的目标以及主、辅接收站的具体位置坐标,列出目标到达主、辅接收站距离差的观测方程,观测方程为进行目标定位方程的首要前提。根据步骤(1a)中的目标位置和主、辅接收站的位置,以主接收站为观测中心,在各个接收站接收到信号以后,进行信号检测与信号处理,获得目标即辐射源信号到达各个接收站的时间,设目标信号到主接收站时间为 t_0 ,到 $M-1$ 个辅接收站的时间,分别为 $t_1, t_2, \cdots, t_{M-1}$,并由此计算辐射源目标信号到主接收站与 $M-1$ 个辅接收站的时间差,分别为 $\Delta t_1, \Delta t_2, \cdots, \Delta t_{M-1}$,以此可得到目标到主、辅接收站的距离差为 $\Delta t_i \cdot c$,则基于目标到达主、辅接收站的距离差的观测方程为:

$$[0057] \quad \Delta t_i \cdot c = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}, \quad i = 1, 2, \cdots, M-1$$

[0058] 其中, Δt_i 为达到时间差, $\Delta t_i = t_i - t_0, i = 1, 2, \cdots, M-1, c = 3 \times 10^8 \text{m/s}$ 为光速,此时 Δt_i 表示第 i 个辅接收站与主接收站的时间差。

[0059] 为了更好的阐述本发明在被动雷达场景下目标位置求解的思路与步骤,需基于观测模型对场景中目标以及各个接收站进行建模,以更准确清晰的说明求解目标位置的具体过程。

[0060] (2) 根据建模的目标坐标以及各个接收站的坐标及观测方程,得到目标到主、辅接

收站时差的量测值 τ_i ,这里的时间差量测值为时间差真实值加时间差估计值,即噪声矢量。基于目标到达主、辅接收站的时间差,得到目标信号到主、辅接收站的到达时差的量测值;设目标到主、辅接收站的时差的量测值为 τ_i , τ_i 由时差的真实值 Δt_i 加测量噪声矢量 σ_i 组成,如下式所示:得到 τ_i 为:

$$[0061] \quad \tau_i = \Delta t_i + \sigma_i$$

[0062] 其中 σ_i 为噪声分量, $\sigma_i = [\sigma_{i1}, \sigma_{i2}, \dots, \sigma_{iM}]$,设定噪声分量 $[\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_M^2]$ 是服从零均值高斯分布的独立同分布的随机变量。

[0063] (3) 列求解目标位置的定位方程:基于到达时间差的被动雷达目标定位方法,由步骤(2)中得到的目标到主、辅接收站的时差的量测值,列出求解目标位置的带有测量误差的定位方程为:

$$[0064] \quad \tau_i \cdot c = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}$$

[0065] 定位方程为求解目标位置的必要前提,若在理想情况没有误差情况下可直接进行求解,但此时的定位方程带有测量误差,所以在求解此方程时,一直以来都是采用最小二乘法求解方程的解,其弊端在此不再叙述,本发明采用将求解定位方程的方式转为带约束的优化问题求解,可去除传统方法的弊端。

[0066] (4) 为了构建拉格朗日乘子式,需把求解定位方程的问题转为求解带约束的优化问题:参见图2,图2是基于拉格朗日神经网络进行求解实现流程框图,本发明在处理带有测量误差的定位方程时,将步骤(3)中列出的带有测量误差的定位方程,基于测量值与真实值的最小均方误差准则,转为带约束的目标优化问题,列出优化问题中关于目标定位求解的目标函数和约束条件为:

$$[0067] \quad \text{目标函数: } \min \sum_{i=1}^{M-1} (d_i - r_0 + r_i)^2$$

$$[0068] \quad \text{约束条件: } r_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2, i = 1, 2, \dots, M-1$$

$$[0069] \quad r_0^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$$

[0070] 此时,目标函数的形式为二范数的形式;其中, d_i 为目标到主辅接收站距离差的量测值, r_0 为目标到主接收站的真实距离, r_i 为目标到辅接收站的真实距离。

[0071] (5) 基于带约束的优化问题形式,为了得到拉格朗日神经网络的各个神经元,从而构建二范数形式下的拉格朗日乘子式 $L(r_i, r_0, x, y, \lambda_i)$:在步骤(4)中,目标函数基于最小均方误差准则列出,因此步骤(4)中的目标函数为二范数的形式,在此步骤中基于拉格朗日乘子法构建拉格朗日乘子式。所以,用步骤(4)中的优化问题的二范数形式下的目标函数以及其与主、辅接收站个数相关的约束构建拉格朗日乘子式为:

$$[0072] \quad L(r_i, r_0, x, y, \lambda_i) = \sum_{i=1}^{M-1} (d_i - r_i + r_0)^2 + \sum_{i=1}^{M-1} (\lambda_i (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)) + \sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

[0073] 其中, $r_i, r_0, x, y, \lambda_i$ 为待优化变量,待优化变量分为决策变量和拉格朗日变量, r_i, r_0, x, y 为决策变量, λ_i 表示第*i*个拉格朗日乘子;为了使得拉格朗日神经网络LPNN更快的达到一个平衡稳定的状态,引入增广项为:

$$[0074] \quad \sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

[0075] 其中, C_0 为增广项系数。

[0076] (6) 由于二范数与一范数对待异常值的敏感性不同,所以在处理异常值时,需将二范数形式下的目标函数变为一范数形式,并用近似函数替换:在实际的测量时差定位的过程中,由于信号干扰或者是非视距传播,导致测量的距离差包括异常值,对定位结果产生很大的影响;在最小均方误差准则中,因为二范数带有平方项,相比于一范数对异常值更加敏感,把二范数形式的目标函数变为一范数形式的目标函数,因为求解拉格朗日各个神经元时,要求优化问题的目标函数为可微的,所以在此用近似函数替换一范数形式的目标函数,得到近似后的目标函数,其中,近似函数由实施例2中详细说明。

[0077] (7) 在修改完目标函数的形式以后,为了构建可以处理异常量测值的拉格朗日神经网络,本发明重新构建一范数形式的拉格朗日乘子式:基于步骤(6)中的一范数形式的目标函数,使用拉格朗日乘子法,重新构建近似函数替换后的拉格朗日乘子式,为后续的构建拉格朗日神经网络做准备。

[0078] (8) 定义并求解两类神经元:定义拉格朗日乘子式中的待优化变量 r_i, r_0, x, y 对时间的求导为决策变量神经元;定义拉格朗日乘子式中的待优化变量 λ_i 对时间的求导为拉格朗日神经元;其中,决策变量神经元负责寻找原问题的最小点,这个神经元最终会给出神经网络的平衡点,以此来为寻找原问题的最小点作进一步的判断;拉格朗日神经元则负责将动态轨迹快速的引入可行域;进而基于拉格朗日乘子式求解两类神经元,以此进一步为构建拉格朗日神经网络做准备。通过定义并求解两类神经元来构建拉格朗日神经网络。

[0079] (9) 构建拉格朗日神经网络,通过迭代的方式求解目标位置,避免了异常值存在对定位精度的影响:首先设定待优化变量 $r_i, r_0, x, y, \lambda_i$ 的初始值,以及每个变量不同的学习率;然后,设定各个待优化变量的终止迭代条件包括变化量阈值和最大迭代次数;同时,每个待优化变量按照自己的学习率进行学习迭代,当每次迭代的变化量小于阈值或超过最大迭代次数时,迭代停止,网络动态平衡。

[0080] 本发明采用初始值学习迭代的方式,当网络处于稳定状态时,由相应的变量神经元输出目标位置,可避免由传统的线性最小二乘法线性化引入的线性误差,从而使得本发明具有更高的定位精度,而且在低信噪比的时候定位也能具有更高的稳定性。

[0081] (10) 通过神经元输出信息,得到被动雷达目标定位的目标位置:通过每个决策变量神经元和拉格朗日神经元不断学习,当迭代停止网络动态平衡时,可以输出各个神经元的的信息,根据平衡点输出的神经元信息,得到被动雷达观测模型场景下目标定位的目标位置,同时也可得到目标位置下的拉格朗日乘子值,完成基于拉格朗日的被动雷达目标定位。

[0082] 拉格朗日神经网络的提出最初的目的是解决非光滑的凸最优问题,近年来,也有很多学者应用此算法解决非光滑凸最优的数学问题。而在求解被动雷达定位方程的时候,如果我们初始点的位置选的好,能使得局部最优点为全局最优点,就可以用拉格朗日神经网络的方式求解高度非线性非凸的定位方程。这种方法是在最优化中基于拉格朗日乘子理论去寻找满足约束条件的最优解,其中约束条件既可以是等式也可以是不等式,并且神经网络的平衡点满足算法条件。在这种改进的神经网络中有两种神经元:变量神经元和拉格朗日神经元。其中,变量神经元负责寻找目标函数的最小点以及提供解决问题的平衡点;而

拉格朗神经元负责将动态轨迹快速的引入可行域。本发明中最优化问题是仅限于目标函数和约束函数都是光滑的。

[0083] 本发明的技术思路是：基于观测模型列出带误差的目标定位方程，之后将定位方程转为带约束的目标优化问题，然后再将优化问题转为拉格朗日函数方程，构建拉格朗日乘子式，最后根据拉格朗日乘子式求解拉格朗日神经网络对应神经元，从而根据相应的神经元建立拉格朗日网络，求解目标位置。

[0084] 本发明通过步骤(4)到步骤(10)，将传统最小二乘方法线性化求解定位方程的方式转为了通过拉格朗日神经网络迭代求解，避免了线性化损失，使得在低信噪比时，本发明有更高的定位精度。

[0085] 本发明解决了传统算法中异常量测值存在下定位不准，在带有异常量测值的情况下无法实现稳定定位的问题，对比传统的算法，有很高的定位精度，保证了被动雷达在一些特殊环境或者恶劣天气下，依然可以实现稳定定位，并且在成功定位目标位置后，可进行目标监视和识别目标等相关操作。

[0086] 实施例2：

[0087] 基于拉格朗日的被动雷达目标定位方法同实施例1，步骤(6)所述的将二范数形式下的目标函数变为一范数形式，包括有如下步骤：

[0088] (6a) 目标函数变型为一范数的形式为：

[0089] 目标函数： $\min \sum_{i=1}^{M-1} |d_i - r_0 + r_i|$

[0090] 约束条件： $r_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2$

[0091] $r_0^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$

[0092] 但在LPNN中，因为一范数对异常值的敏感性不如二范数，所以将目标函数变为一范数的形式，以应对在异常量测值下的目标位置求解，同时，LPNN要求约束和目标函数都必须是可微的，显然一范数形式的目标函数，在零点处并不满足可微的条件；其中*i*表示第*i*个辅接收站，*i* = 1, 2, ..., *M* - 1；所以在此引入一个近似函数代替一范数，处理不可微的一范数形式的目标函数。

[0093] (6b) 得到采用近似函数后的目标函数：在数学中，双曲函数是一类常见的三角函数，也成为圆函数，并且可以满足所有点都可微，并且在双曲函数的系数μ足够大的时候，双曲函数的图像和一范数的图像近似相同，因此将一范数近似为双曲函数可以很好的解决这个问题；

[0094] 利用双曲函数与一范数函数的相似性，设近似函数为：

[0095] $g(x) = \frac{1}{\mu} \ln(\cosh(\mu x))$

[0096] 式中*x*为自变量，μ为双曲函数的系数，得到采用近似函数后的目标函数：

[0097] 目标函数： $\min \frac{1}{\mu} \sum_{i=1}^{M-1} \ln(\cosh(\mu(d_i - r_0 + r_i)))$

[0098] 约束条件： $r_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2$

[0099] $r_0^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$

[0100] 其中, i 表示第 i 个辅接收站, $i=1, 2, \dots, M-1$ 。

[0101] 在本发明中, 由于范数形式对异常值的敏感性不同, 使得目标函数在变为一范数的形式后不满足拉格朗日神经网络处处可微的要求, 由于以上的双曲线函数与一范数函数近似, 如图5所示, 为用于函数近似的双曲函数图像, 其中, 横轴为自变量, 纵轴为因变量。由下到上分别为 $\mu 10$ 、20、40、无穷大时的函数图像, 可见函数的系数 μ 越大, 图像越接近一范数函数。因此本发明在步骤6里面采用函数近似法对一范数形式的目标函数进行近似函数替换, 使得目标函数满足处处可微, 满足使用拉格朗日神经网络的要求。

[0102] 实施例3:

[0103] 基于拉格朗日的被动雷达目标定位方法同实施例1-2, 步骤(7)所述的重新构建采用近似函数后的拉格朗日乘子式, 包括有如下步骤:

[0104] 重新构建拉格朗日乘子式为:

$$[0105] \quad L(r_i, r_0, x, y, \lambda_i) = \frac{1}{\mu} \sum_{i=1}^{M-1} \ln(\cosh(\mu(d_i - r_0 + r_i))) + \sum_{i=1}^{M-1} (\lambda_i(r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)) + \sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

[0106] 其中, 为了使得LPNN网络更快的达到一个平衡稳定的状态, 依然引入增广项为:

$$[0107] \quad \sum_{i=1}^{M-1} \frac{C_0}{2} (r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)^2$$

[0108] 其中, C_0 为增广项系数, 为一个常数, 它的取值通常和数学模型有关, 当 C_0 足够大时, 可保证拉格朗日网络快速到达稳定。

[0109] 本发明重新构建拉格朗日乘子式后, 求解新的拉格朗日神经网络的神经元, 进而构建拉格朗日神经网络, 使得在被动雷达目标定位的过程中, 可以避免异常量测值对最后的定位精度的影响。按照步骤6中近似函数替换后的目标函数, 在步骤7中重新构建拉格朗日乘子式, 为下一步求解两类神经元做准备, 因为在目标函数变化以后, 相应的拉格朗日乘子式也发生了变化, 进而需要重新构建拉格朗日乘子式, 对不同的待优化变量求导, 以求得两类神经元, 包括决策变量神经元与拉格朗日神经元。

[0110] 实施例4:

[0111] 基于拉格朗日的被动雷达目标定位方法同实施例1-3, 步骤(8)所述的定义并求解两类神经元, 包括有如下步骤:

[0112] (8a) 定义每个决策变量神经元, 其中关于目标到主、辅接收站真实距离的决策变量神经元为:

$$[0113] \quad \frac{d[r_i(t)]}{dt} = -\frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial r_i} \quad \frac{d[r_0(t)]}{dt} = -\frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial r_0}$$

[0114] 关于目标位置的决策变量神经元为:

$$[0115] \quad \frac{d[x(t)]}{dt} = -\frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial x} \quad \frac{d[y(t)]}{dt} = -\frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial y}$$

[0116] 根据整理好的拉格朗日函数, 求解每个决策变量神经元分别为:

$$[0117] \quad \frac{d[r_0(t)]}{dt} = \sum_{i=1}^{M-1} \tanh(\mu(d_i - r_0 + r_i)) - 2\lambda_0 r_0 - 2r_0 C_0 (r_0^2 - (x - x_0)^2 - (y - y_0)^2)$$

$$[0118] \quad \frac{d[r_i(t)]}{dt} = -\tanh(\mu(d_i - r_0 + r_i)) - 2\lambda_i r_i - 2r_i C_0(r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)$$

$$[0119] \quad \frac{d[x(t)]}{dt} = -\sum_{i=0}^{M-1} 2\lambda_i (x - x_i) - 2\sum_{i=0}^{M-1} C_0(r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)(x - x_i)$$

$$[0120] \quad \frac{d[y(t)]}{dt} = -\sum_{i=0}^{M-1} 2\lambda_i (y - y_i) - 2\sum_{i=0}^{M-1} C_0(r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2)(y - y_i)$$

[0121] (8b) 定义拉格朗日乘子的拉格朗日神经元为:

$$[0122] \quad \frac{d[\lambda_i(t)]}{dt} = \frac{\partial L(r_i, r_0, x, y)}{\partial \lambda_i}$$

[0123] 根据整理好的拉格朗日函数, 求解所构建的被动雷达目标定位的拉格朗日神经元为:

$$[0124] \quad \frac{d[\lambda_i(t)]}{dt} = r_i^2 - (x - x_i)^2 - (y - y_i)^2$$

[0125] 以此求得决策变量神经元和拉格朗日神经元。

[0126] 基于步骤7中重新构建的拉格朗日乘子式, 在步骤8中求解两类神经元, 为下一步构建拉格朗日神经网络做准备, 首先分别定义两类神经元, 包括决策变量神经元和拉格朗日神经元, 然后基于每个决策变量与拉格朗日变量对时间的求导, 分别得到两类神经元。得到两类神经元后, 进而构建拉格朗日神经网络。

[0127] 实施例5:

[0128] 基于拉格朗日的被动雷达目标定位方法同实施例1-4, 步骤(9)中所述的构建针对被动雷达目标定位的拉格朗日神经网络, 包括有如下步骤:

[0129] (9a) 设定待优化变量的初始值: 初始值包括目标位置初始值(x, y)、目标距主接收站的真实位置初始值 r_0 、目标距离辅接收站的真实位置初始值 r_i 、主接收站相关的拉格朗日乘子式初始值 λ_0 、辅接收站个数相关的i个拉格朗日乘子初始值 $\lambda_i, i=1, 2, \dots, M-1$;

[0130] (9b) 设定每个待优化变量的学习率 l_t , 并设定终止迭代条件: 包括阈值 ε 与最大迭代次数N, 每个变量按照不同的学习率进行迭代;

[0131] (9c) 被动雷达目标定位下拉格朗日神经网络进行迭代: 具体迭代过程为:

$X_{k+1}^t = X_k^t + l_t \cdot \Delta X^t$, t为第t个待学习的变量, $t=1, 2, \dots, 2M+2$, k为迭代次数, M为被动雷达接收站的数量; 其中 X^1 为目标位置待优化变量x、 X^2 为目标位置待优化变量y、 $X^3 \sim X^{M+2}$ 为目标距主、辅接收站的真实位置待优化变量 r_0 和 $r_i, i=1, 2, \dots, M-1$ 、 $X^{M+3} \sim X^{2M+2}$ 为 λ_0 和i个拉格朗日乘子初始值 $\lambda_i, i=1, 2, \dots, M-1$; ΔX^t 为第t个待优化变量对应的神经元, 当 ΔX^t 大于 ε 或者迭代次数小于N时, 迭代继续; 当 ΔX^t 小于 ε 或者迭代次数大于N时, 迭代停止, 完成网络动态平衡。网络动态平衡时, 平衡点输出的神经元信息即为目标位置信息。

[0132] 本发明在步骤(9)中, 完整描述了构建拉格朗日神经网络的全过程, 包括设定待优化变量的初始值、设定每个待优化变量的学习率以及迭代终止条件, 描述的具体的迭代过程。保证了每个待优化变量按照自己的学习率, 不断的迭代学习, 直到满足迭代终止条件时, 迭代停止, 网络平衡。基此由网络平衡时的神经元的输出, 得到目标位置。

[0133] 本发明公开了一种基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法。主要解决现

有技术在量测误差较大时定位精度不高、以及在存在异常量测值时定位不准的问题。其方案是：基于观测测量值，列出带有量测误差的目标定位方程，之后将定位方程转为带约束的目标优化问题求解，之后将优化问题转为拉格朗日函数方程，从而构建拉格朗日乘子式，最后根据拉格朗日乘子式求解拉格朗日神经网络对应神经元，从而根据相应的神经元建立拉格朗日网络，求解目标位置。同时，在涉及到量测异常值的时候，提出了一种函数近似法逼近一范数，满足了拉格朗日神经网络必须处理处处可微的代价函数这一特点。本发明定位精度高、稳健性好，工程应用性很强，可用于多站被动雷达定位系统。

[0134] 下面结合仿真实验对本发明的技术效果做描述：

[0135] 实施例6：

[0136] 基于拉格朗日的被动雷达目标定位方法同实施例1-5。

[0137] 仿真条件：

[0138] 设定四个被动雷达接收站、一个目标，布站方式分别为菱形布站和Y型布站两种方式，其中，四个被动雷达有一个是主接收站，三个辅接收站。其中，在菱形布站中主站坐标为 $[5, 5]$ km，三个辅站的坐标为 $[5, -5]$ km、 $[-5, -5]$ km、 $[-5, 5]$ km，目标的真实位置设置在距离主站5公里的位置。在Y型布站中，主接收站的位置为 $[0, 0]$ ，三个辅站的坐标为 $[12.5, 12.5\sqrt{3}]$ km、 $[12.5, -12.5\sqrt{3}]$ km、 $[-25, 0]$ km，目标设置在距离主接收站40km位置。在仿真环境中设定量测误差满足零均值的高斯分布。

[0139] 仿真内容：

[0140] 仿真1：在上述仿真条件下，在不引入异常值情况下，分别对比了现有技术中的线性最小二乘法 (LLS)、拉格朗日神经网络二范数 (LPNN_2) 和本发明的拉格朗日神经网络一范数 (LPNN_1) 三种方法，在四个被动雷达接收站不同布站方式的情况下的定位均方根误差 (RMSE)，如图3所示。

[0141] 仿真结果分析：

[0142] 参见图3 (a) 和图3 (b)，图3 (a) 和图3 (b) 的横轴均为测量误差的标准差，单位为m，纵轴均为定位结果的均方根误差RMSE，单位为m。

[0143] 图3 (a) 是四个雷达接收站菱形布站情况下的不引入异常值时本发明与传统定位方法的RMSE对比图；其中带有方块标志的曲线表示本发明的LPNN_1范数方法的定位均方根误差、带有三角标志的曲线表示LPNN_2范数方法的定位均方根误差、带有圆形标志的曲线表示传统LLS方法的定位均方根误差。对比图3a中三种方法的曲线可以得出，被动雷达接收站在菱形分布下，没有异常量测值的时，随着测量误差不断变大，在误差分布为100m之前，三种方法曲线的定位均方根误差近似，在误差分布为100m以后，LPNN_1范数方法比较其他两种方法的定位精度更高。在误差分布为10000m时，本发明的定位均方根误差为24m，而LPNN_2范数方法的定位均方根误差为72m，LLS方法的定位均方根误差为86m，实验数据表明在低信噪比时，本发明LPNN_1范数方法有高出其他两种算法至少40m均方根误差的定位精度。

[0144] 图3 (b) 是四个雷达接收站Y形布站情况下的不引入异常值时本发明与传统定位方法的RMSE对比图；其中带有方块标志的曲线表示本发明的LPNN_1范数方法的定位均方根误差、带有三角标志的曲线表示LPNN_2范数方法的定位均方根误差、带有圆形标志的曲线表

示传统LLS方法的定位均方根误差。由图3b中三种方法的曲线对比可以得出,被动雷达接收站在Y形分布下,没有异常量测值的时,随着测量误差不断变大,本发明LPNN_1范数方法比较其他两种方法的定位精度一直最高,且相比于误差分布为0时的均方根误差没有较大变化。所以由图3 (b) 可以得到,在误差分布逐渐增大,即低信噪比时,本发明LPNN_1范数方法有较高的定位精度。

[0145] 无论在菱形布站还是Y型布站的方式下,本发明LPNN_1范数方法都能实现相比传统算法在低信噪比时,有更高的定位精度。

[0146] 实施例8:

[0147] 基于拉格朗日的被动雷达目标定位方法同实施例1-6,仿真条件如实施例7。

[0148] 仿真2:在上述仿真条件下,分别引入一个服从指数分布和均匀分布的异常值,横轴为异常值的均值强度变化,纵轴为均方根误差RMSE。再次对比以上三种方法的定位均方根误差,如图4所示。

[0149] 仿真内容:

[0150] 在图4中,图4(a)表示在菱形布站的情况下,引入一个指数分布的异常值,其中,带有方块标志的曲线表示LPNN_1范数方法的定位均方根误差、带有三角标志的曲线表示LPNN_2范数方法的定位均方根误差、带有圆形标志的曲线表示传统LLS方法的定位均方根误差。图4 (b) 表示在菱形布站的情况下,引入一个均匀分布的异常值,其中,带有方块标志的曲线表示LPNN_1范数方法的定位均方根误差、带有三角标志的曲线表示LPNN_2范数方法的定位均方根误差、带有圆形标志的曲线表示传统LLS方法的定位均方根误差。图4(c)表示在Y形布站的情况下,引入一个指数分布的异常值,其中,带有方块标志的曲线表示LPNN_1范数方法的定位均方根误差、带有三角标志的曲线表示LPNN_2范数方法的定位均方根误差、带有圆形标志的曲线表示传统LLS方法的定位均方根误差。图4 (d) 表示在Y形布站的情况下,引入一个均匀分布的异常值,其中,带有方块标志的曲线表示LPNN_1范数方法的定位均方根误差、带有三角标志的曲线表示LPNN_2范数方法的定位均方根误差、带有圆形标志的曲线表示传统LLS方法的定位均方根误差。

[0151] 仿真结果分析:

[0152] 对比以上三种方法的定位性能,从图4(a)中可以看出,采用菱形布站方式,引入指数分布异常量测值时,本发明LPNN_1范数方法随着异常值强度的增加,并没有很大的变化,定位均方误差一直在10m附近,而其他两种算法的定位均方误差已经为50m,已经无法实现稳定定位。从图4 (b) 中可以看出,采用菱形布站方式,引入均匀分布异常量测值时,本发明LPNN_1范数方法随着异常值强度的增加,依然没有很大的变化,定位均方误差一直在10m附近,而其他两种算法的定位均方误差已经崩盘,已经无法实现稳定定位。

[0153] 从图4 (c) 中可以看出,采用Y形布站方式,引入指数分布异常量测值时,本发明LPNN_1范数方法随着异常值强度的增加,并没有很大的变化,定位均方误差一直很稳定,而其他两种算法的定位均方误差已经崩盘,特别是LLS算法的RMSE已经达到2000m,已经无法实现稳定定位。从图4 (d) 中可以看出,采用Y形布站方式,引入均匀分布异常量测值时,本发明LPNN_1范数方法随着异常值强度的增加,依然没有很大的变化,定位均方误差一直在150m附近,实现稳定定位。

[0154] 每种布站方式以及引入不同方式分布的异常量测值,都是本发明LPNN_1范数方法

的定位性能最好,且稳定性优于其他两种算法。使得在实际的测量过程中,存在非视线传播和信号干扰时,测量的时间差存在离群值点情况下,可以实现稳定定位。并且避免了传统的最小二乘算法带来的线性化损失。本发明利用拉格朗日神经网络,对初始值进行学习迭代,最后得到迭代解。在实际求解带误差的非线性量测方程的过程中,本发明可以实现带有异常值的情况下,对比传统方法实现更稳定的定位效果。

[0155] 综上所述,本发明是一种基于拉格朗日神经网络的被动雷达目标定位方法,属于被动雷达定位技术领域,解决了异常量测值情况下能实现目标稳定定位的技术问题。实现包括:建立目标到达时间的观测模型;得到目标到主、辅接收站时差的量测值 τ_i ;列求解目标位置的定位方程;把求解定位方程的问题转为求解带约束的优化问题;构建二范数形式下的拉格朗日乘子式 $L(r_i, r_0, x, y, \lambda_i)$;将二范数形式下的目标函数变为一范数形式;重新构建一范数形式的拉格朗日乘子式;定义并求解两类神经元;构建拉格朗日神经网络;得到被动雷达目标定位的目标位置。本发明把求解定位方程的问题转为求解带约束的优化问题,并通过拉格朗日乘子法得到拉格朗日乘子式,进而通过求导的方式求解拉格朗日神经元,从而构建拉格朗日神经网络,将传统使用最小二乘算法求解定位方程的解析解的方式变成了在拉格朗日神经网络中进行迭代,避免了最小二乘线性化损失的同时,实现异常量测值情况下能进行目标稳定定位。本发明在低信噪比情况下,有更高的定位精度;在异常量测值存在的情况下,实现稳定定位。应用在多站被动雷达定位系统中。

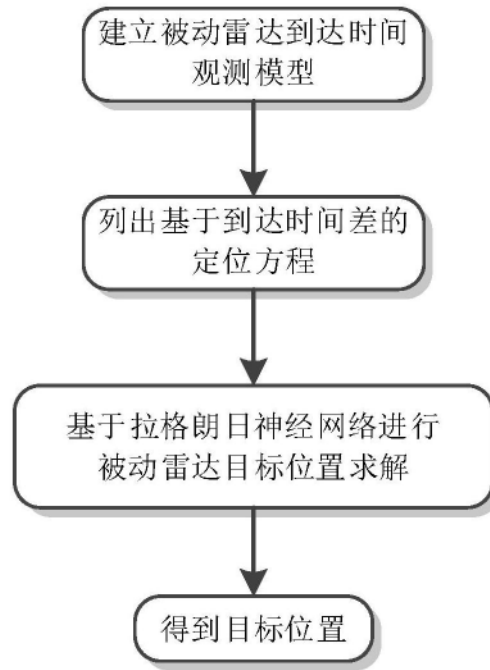


图1

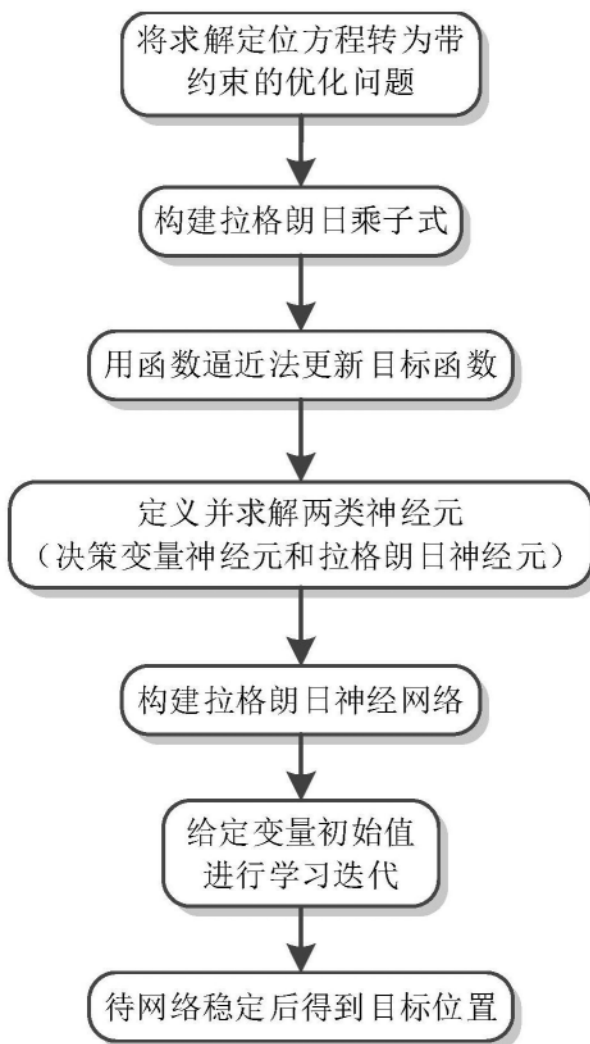


图2

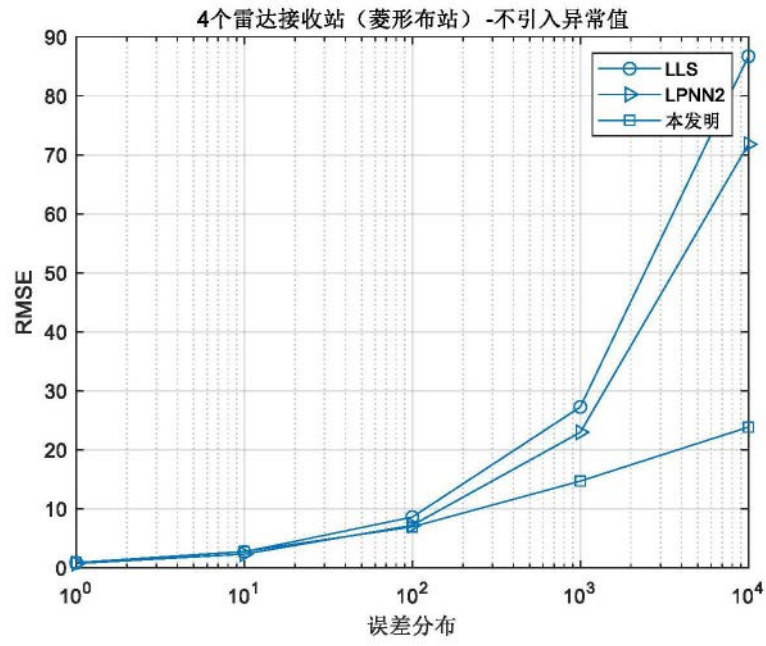


图3(a)

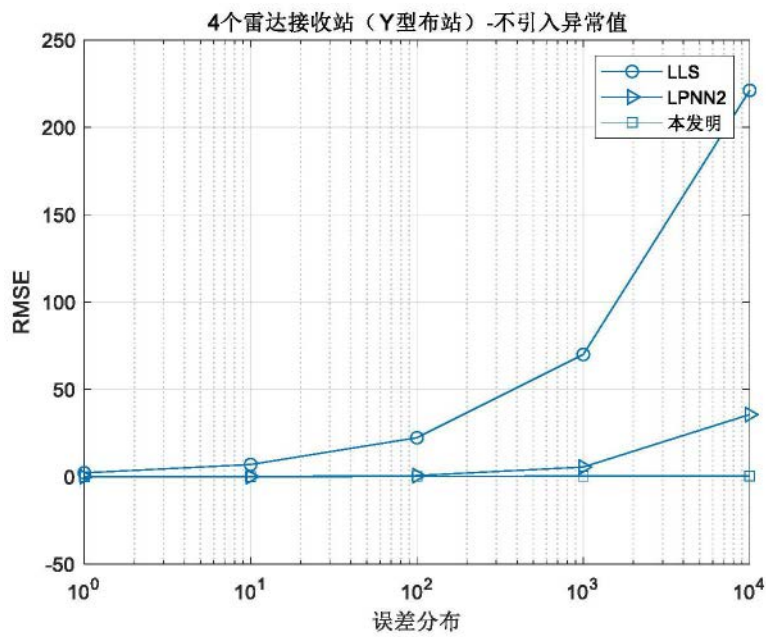


图3(b)

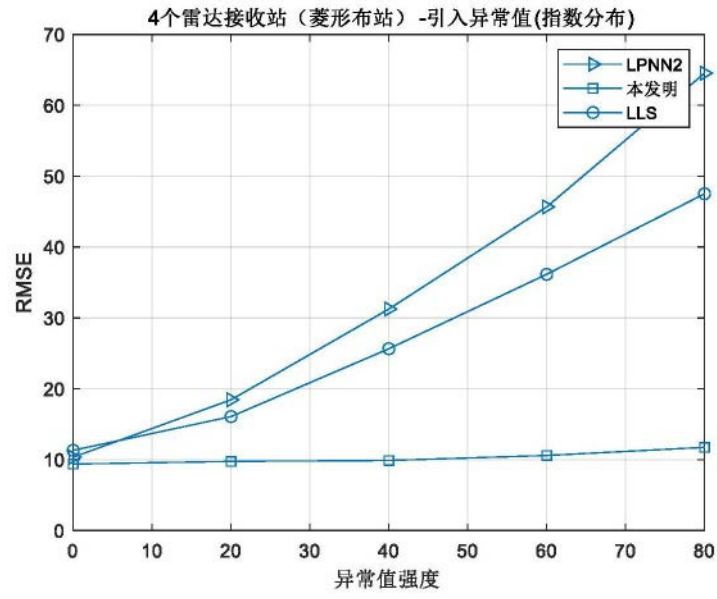


图4(a)

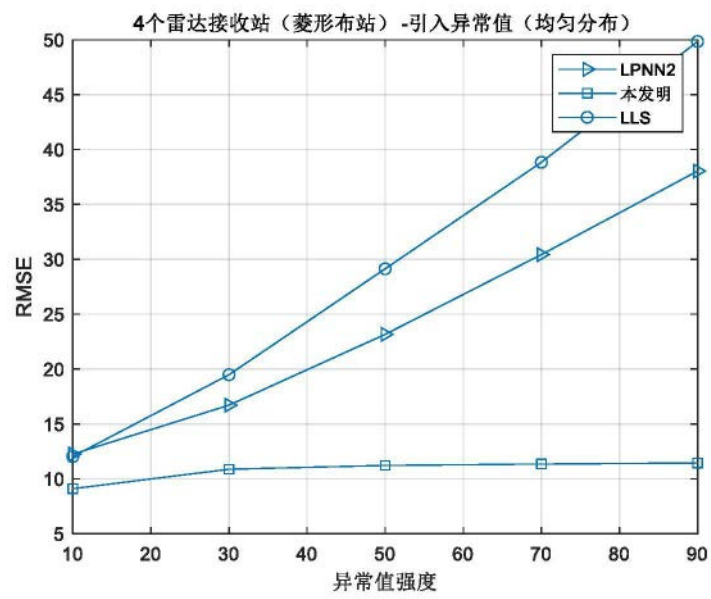


图4(b)

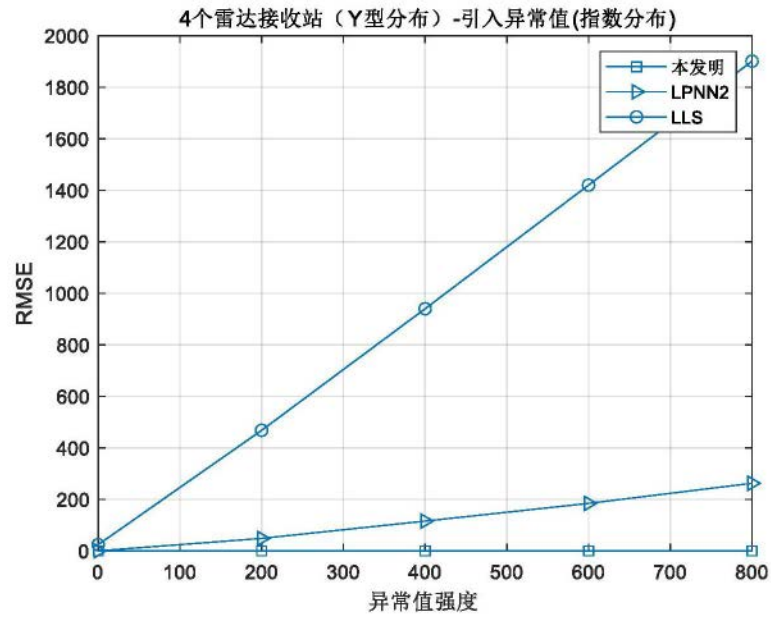


图4(c)

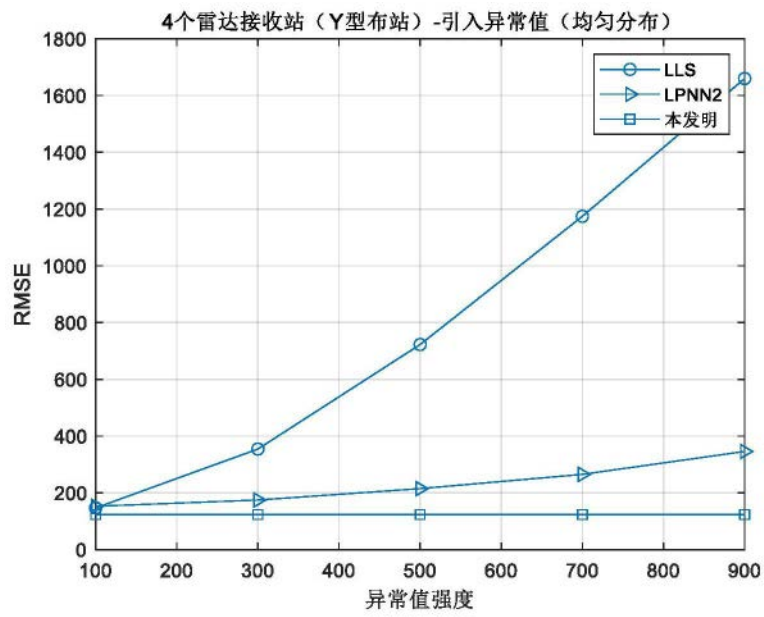


图4(d)

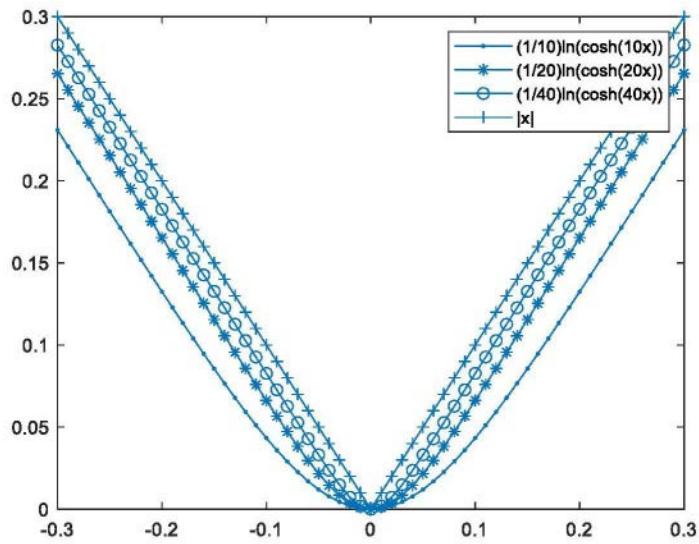


图5