

1. 基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,其特征在于步骤如下:

S1、测量得到推扫辐射计的环焦反射面结合密集馈源阵列条件下的所有接收链路的馈源次级天线方向图 $F_{\text{feed}}(i)$, $i=1\sim M$, M 为推扫辐射计接收链路数目;

S2、以期望得到的各波束合成后天线方向图作为优化目标,基于推扫辐射计各接收链路的馈源次级天线方向图 $F_{\text{feed}}(i)$, $i=1\sim M$,得到最优波束合成幅相加权系数矩阵 $C_{0(K\times N)}$, K 为合成波束数目, N 为每个合成波束中所选择接收链路数目;

S3、采用耦合器对推扫辐射计所有接收链路馈入幅度相位相同的相干噪声信号,得到推扫辐射计各波束合成选择的接收链路中接收通道的幅相不一致性 $\Delta g'_{(K\times N)}$;

S4、采用推扫辐射计各波束合成选择的接收链路中接收通道的幅相不一致性 $\Delta g'_{(K\times N)}$,更新波束合成的幅相加权系数 $C_{1(K\times N)}$,得到定标后的波束合成天线方向图 $F'_{\text{beam}}(k)$, $k=1\sim K$;

S5、通过推扫辐射计系统观测微波辐射亮温已知的定标场,以推扫辐射计观测微波辐射亮温已知的定标场输出的功率信号 P_{Model} 作为输入层、定标场的微波辐射亮温信息 T_{Model} 作为输出层,步骤S4所得到的定标后的波束合成天线方向图 $F'_{\text{beam}}(k)$, $k=1\sim K$ 为卷积神经网络模型卷积层特征图 K 个特征图的初始值,对卷积神经网络模型进行训练,确定卷积神经网络模型参数,得到与推扫辐射计等效的卷积神经网络模型,实现波束合成推扫辐射计的全链路误差的定标。

2. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,其特征在于所述步骤S2先采用遗传算法初步搜索得到波束合成幅相加权系数矩阵的全局最优解;再利用序列二次规划算法加强局部搜索,最终得到最优波束合成幅相加权系数矩阵 $C_{0(K\times N)}$ 。

3. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,其特征在于所述步骤S3中接收链路中接收通道的幅相不一致性包括接收链路中接收通道之间的相位不一致性和幅度不一致性。

4. 根据权利要求3所述的基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,其特征在于所述接收链路中接收通道之间的相位不一致性通过如下方法得到:

以某一个接收链路作为参考链路,将所有接收链路中接收通道输出的电压信号与参考链路中接收通道输出的电压信号作复相关,得到的相关系数的相位即为接收链路中接收通道之间的相位不一致性。

5. 根据权利要求3所述的基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,其特征在于所述接收链路中接收通道之间的幅度不一致性通过如下方法得到:

以某一个接收链路作为参考链路,所有接收链路中接收通道输出的电压信号作自相关得到接收链路中接收通道的输出功率,各接收链路中接收通道输出功率与参考链路中接收通道的输出功率相除,则得到接收链路中接收通道之间的幅度不一致性。

6. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,其特征在于所述步骤S4中,更新后的幅相加权系数矩阵 $C_{1(K\times N)}$ 为:

$$C_{1(K\times N)} = C_{0(K\times N)} \cdot \Delta g'_{(K\times N)}$$

式中,“ \cdot ”表示两个矩阵的对应元素相乘, $\Delta g'_{(K\times N)}$ 的每一行元素对应每一个波束合成选择的 N 个接收链路中接收通道的幅相不一致性。

7. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,其特征

在于所述步骤S6采用梯度优化方法对卷积神经网络模型参数进行优化,直至卷积神经网络的误差小于预设阈值。

基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法

技术领域

[0001] 本发明涉及基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,属于空间微波遥感技术领域。

背景技术

[0002] 不同于实孔径辐射计和综合孔径辐射计体制,波束合成推扫辐射计系统在数字域进行波束合成,以此实现天线电性能的超高波束效率,避免机械扫描与大口径天线之间的矛盾,能够用于弥补近岸高精度数据的空白。波束合成推扫辐射计系统的星载应用尚属空白,且定标技术也无公开文献提出。波束合成过程中的加权系数的获取直接关系到波束合成后的推扫辐射计系统性能。初步得到的幅相加权系数是通过测试得到的馈源次级天线方向图数据、耦合相干噪声得到接收通道的幅度和相位不一致性,再利用遗传算法和序列二次规划算法进行最优值搜索得到的,然而系统在星载或机载应用中,馈源次级天线方向图和接收通道的幅相特性会发生变化,如果沿用初始的幅相加权系数值,会导致波束合成后的波束天线方向图性能(主要包括主波束效率、旁瓣性能)不能满足指标要求。

[0003] 目前,对于多个接收通道之间的幅度和相位不一致性定标方法主要有三种:(1)在辐射计系统外部远场条件下放置噪声源,对所有接收链路的输出信号进行两两进行复相关运算输出复相关矩阵,结合外部噪声源相对于辐射计系统的位置,对相关矩阵进行最小二乘求解,得到所有接收通道之间的幅相不一致性。(2)通过在接收通道输入端注入相同的相干噪声信号,同样是对两两接收通道进行复相关运算,并相关矩阵进行最小二乘求解得到幅相不一致性。(3)对接收通道注入相干噪声信号,通过自适应滤波器结合LMS算法,以均方误差最小为判定准则,不断循环迭代,对波束合成的幅相加权系数进行更新。不足之处:方法(1)~(3)对相干噪声信号的功率要求高,所有接收通道两两复相关对数据处理资源、运算能力提出了极高的要求。为了获取高主波束效率以及大幅宽观测,波束合成推扫辐射计系统的接收通道数量庞大,通常需要上千路接收通道进行实现,而辐射计系统的功耗、运算资源、存储空间等高要求都面临巨大的挑战,系统应用受到限制。

发明内容

[0004] 本发明的技术解决问题是:克服上述现有技术的不足,提供基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,提升波束合成推扫辐射计系统的探测精度,为高精度的亮温获取提供了方法。

[0005] 本发明的技术解决方案为:基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,该方法步骤如下:

[0006] S1、测量得到推扫辐射计的环焦反射面结合密集馈源阵列条件下的所有接收链路的馈源次级天线方向图 $F_{\text{feed}}(i)$, $i=1\sim M$, M 为推扫辐射计接收链路数目;

[0007] S2、以期望得到的各波束合成后天线方向图作为优化目标,基于推扫辐射计各接收链路的馈源次级天线方向图 $F_{\text{feed}}(i)$, $i=1\sim M$,得到最优波束合成幅相加权系数矩阵

$C_{0(K \times N)}$, K 为合成波束数目, N 为每个合成波束中所选择接收链路数目;

[0008] S3、采用耦合器对推扫辐射计所有接收链路馈入幅度相位相同的相干噪声信号, 得到推扫辐射计各波束合成选择的接收链路中接收通道的幅相不一致性 $\Delta g'_{(K \times N)}$;

[0009] S4、采用推扫辐射计各波束合成选择的接收链路中接收通道的幅相不一致性 $\Delta g'_{(K \times N)}$, 更新波束合成的幅相加权系数 $C_{1(K \times N)}$, 得到定标后的波束合成天线方向图 $F_{b'eam}(k)$, $k=1 \sim K$;

[0010] S5、通过推扫辐射计系统观测微波辐射亮温已知的定标场, 以推扫辐射计观测微波辐射亮温已知的定标场输出的功率信号 P_{Model} 作为输入层、定标场的微波辐射亮温信息 T_{Model} 作为输出层, 步骤S4所得到的定标后的波束合成天线方向图 $F_{b'eam}(k)$, $k=1 \sim K$ 为卷积神经网络模型卷积层特征图 K 个特征图的初始值, 对卷积神经网络模型进行训练, 确定卷积神经网络模型参数, 得到与推扫辐射计等效的卷积神经网络模型, 实现波束合成推扫辐射计的全链路误差的定标。

[0011] 优选地, 所述步骤S2先采用遗传算法初步搜索得到波束合成幅相加权系数矩阵的全局最优解; 再利用序列二次规划算法加强局部搜索, 最终得到最优波束合成幅相加权系数矩阵 $C_{0(K \times N)}$ 。

[0012] 优选地, 所述步骤S3中接收链路中接收通道的幅相不一致性包括接收链路中接收通道之间的相位不一致性和幅度不一致性。

[0013] 优选地, 所述接收链路中接收通道之间的相位不一致性通过如下方法得到:

[0014] 以某一个接收链路作为参考链路, 将所有接收链路中接收通道输出的电压信号与参考链路中接收通道输出的电压信号作复相关, 得到的相关系数的相位即为接收链路中接收通道之间的相位不一致性。

[0015] 优选地, 所述接收链路中接收通道之间的幅度不一致性通过如下方法得到:

[0016] 以某一个接收链路作为参考链路, 所有接收链路中接收通道输出的电压信号作自相关得到接收链路中接收通道的输出功率, 各接收链路中接收通道输出功率与参考链路中接收通道的输出功率相除, 则得到接收链路中接收通道之间的幅度不一致性。

[0017] 优选地, 所述步骤S4中, 更新后的幅相加权系数矩阵 $C_{1(K \times N)}$ 为:

$$[0018] \quad C_{1(K \times N)} = C_{0(K \times N)} \cdot * \Delta g'_{(K \times N)}$$

[0019] 式中, “ $\cdot *$ ”表示两个矩阵的对应元素相乘, $\Delta g'_{(K \times N)}$ 的每一行元素对应每一个波束合成选择的 N 个接收链路中接收通道的幅相不一致性。

[0020] 优选地, 所述步骤S6采用梯度优化方法对卷积神经网络模型参数进行优化, 直至卷积神经网络的误差小于预设阈值。

[0021] 本发明与现有技术相比的优点在于:

[0022] (1)、本发明建立了基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法, 通过地面测量得到的馈源次级天线方向图数据, 周期性的耦合相干噪声粗略得到接收链路中接收通道的幅相不一致性。再通过推扫辐射计系统观测微波辐射亮温已知的定标场, 利用卷积神经网络算法的多层监督、深度学习特性, 建立推扫辐射计系统的反向模型, 完成波束合成推扫辐射计系统的全链路误差定标;

[0023] (2)、本发明将幅度相位相同的相干噪声信号利用耦合的方式注入到所有接收链路中的接收通道, 耦合方式对噪声功率要求小, 再利用所有接收链路中接收通道输出的电

压信号之间作复相关和接收通道自身信号作自相关,从相关系数和功率信号中得到接收链路中接收通道的相位和幅度不一致性,能够减小波束合成的幅相加权系数的不确定性。

[0024] (3)、本发明所有接收链路中接收通道输出信号仅需与参考通道(例如:选择第一个接收通道)作一次复相关运算和接收通道自身自相关运算,就能够从辐射计系统输出的相关系数和功率信号中得到所有接收链路中接收通道的幅度和相位不一致性,这样,利用极少的运算次数初步完成接收链路中接收通道之间的幅相不一致性定标,能够初步对后续定标方法的定标结果进行约束,避免后续的卷积神经网络模型搜索过程中落入局部最优值,有利于卷积神经网络最优参数的搜索。

[0025] (4)、本发明提出了基于卷积神经网络的方法对波束合成的加权系数进行定标,弥补了传统多个接收链路之间仅对接收通道部分存在的幅相不一致性进行定标的不足,能够实现推扫辐射计系统的全链路误差定标。

[0026] (5)、本发明是针对多路接收链路之间的幅相不一致性导致推扫辐射计系统直接输出性能下降的问题,提出的同时对多个接收链路误差进行定标的方法,可以应用于星载、机载及地面的多波束多通道接收的辐射计及雷达系统,提高系统应用性能。

附图说明

[0027] 图1为本发明实施例推扫辐射计系统组成示意图;

[0028] 图2为本发明实施例波束合成链路组成图;

[0029] 图3(a)为本发明实施例测试得到的天线方向图示意图;

[0030] 图3(b)为本发明实施例期望得到的天线方向图示意图;

[0031] 图4为本发明实施例方法流程图;

[0032] 图5为本发明实施例卷积神经网络流程图;

[0033] 图6为本发明实施例卷积神经网络模型训练过程。

具体实施方式

[0034] 下面结合附图对本发明的具体实施方式进行进一步的详细描述。

[0035] 区别于传统实孔径辐射计系统,波束合成推扫辐射计无需进行圆锥扫描,一次观测就能获取高分辨率、宽观测视场目标场景的微波辐射亮温,克服了高分辨率对大口径天线机械扫描的工程实现难题,成为微波遥感领域的研究热点。但该辐射计系统在实际应用时由于环境、系统等不理想性导致系统的接收链路(主要包括天线、接收通道)存在误差,此时通过系统输出的功率信号与辐射计系统在地面获取的馈源次级天线方向图等信息无法正确求解出观测目标场景的微波辐射亮温信息。为了获取高精度的亮温信息,必须对推扫辐射计系统的误差进行定标。而传统的辐射计系统没有波束合成的环节,故传统的定标方法无法适用于波束合成推扫辐射计系统的误差定标。

[0036] 推扫辐射计通过星载的手段,对地球进行观测,能够实现对大气、海洋、极区等地球目标场景的微波辐射亮温的测量,本发明发明了基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,能够提升系统的测量精度,高精度测量结果将为气象预报、海洋环境监测、灾害预报等提供重要的信息,对提高短期极端天气以及长期气候预测的准确性有着非常重要的作用,对我国的国防建设和国民生活有着极其重要的意义。

[0037] 如图1所示,波束合成推扫辐射计系统包括:环焦反射面、密集馈源阵列、M个馈源、M个垂直极化接收通道、M个水平极化接收通道、数据处理器。以下以M个接收链路为对象进行描述,接收链路由馈源和接收通道组成,所述接收通道为垂直极化接收通道或者水平极化接收通道。

[0038] 对于每个接收链路而言,环焦反射面将观测目标场景的微波辐射亮温信号反射、聚焦至馈源阵列的馈源,馈源接收微波辐射亮温信号转换成射频信号,送至接收通道对信号放大、下变频、滤波,变成中频信号;所有接收链路中接收通道输出的电压信号送至数据处理器,由数据处理器对所有接收链路中接收通道输出的电压信号进行复相关或自相关运算。

[0039] 如图2所示,推扫辐射计系统中共有M个接收链路,为了形成满足需求的波束,每个波束由N个接收链路中接收通道的输出信号加权求和得到,而M个馈源共能形成K个波束,K个波束间的接收链路存在交叉复用。数据处理器按照每个波束选择的N个接收链路中接收通道输出信号完成波束合成并作自相关,得到输出每个波束的功率信号,根据每个波束的功率信号,采用两点定标方法,得到目标场景的微波辐射亮温信息。

[0040] 本发明提供了基于卷积神经网络的波束合成推扫辐射计定标方法,具体步骤如下:

[0041] S1、测量得到推扫辐射计的环焦反射面结合密集馈源阵列条件下的所有接收链路的馈源次级天线方向图 $F_{\text{feed}}(i)$, $i=1\sim M$, M为推扫辐射计接收链路数目;

[0042] 优选方案具体如下:

[0043] 每个馈源次级天线方向图,具体为:在球面近场将推扫辐射计系统的环焦反射面和密集馈源阵列以馈源阵列中心单元几何位置中心放置于球面近场机械臂规定的中心靶点上(由测量场地提供);通过控制电机扫描的方式旋转和移动球面近场的机械臂,使球面近场射频发射信号(由测量场地提供)位于馈源阵列坐标系下的不同位置,覆盖馈源的全空间立体角,即可获得所有馈源在全空间立体角的射频信号;将所有馈源的射频信号与球面近场射频发射信号(由测量场地提供)的幅度相除、相位相减,获得每个馈源的次级天线方向图 F_{feed}° 。

[0044] S2、以期望得到的各波束合成后天线方向图作为优化目标,基于推扫辐射计各接收链路的馈源次级天线方向图 $F_{\text{feed}}(i)$, $i=1\sim M$,得到最优波束合成幅相加权系数矩阵 $C_0(K\times N)$, K为合成波束数目, N为每个合成波束中所选择接收链路数目;

[0045] 优选方案具体如下:

[0046] 如图3(a)和图3(b)所示,单个馈源的次级天线方向图性能很难进一步提升,为了获得波束窄、低旁瓣的天线方向图,采用多个馈源合成一个波束的形式,得到波束合成后的天线方向图。馈源编号1、2……M的次级天线方向图分别为 $F_{\text{feed}}(1)$ 、 $F_{\text{feed}}(2)$ …… $F_{\text{feed}}(M)$,合成波束编号1、2……K对应的天线方向图为 F_{beam1} 、 F_{beam2} …… F_{beamK} 。波束合成天线方向图为期望得到的目标(如图3(b)所示波束合成后天线方向图),馈源次级天线方向图由步骤S1得到,波束合成天线方向图之间的关系有:

$$[0047] \left\{ \begin{array}{l} F_{beam1} = \sum_{i=1}^N C_0(1, i) F_{feed}(i) \\ \vdots \\ F_{beamk} = \sum_{i=n}^{n+N-1} C_0(k, i-n+1) F_{feed}(i) \\ \vdots \\ F_{beamK} = \sum_{i=M-N+1}^M C_0(K, i-M+N) F_{feed}(i) \end{array} \right.$$

[0048] 式中, $F_{feed}(i)$ 表示第 i 个接收链路的馈源次级天线方向图, 上式可简写为矩阵相乘:

$$[0049] F_{beam(K \times 1)} = C_{0(K \times N)} \cdot * F'_{feed(K \times N)}$$

$$[0050] F'_{feed(K \times N)} = \begin{bmatrix} F_{feed}(1) & F_{feed}(2) & \cdots & F_{feed}(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_{feed}(n) & F_{feed}(n+1) & \cdots & F_{feed}(n+N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_{feed}(M-N+1) & F_{feed}(M-N+2) & \cdots & F_{feed}(M) \end{bmatrix}$$

[0051] 式中, “ $\cdot *$ ”表示两个矩阵的对应元素相乘, $F'_{feed(K \times N)}$ 矩阵中的每一行表示每一个波束所选择的 N 个接收链路中对应的 N 个馈源次级天线方向图。

[0052] 求解上式的波束合成幅相加权系数矩阵 C_0 , 未知数个数远大于方程个数, 故直接用矩阵求逆的方法获取加权系数矩阵是一个病态的数学过程, 所得的解不稳定, 存在极大的误差。

[0053] 本步骤使用的遗传算法, 是一种借鉴生物界自然选择和进化机制发展起来的高度并行、随机、自适应搜索算法。使用群体搜索技术, 将种群代表一组问题解, 通过对当前种群施加如上述波束合成天线方向图之间的关系式中表达的约束、选择、交叉和变异等一系列遗传操作, 产生新一代的种群, 并逐步使种群进化到包含近似最优解的状态, 快速找到全局最优解;

[0054] 再利用序列二次规划算法, 在每个迭代点构造一个二次规划子问题, 以子问题的解作为迭代搜索方向并沿该方向进行一维搜索, 通过反复迭代最终逼近最优解 $C_{0(K \times N)}$ 。

[0055] 通过遗传算法和序列二次规划算法搜索得到的波束加权系数矩阵 $C_{0(K \times N)}$, 结合馈源天线方向图数据, 就可以得到每个波束合成后实际的天线方向图 F_{beam} 。

[0056] 波束合成的幅相加权系数初始值 C_0 是基于地面测量得到的馈源天线方向图所得到的, 而没有考虑接收链路中馈源、接收通道的幅相特性发生变化时带来的影响。由于工程实现的不理想性和工作环境温度的变化, 会引起接收通道的幅相不一致性发生变化。同时, 地面研制的天线在轨后由于展开、环境温度等的变化, 馈源次级天线方向图会发生变化, 建立星载应用时实际波束合成天线方向图模型 F_{beam}^{orbit} 为:

[0068] 式中, p_i 为第 i 个接收链路中接收通道的幅度不一致性。

[0069] 接收通道的幅相不一致性 Δg 为:

$$[0070] \quad \Delta g = p \cdot e^{j\varphi}$$

[0071] 推扫辐射计各波束合成选择的接收链路中接收通道的幅相不一致性矩阵 $\Delta g'_{(K \times N)}$ 表达如下式, 矩阵中的每一行表示每一个波束所选择的 N 个接收链路中接收通道的幅相不一致性。

$$[0072] \quad \Delta g'_{(K \times N)} = \begin{bmatrix} \Delta g(1) & \Delta g(2) & \cdots & \Delta g(N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \Delta g(n) & \Delta g(n+1) & \cdots & \Delta g(n+N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \Delta g(M-N+1) & \Delta g(M-N+2) & \cdots & \Delta g(M) \end{bmatrix}$$

[0073] S4、采用推扫辐射计各波束合成选择的接收链路中接收通道的幅相不一致性 $\Delta g'_{(K \times N)}$, 更新波束合成的幅相加权系数 $C_{1(K \times N)}$, 得到定标后的波束合成天线方向图 $F'_{beam}(k)$, $k=1 \sim K$;

[0074] 优选方案具体如下:

[0075] 接收链路中接收通道之间的幅相不一致性定标后波束合成天线方向图为:

$$[0076] \quad \left\{ \begin{array}{l} F'_{beam1} = \sum_{i=1}^N C_1(1, i) F_{feed}(i) \\ \vdots \\ F'_{beamk} = \sum_{i=n}^{n+N-1} C_1(k, i-n+1) F_{feed}(i) \\ \vdots \\ F'_{beamK} = \sum_{i=M-N+1}^M C_1(K, i-M+N) F_{feed}(i) \end{array} \right.$$

[0077] 更新后的幅相加权系数矩阵 C_1 :

$$[0078] \quad C_{1(K \times N)} = C_{0(K \times N)} \cdot * \Delta g'_{(K \times N)}$$

[0079] 式中, “ $\cdot *$ ” 表示两个矩阵的对应元素相乘, $\Delta g'_{(K \times N)}$ 中的每一行表示每一个波束所选择的 N 个接收链路中接收通道的幅相不一致性。获取接收通道的幅相不一致性特性之后, 在轨波束合成的实际天线方向图与步骤 S4 定标后的波束合成方向图之间仍然存在误差, 残留的误差为在轨后馈源天线方向图的误差以及接收通道的幅相不一致性定标后的残差。步骤 S3 对波束合成天线方向图进行了初步定标, 避免了步骤 S5 采用卷积神经网络搜索过程中落入局部最优值, 有利于该方法获取波束合成推扫辐射计系统全链路优化的结果。

[0080] S5、通过推扫辐射计系统观测微波辐射亮温已知的定标场, 以推扫辐射计观测微波辐射亮温已知的定标场输出的功率信号 P_{Model} 作为输入层、定标场的微波辐射亮温信息 T_{Model} 作为输出层, 步骤 S4 所得到的定标后的波束合成天线方向图 $F'_{beam}(k)$, $k=1 \sim K$ 为卷积神经网络模型卷积层特征图 K 个特征图的初始值, 对卷积神经网络模型进行训练, 确定卷积神经网络模型参数, 得到与推扫辐射计等效的卷积神经网络模型, 实现波束合成推扫辐射计的全链路误差的定标。

[0081] 优选方案具体如下：

[0082] 如图5所示，卷积神经网络分为：输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层。输入层：推扫辐射计系统观测目标场景输出的功率信号，即波束合成后的自相关值。卷积层用于特征提取，是卷积神经网络实现的核心，不同的卷积核用于不同特征的提取，卷积核越多，能够对输入数据提取的特征就越多。每一个特征提取层的神经元的输入与上一层的局部相连，通过神经元得到该局部区域的特征。池化层的作用是在保证信息完整的基础上，减少卷积层数据量，提升卷积神经网络的运算速度。全连接层实际上就是神经网络中隐藏层的部分，全连接层的神经元与上一层的池化层的神经元上的节点相互连接，但是同一全连接层中的各个神经元是不会相互连接的。输出层的即为观测目标场景的微波辐射亮温信息。

[0083] 卷积层的计算：

$$[0084] \quad X_{j'}^l = f \left(\sum_{i \in M_{j'}} X_{i'}^{l-1} * K_{i',j'}^l + b_{j'}^l \right)$$

[0085] 式中， $X_{j'}^l$ 为第1层的第j'个特征图， i' 表示选择的卷积核函数行数， $K_{i',j'}^l$ 为第1层的卷积核函数， $f(\cdot)$ 为激励函数， $b_{j'}^l$ 为偏置参数， $M_{j'}$ 为选择输入特征图的集合。结合步骤S4得到的初步定标后的波束合成天线方向图，获得卷积层第一层的共K个特征图的初始值 $(X_1^1 = F'_{beam1}, \dots, X_K^1 = F'_{beamK})$ 。卷积层1-1之后连接到下一个卷积层1的梯度为：

$$[0086] \quad \frac{\partial E}{\partial K_{i',j'}^l} = \sum_{u,v} (\delta_{j'}^l)_{uv} (up_{i'}^{l-1})_{uv}$$

[0087] 式中， $\delta_{j'}^l$ 为卷积层中1层第j'个特征图与卷积层1-1层的误差信号， up 表示升力采样操作， u,v 表示矩阵的每个元素的位置坐标。

[0088] 池化层的计算，原理就是每个输出特征图的大小就是输入特征图的缩小版，如下式所示：

$$[0089] \quad X_{j'}^l = f \left(\beta_{j'}^l \cdot down(X_{j'}^{l-1}) + b_{j'}^l \right)$$

[0090] 式中， $down(\cdot)$ 为下采样函数， β 为乘性偏置参数， b 为加性偏置参数。

[0091] 池化层梯度计算：

$$[0092] \quad \frac{\partial E}{\partial b_{j'}^l} = \sum_{u,v} (\delta_{j'}^l)_{uv}$$

$$[0093] \quad \frac{\partial E}{\partial \beta_{j'}^l} = \sum_{u,v} (\delta_{j'}^l \cdot down(X_{j'}^{l-1}))_{uv}$$

[0094] 全连接层使各层的神经元之间保持全连接，用以模拟卷积神经网络模型误差结果 $o_{j'}$ ：

$$[0095] \quad o_{j'} = \frac{\delta_{j'}^l}{\sum_{k=1}^l \delta_{j'}^{k'}}$$

[0096] 式中, k' 表示第 k' 层卷积层, $\delta_j^{k'}$ 为卷积层中第 k' 层每个特征图 j' 的误差信号。当 o_j 满足期望值时 (自定义误差阈值: 误差阈值越小, 得到的模型越准确, 定标效果越好, 但是运算量增加导致运算时间长), 卷积层与池化层停止梯度更新, 完成全局最优值搜索, 返回的 X_j' 即为适用于波束合成推扫辐射计系统的卷积神经网络模型。

[0097] 如图6所示, 通过推扫辐射计系统观测微波辐射亮温已知的定标场 (可选择冷空、海面定标场、雨林或者沙漠等定标场), 定标场的微波辐射亮温信息为 T_{Model} 时, 推扫辐射计系统输出功率信号为 P_{Model} , P_{Model} 作为输入层, T_{Model} 作为输出层, 步骤S4定标后的波束合成天线方向图 F'_{beam} 作为卷积神经网络模型初始值。通过不断的循环、迭代, 训练模型, 直至搜索得到满足误差阈值时的最优模型参数, 包括卷积层和池化层的参数选取。

[0098] 综上所述, 本发明基于卷积神经网络的全链路定标方法, 结合其他步骤得到的先验信息, 再根据推扫辐射计周期性的对已知微波辐射亮温信息的定标场进行观测, 利用定标场的亮温信息以及推扫辐射计系统输出的功率信号, 对卷积神经网络的模型参数进行循环、迭代, 不断训练, 直至搜索得到满足误差阈值时的最优模型参数。推扫辐射计工作时, 通过对微波辐射亮温已知的定标场的观测, 获取定标数据样本, 可以周期性的进行卷积神经网络模型参数训练。

[0099] 基于定标后获得的最优卷积神经网络模型参数, 应用于波束合成推扫辐射计观测其他微波辐射计亮温未知的目标场景时, 结合推扫辐射计系统输出的功率信号, 可以获得高探测精度的微波辐射亮温信息, 以此实现波束合成推扫辐射计的全链路误差高精度定标。

[0100] 本发明说明书中未作详细描述的内容属于本领域技术人员的公知技术。

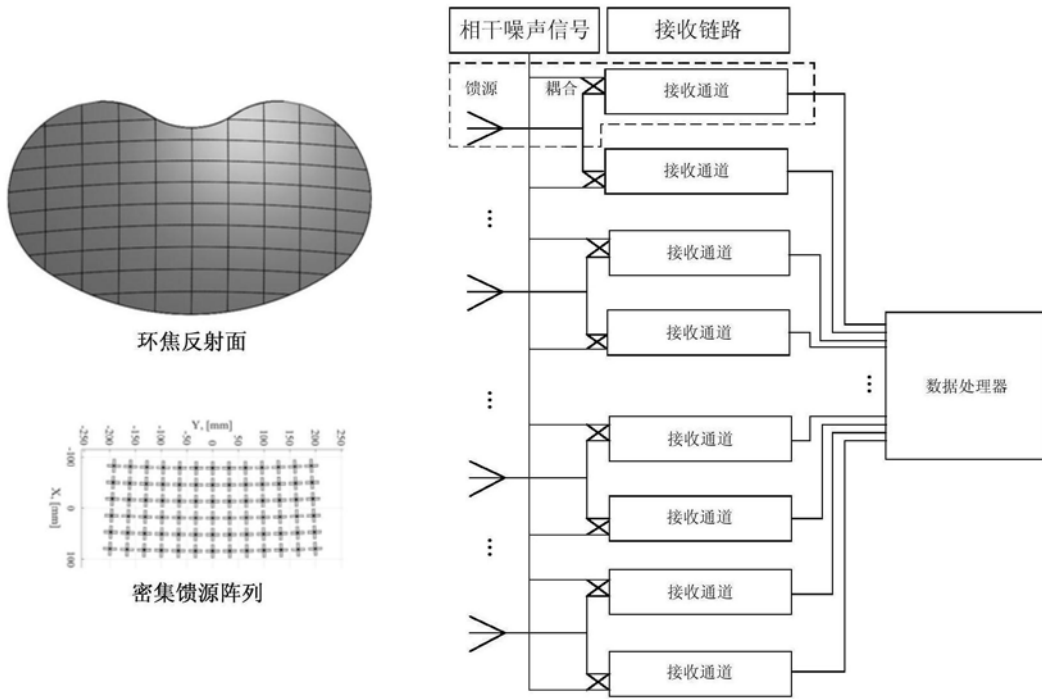


图1

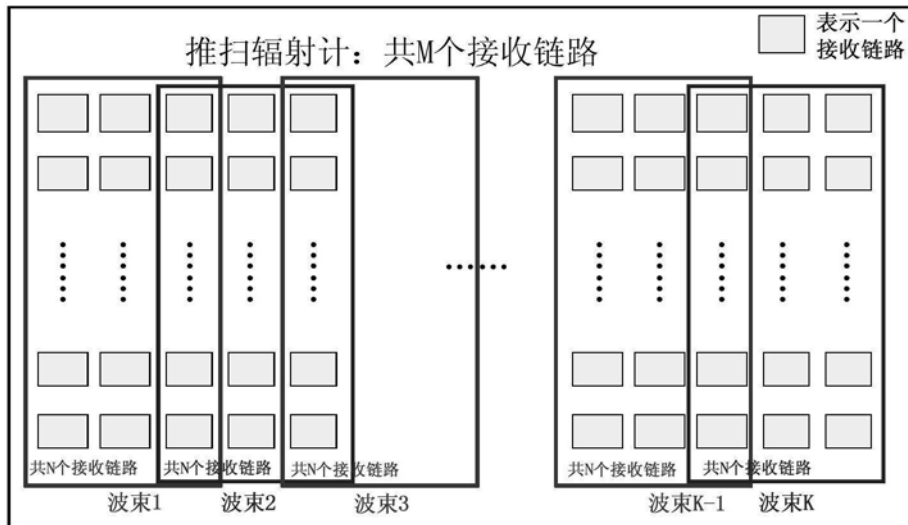


图2

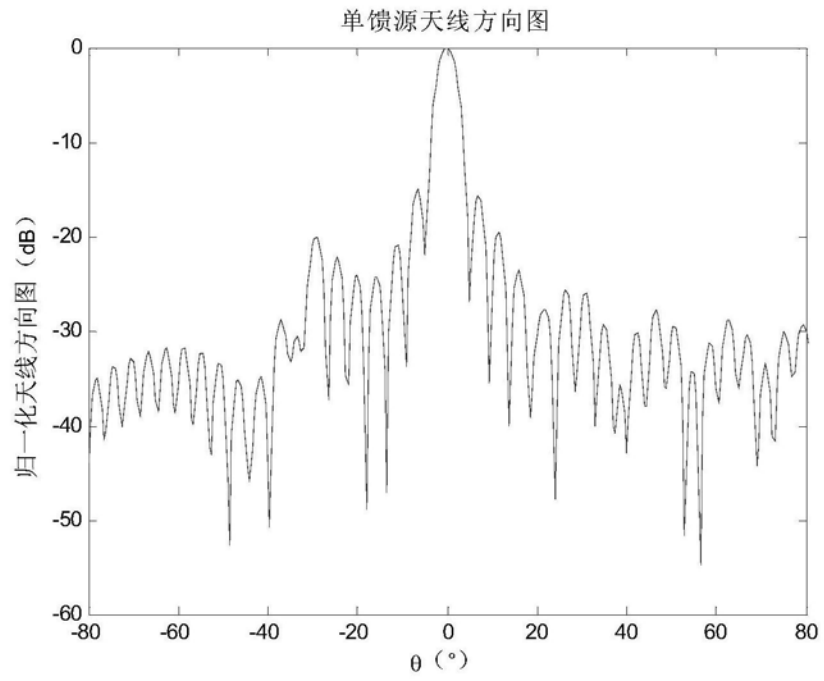


图3 (a)

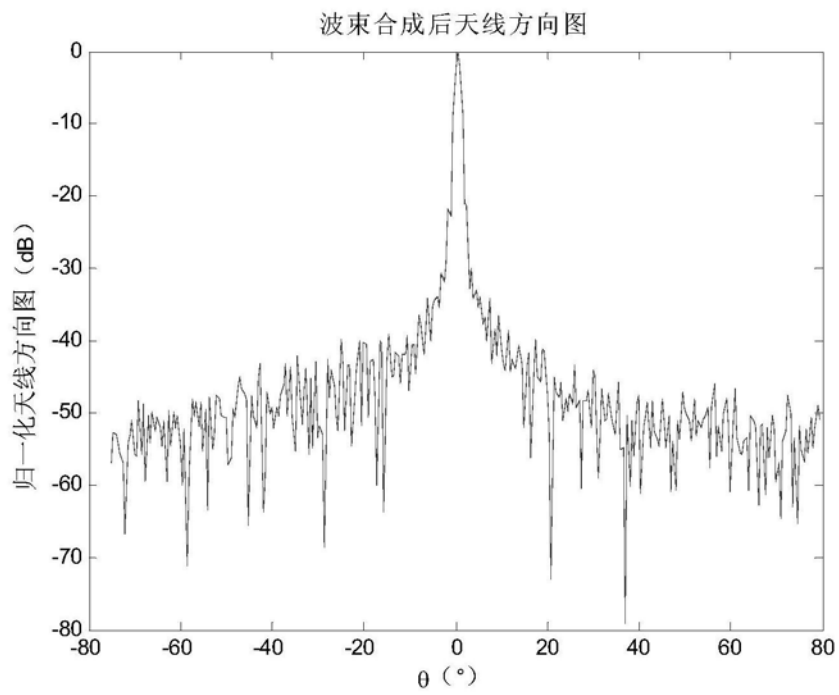


图3 (b)

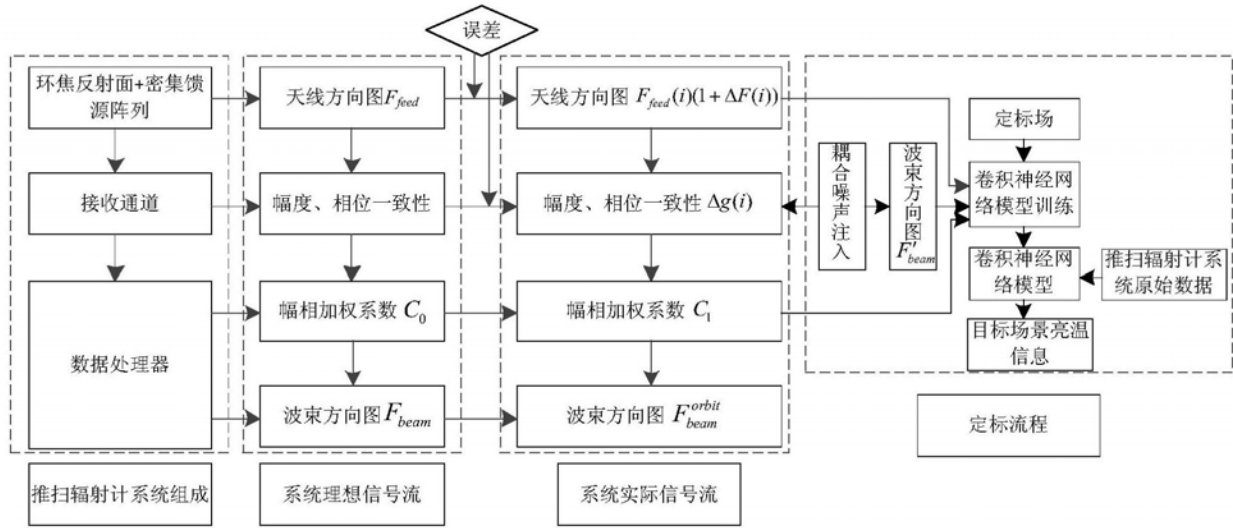


图4

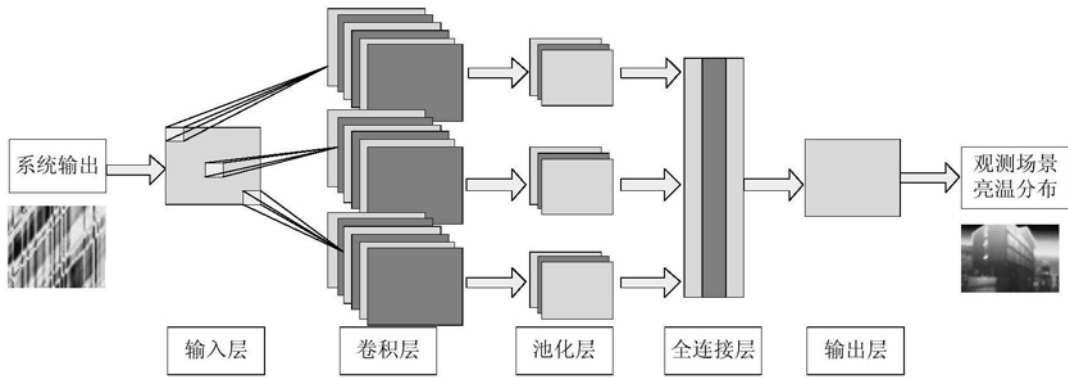


图5

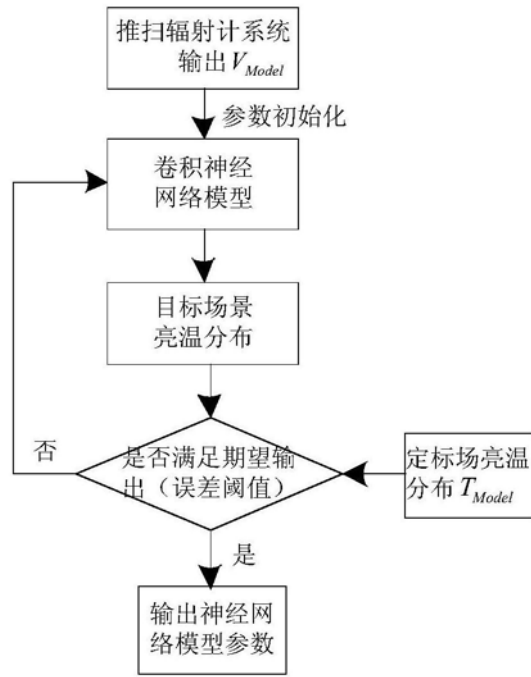


图6