无须模板的阵列天线方向图综合设计方法



景阳*,范旭慧,梁军利

西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710072

摘 要:阵列天线方向图综合通常须选择适当的方向图模板。然而,目前还没有方向图模板选择方案的研究,因此无法保证 现有模板的合理性。为避免所预设的方向图模板不可行,本文提出以最小化旁瓣最大值与主瓣最小值的比值为准则,构建 方向图综合优化设计问题。该问题的不等式约束是非凸且耦合的。采用罚函数法将不等式约束引入目标函数中,然后设计 一个光滑函数来逼近并替代目标函数中不可微部分,从而得到原问题的可微逼近问题,最后使用拉格朗日神经网络法求解 逼近问题进而得到原问题的近似解。仿真试验验证了本文所提方法的有效性。

关键词:方向图综合,不可微目标函数,光滑函数,无须方向图模板,拉格朗日神经网络法

中图分类号:TN957.3

文献标识码:A

方向图综合的任务是设计一个波束形成加权矢量使得 天线阵列获得的方向图满足预设的辐射要求。方向图综合 技术已广泛应用于雷达、声呐和通信领域^[1~3]。

参考文献[1]提出了最大化主瓣波束增益的同时抑制 旁瓣的恒模加权矢量方向图综合模型,并通过松弛恒模约 束构造并求解该模型的松弛凸问题。为了更好地控制波 束,参考文献[4]在满足给定方向图模板的前提下最小化加 权矢量幅值动态范围。这些阵列天线方向图综合需要给定 方向图模板。当感兴趣的(目标)波达方向角不够精确时, 那么需要设置宽主瓣方向图模板^[5~8];当强干扰存在但未获 取到其先验位置信息时,可采用低旁瓣水平的方向图模板。 选择适当的方向图模板是阵列天线方向图综合的前提。然 而,目前还没有对方向图模板选择方案的研究来保证现有 模板设置的合理性。鉴于此,与常规方向图综合准则不 同[5.6],本文提出了一个无须预先给定模板的方向图综合设 计方法。先以最小化旁瓣水平最大值与主瓣水平最小值的 比值为准则构建的方向图综合优化问题,再结合辅助变量 与罚函数法将优化问题的不等式约束转移至目标函数中, 然后用逼近光滑函数来替代目标函数中不可微部分,从而

收稿日期:2019-03-20;退修日期:2019-04-08;录用日期:2019-04-28 基金项目:航空科学基金(20172053017)

*通信作者.Tel.: 15929952734 E-mail: jingyang@mail.nwpu.edu.cn

DOI:10.19452/j.issn1007-5453.2019.06.012

得到原问题的可微逼近问题,最后使用拉格朗日神经网络 (LPNN)法求解逼近问题来近似地求解原问题。

1 **模型构建**

考虑窄带远场方向图综合问题。假设一个相控阵配备有 N个各向同性天线,且相邻天线之间的距离相等,为d。将感兴 趣的空间角离散化为M个,即 $\theta_m \in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right], m=1, \dots, M$ 。阵 列天线发射波长为 λ 的信号,则在 θ_m 角的阵列方向图为: $p(\theta_m) = a_m^H \omega, 其中, \omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T 为加权矢量; a_m = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T 为阵列导向矢量; m=1, \dots, M; a_n = e^{j2\pi \frac{(n-1)dsin\theta_m}{\lambda}}, n = 1, \dots, N, (\cdot)^H, (\cdot)^T 分别代表共轭转置和转置。$

对于形态尺寸已知的相控阵,其方向图完全由阵列的 加权矢量ω决定,方向图的优化设计就是ω的优化选择。

$$obj = \frac{\max\left\{ \left| \boldsymbol{\omega}^{\mathsf{H}} \boldsymbol{a}_{s} \right| \quad \left| \boldsymbol{\theta}_{s} \in \boldsymbol{\Theta}_{\mathsf{S}} \right\} \right.}{\min\left\{ \left| \boldsymbol{\omega}^{\mathsf{H}} \boldsymbol{a}_{p} \right|^{2} \quad \left| \boldsymbol{\theta}_{p} \in \boldsymbol{\Theta}_{\mathsf{P}} \right\} \right.}$$
(1)

引用格式: Jing Yang,Fan Xuhui,Liang Junli. Design method of array antenna beampattern synthesis without mask[J].Aeronautical Science & Technology,2019,30(06):74-80.景阳,范旭慧,梁军利.无须模板的阵列天线方向图综合设计方法[J].航空科学技术,2019,30(06):74-80.

式中: Θ_{s} 与 Θ_{p} 分别为旁瓣区域与主瓣区域。

obj越小,则主瓣功率相对越大且旁瓣功率相对越小。因此,以最小化为obj准则的方向图综合是有意义的。基于此,无须模板的方向图综合的数学模型可构建为:

$$\min_{\substack{\alpha > 0, \beta, \omega \in \Omega}} \frac{\beta^2}{\alpha}$$
s.t. $|\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{H}} \boldsymbol{a}_m|^2 \leq \beta, \quad \theta_m \in \boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{S}},$
 $|\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{H}} \boldsymbol{a}_m|^2 \geq \alpha, \quad \theta_m \in \boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{P}}$

$$(2)$$

式中: Ω 为 ω 的可行域。

若考虑联合控制加权矢量幅度与相位这一自由度更高 的方向图综合,则要求 $\Omega = \{\boldsymbol{\omega}; \|\boldsymbol{\omega}\| = N\}^{[7]}$ 。为了降低幅相 控制成本、简化馈电网络设计,可考虑设计幅度变动小的加 权矢量或幅度相同的恒模加权矢量^[1,4,9-11]。不妨令幅度要 求为1,则恒模加权矢量设计问题的可行域为: $\Omega = \{\boldsymbol{\omega}; \|\boldsymbol{\omega}_n\| - 1 = 0, n = 1, \dots, N\}$ 。

2 算法

2.1 算法推导

式(2)的不等式约束非凸与多变量耦合情况,使得其求 解不易。为了消除掉非凸不等式约束,先引入辅助变量 $z_m = \left| \boldsymbol{\omega}^{\mathrm{H}} \boldsymbol{a}_m \right|^2 > 0$,并定义惩罚函数 g_m 为:

$$g_{m}(\alpha,\beta,\boldsymbol{\omega}) = \begin{cases} \max\{z_{m} - \beta, 0\}, & \theta_{m} \in \boldsymbol{\Theta}_{S} \\ \max\{\alpha - z_{m}, 0\}, & \theta_{m} \in \boldsymbol{\Theta}_{P} \end{cases}$$
(3)

然后将不等式约束以惩罚项的形式引入目标函数,得 到式(2)的等价形式:

$$\min_{\substack{\alpha>0,\beta>0,\\\boldsymbol{\omega}\in\Omega,z}} \frac{\beta^{2}}{\alpha} + \sum_{\theta_{m}\in\Theta_{S}\cup\Theta_{P}} g_{m}^{2}(\alpha,\beta,z)$$
s.t. $\left(z_{m} - \left|\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{a}_{m}\right|^{2}\right)^{2} = 0, \theta_{m}\in\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{S}}\cup\boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{P}}$

$$(4)$$

式中: $\theta_m \in \Theta_s 与 \theta_m \in \Theta_P$ 时的 $g_m^2(\alpha, \beta, \omega)$ 分别为式(2)中不 等式约束 $|\omega^H a_m| \leq \beta, \theta_m \in \Theta_s 与 |\omega^H a_m|^2 \geq \alpha, \theta_m \in \Theta_P$ 的惩 罚项。显然,当式(2)中的不等式约束满足时,惩罚项

 $\sum_{\theta_{m} \in \Theta_{s} \cup \Theta_{p}} g_{m}^{2}(\alpha, \beta, \omega) = 0, 否则惩罚项为正值且不满足项的偏$

离程度越大,其对应的惩罚项的子项值越大。

注意到式(3)是不可微函数,因此式(4)的目标函数也 是不可微的。如果能够用可微函数 \tilde{g}_m 来逼近不可微函数 g_m ,我们称 \tilde{g}_m 是 \tilde{g}_m 的可微替代函数。将式(4)的目标函数 中的 g_m 用 \tilde{g}_m 替代后得到一个目标函数可微的新优化问题, 且该新问题的最优解是式(4)的近似最优解,那么我们可以 通过求解这一新问题来得到式(3)的近似解。构造如下可 微函数 $\tilde{g}_m^{[12]}$,当 $\theta_m \in \Theta_s$ 时:

$$\begin{split} \tilde{g}_{m}(\alpha,\beta,z) &= \\ \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \exists z_{m} \leq \beta \\ \left\{ \frac{\left(z_{m} - \beta\right)^{2}}{2\mu_{m}} & \exists \beta < z_{m} \leq \beta + \mu_{m} \end{array} \right. (5) \\ z_{m} - \beta - \frac{\mu_{m}}{2} & \exists \ell \ell \\ & \exists \theta_{m} \in \Theta_{P} \text{ 时} : \\ \tilde{g}_{m}(\alpha,\beta,z) &= \\ \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \exists \alpha \leq z_{m} \\ \left(\frac{\left(\alpha - z_{m}\right)^{2}}{2\mu_{m}} & \exists \alpha - \mu_{m} \leq z_{m} < \alpha \end{array} \right. (5) \\ \alpha - z_{m} - \frac{\mu_{m}}{2} & \exists \ell \ell \\ \end{array} \end{split}$$

式中: μ_m : $m = 1, \dots, M$ 为大于0的实参数。根据式(5)、式(6) 及参考文献[12],有以下两个推论。

(1)推论1

$$\tilde{g}_{m} = g_{m}$$
的关系为 $\tilde{g}_{m} \leq g_{m} \leq \tilde{g}_{m} + \frac{\mu_{m}}{2}, \theta_{m} \in \Theta_{s} \cup \Theta_{p},$
(2)推论2
当参数 $\mu_{m} > 0$ 越小, \tilde{g}_{m} 越逼近 $g_{m}, \theta_{m} \in \Theta_{s} \cup \Theta_{p},$

基于推论2的结果,本文将参数 μ_m 称为逼近因子。为 了对推论2有更直观的了解,不同逼近因子的逼近函数 \tilde{g}_m 对原函数 g_m 逼近程度的示意图如图1所示。





由推论2与图1可知,当 μ_m 取值足够小时,式(5)与式 (6)的 $\tilde{g}_m \ge g_m$ 的近似,此时, \tilde{g}_m 可视为 g_m 的可微替代函数。 因此,当逼近因子 μ_m 取值较小时,通过将不可微的惩罚函 数 g_m 替换为其可微替代函数 \tilde{g}_m 的方式,得到式(4)的近似 表达式(7):

$$\min_{\substack{\alpha > 0, \beta > 0, \\ \boldsymbol{\omega} \in \Omega, z}} h(\alpha, \beta, z)
\text{s.t.} \left(z_m - \left| \boldsymbol{\omega}^{\mathrm{H}} \boldsymbol{a}_m \right|^2 \right)^2 = 0, \theta_m \in \boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{S}} \cup \boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{P}}$$
(7)

式中:目标函数 $h(\alpha,\beta,z) = \frac{\beta^2}{\alpha} + \sum_{\theta_m \in \Theta_s \cup \Theta_p} \tilde{g}_m^2(\alpha,\beta,z)_{\circ}$ 式(7)

的最优解是式(4)的近似最优解。基于此,本文将通过求解 式(7)来得到式(4)进而式(2)的近似最优解。

神经网络技术可有效地解决信号处理领域优化问题^[13,14]。本文采用LPNN^[11,15]这一神经网络方法求解式(7)。 具体步骤如下:

(1)令t = 0,随机初始化 $\alpha^{(t)}, \beta^{(t)}, \alpha^{(t)}, \bot$ 角标{t}表示算 法的第t次迭代。

(2)构造式(7)的拉格朗日函数为:

$$L(\alpha, \beta, \omega, z, \lambda) = \frac{\beta^2}{\alpha} + \sum_{\theta_m \in \Theta_S \cup \Theta_P} \tilde{g}_m^2(\alpha, \beta, z) + \sum_{\theta_m \in \Theta_S \cup \Theta_P} \lambda_m \left(\left| \boldsymbol{\omega}^{\mathrm{H}} \boldsymbol{a}_m \right|^2 - z_m \right)^2$$
(8)

式中: $\lambda_m > 0$ 为拉格朗日因子。求拉格朗日增量:

$$\begin{cases} \frac{d\alpha}{dt} = -\frac{\partial L}{\partial \alpha} \bigg|_{\beta^{(l)}, \omega^{(l)}, z^{(l)}, \lambda^{(l)}} \\ \frac{d\beta}{dt} = -\frac{\partial L}{\partial \beta} \bigg|_{\alpha^{(l)}, \omega^{(l)}, z^{(l)}, \lambda^{(l)}} \\ \frac{dz}{dt} = -\frac{\partial L}{\partial z} \bigg|_{\alpha^{(l)}, \beta^{(l)}, \omega^{(l)}, \lambda^{(l)}} \\ \frac{d\omega}{dt} = -\frac{\partial L}{\partial \omega} \bigg|_{\alpha^{(l)}, \beta^{(l)}, z^{(l)}, \lambda^{(l)}} \\ \frac{d\lambda}{dt} = \frac{\partial L}{\partial \lambda} \bigg|_{\alpha^{(l)}, \beta^{(l)}, \omega^{(l)}, z^{(l)}} \end{cases}$$
(9)

式中:

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha} = -\frac{\beta^2}{\alpha^2} + 2 \sum_{\theta_m \in \Theta_S \cup \Theta_P} \tilde{g}_m \frac{\partial \tilde{g}_m}{\partial \alpha}$$
$$\frac{\partial L}{\partial \beta} = \frac{2\beta}{\alpha} + 2 \sum_{\theta_m \in \Theta_S \cup \Theta_P} \tilde{g}_m \frac{\partial \tilde{g}_m}{\partial \beta}$$
$$\frac{\partial L}{\partial z} = \left[\frac{\partial L}{\partial z_1}, \dots, \frac{\partial L}{\partial z_M}\right]^{\mathrm{T}}$$

(3)将式(10)中的符号x分别用α,β,ω,z,λ替代,可更 新得α^{t+1},β^{t+1},ω^{t+1},z^{t+1},λ^{{t+1}</sup>:

$$x^{\{t+1\}} = x^{\{t\}} + \rho \frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}$$
(10)

对于可行域 $\boldsymbol{\omega} \in \Omega$,可在式(10)的基础上采用投影法。 例如,对于要求 $\boldsymbol{\omega}$ 恒模的可行域,将式(10)的结果直接投影 到单模空间上来更新变量 $\boldsymbol{\omega}^{\{\iota+1\}}$,即 $\boldsymbol{\omega}^{\{\iota+1\}} = e^{j2\pi \angle \left(\boldsymbol{\omega}^{il} + \rho \frac{d\boldsymbol{\omega}}{dt}\right)}$ 。

(4) 考虑到当目标函数值 $h(\alpha^{\{t+1\}}, \beta^{\{t+1\}}, \omega^{\{t+1\}})$ 与 $h(\alpha^{\{t\}}, \beta^{\{t\}}, \omega^{\{t\}})$ 的差异足够小时,可将 $h(\alpha^{\{t+1\}}, \beta^{\{t+1\}}, \omega^{\{t+1\}})$ 近似地看作是目标函数 $h(\alpha, \beta, \omega)$ 的极小值,从而得到式 (3)的近似解,即 $\alpha = \alpha^{\{t+1\}}, \beta = \beta^{\{t+1\}}, \omega = \omega^{\{t+1\}}, 进而近似$ 求解式(2)。因此,本文将迭代停止条件设置为: $\frac{\left|h\left(\alpha^{\{t+1\}},\beta^{\{t+1\}},\boldsymbol{\omega}^{\{t+1\}}\right)-h\left(\alpha^{\{t\}},\beta^{\{t\}},\boldsymbol{\omega}^{\{t\}}\right)\right|}{\left|h\left(\alpha^{\{t+1\}},\beta^{\{t+1\}},\boldsymbol{\omega}^{\{t+1\}}\right)\right|} \leq \operatorname{cri},其中\operatorname{cri}为用$

户设置参数。当满足迭代停止条件时,停止迭代并输出 $\alpha = \alpha^{(t+1)}, \beta = \beta^{(t+1)}, \omega = \omega^{(t+1)},$ 否则, 令 t = t + 1并执行步骤(2)。

2.2 算法分析

(1)因为 α >0,故 $\frac{\beta^2}{\alpha}$ 是凸函数^[16]。根据式(5)与式(6), $\tilde{g}_m^2(\alpha,\beta,z)$ 是凸函数。又 λ_m >0,则 $\sum_{\theta_m\in\Theta_S\cup\Theta_P}\lambda_m(|\boldsymbol{\omega}^{H}\boldsymbol{a}_m|^2-z_m)^2$

是凸函数。因此 $L(\alpha,\beta,\omega,z,\lambda)$ 是凸函数。

(2)根据式(5)和式(6)可知,总是能够找到一个足够小的逼近因子 $\mu_m > 0$,使得情形 $\beta < \left| \boldsymbol{\omega}^{\text{H}} \boldsymbol{a}_m \right|^2 \leq \beta + \mu_m 与 \alpha - \mu_m \leq \left| \boldsymbol{\omega}^{\text{H}} \boldsymbol{a}_m \right|^2 < \alpha$ 不出现,从而规避了多维变量 $\boldsymbol{\omega}$ 的4次方运算,降低算法的计算复杂度。因此,可取 $\mu_m > 0$ 足够小来降低本文方法的计算复杂度。

(3) 当 $\Omega = \{\omega; \|\omega\| = N\}$ 时,约束集 $\alpha > 0, \beta > 0, \omega \in \Omega$ 为凸,又 $L(\alpha, \beta, \omega, z, \lambda)$ 是凸函数,故式(10)的 $x^{\{t+1\}}$ 随着t的 增加而逼近式(9)在该约束集上的全局最优解;而当 $\Omega = \{\omega; |\omega_n| - 1 = 0, n = 1, ..., N\}$ 时,约束集 $\alpha > 0, \beta > 0, \omega \in \Omega$ 非 凸,基于式(10)得到式(9)在该约束集上的局部解。

3 仿真试验

本节通过MATLAB仿真试验对本文算法的收敛性、参数选取、初始化影响及方向图综合分别进行分析。

3.1 收敛性

本试验研究本文算法的收敛性。设阵元数N = 50的均 匀线性阵列,相邻天线之间的距离为半波长即 $d = \lambda/2$, 感兴趣的目标所在方向为 $\Theta_s = \{0^\circ\}$,旁瓣方向为 $\Theta_p = \{-90^\circ, -89^\circ, \dots, -4^\circ\} \cup \{4^\circ, \dots, 89^\circ, 90^\circ\}$,步长 $\rho = 0.1, \mu_m = 10^{-4}$, 要求 ω 恒模, cri=0.0005。图 2 为式(7)的目标函数 $h(\alpha, \beta, \omega)$ 值随迭代次数变化的曲线图。从图2中可以看 出,本文方法是收敛的。

3.2 步长参数

本试验探究不同步长的选取对本文算法结果的影响情况,从而为选取步长参数提供统计依据。采用同试验1相同的阵列配置与主瓣旁瓣范围。步长ρ遍历选取集合



{0.01} ∪ {0.1,0.2,…,1} 中的值。对于每个步长,进行 MT = 100 次不同初始化的蒙特卡罗试验,然后统计得出不同ρ值 对应的最小目标函数值 min(h)、最大目标函数值 max(h)、目标函数均值 mean(h) 与算法平均耗时这4个方面的算法性能,并将这些统计值绘制为图3。



根据图3可知,本文算法的平均耗时随着步长ρ的增大 而增加;当ρ取值为0.1、0.3与0.6~1.0时,min(h)、max(h)以 及mean(h)均较小。因此,综合考虑耗时较少且目标函数 取值较低的要求,本文步长设置为0.1。

3.3 初始化

本试验揭示初始化对本文算法性能的影响情况。采用 同验1相同的阵列系统来设计恒模ω,选取步长ρ=0.1,其 他参数设置与试验1相同。进行MT=100次不同初始化的 蒙特卡罗试验,计算obj并绘制其直方图,如图4所示。



Fig.4 Histogram of 10log₁₀ (obj) for MT=100

由图4可知,虽然本文算法的波束效果受初始化值影响,得到的10log₁₀ (obj) 在-21.02~17.75dB 范围内;注意到 obj 大部分集中于-21.02~18.75dB,说明本文算法受初始值 的影响有限。

3.4 恒模方向图设计

本试验与目前较为先进的方法进行对比,展示本文算 法在恒模窄波束方向图设计方面的优势。参考文献[1]与 参考文献[9]~参考文献[11]仿真试验对比中具有显著优势。 因此,本文只与其中效果最好的参考文献[1]方法进行比 较。设归一化方向图为:

$$10\log_{10}\left(\left\|\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{a}_{\boldsymbol{\theta}_{m}}\right\|^{2}/\min\left\{\left\|\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{a}_{p}\right\|^{2} \mid \boldsymbol{\theta}_{p} \in \boldsymbol{\Theta}_{\mathrm{P}}\right\}\right),\\ \boldsymbol{\theta}_{m} \in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right], m = 1, \cdots, M$$

首先研究恒模窄波束方向图综合。设计恒模 ω ,设阵元 数N = 50的均匀线性阵列,相邻天线之间的距离为半波长即 $d = \lambda/2$,感兴趣的目标所在方向为 $\Theta_s = \{-2^\circ, \dots, 2^\circ\}, 旁瓣方$ 向为 $\Theta_p = \{-90^\circ, -89^\circ, \dots, -6^\circ\} \cup \{6^\circ, \dots 89^\circ, 90^\circ\}, 步长\rho = 0.1,$ $\mu_m = 10^{-6}$, cri = 10^{-5} 。图5与图6分别为本文方法与参考文 献[1]方法所设计的归一化窄主瓣方向图与加权矢量的模。 为了更清晰地对比本文方法与参考文献[1]方法,在图5中 本试验将主瓣区域、过渡区域、旁瓣区域用竖实线分割。由 图 5 与图6可知,本文方法的方向图最高旁瓣水平 $10\log_{10}$ (obj)=-16.11dB低于参考文献[1]方法的-11.29dB,且 本文方法为恒模,而参考文献[1]的方法无法保证恒模。

对于恒模宽主瓣方向图综合,设阵元数N=20的均匀



图5 归一化窄波束方向图 Fig.5 Normalized beampattern with narrow mainlobe



图6 加权矢量 ω 的模 Fig.6 Amplitude of the weighted vector ω

线性阵列,相邻天线之间的距离为半波长即 $d = \lambda/2$,主瓣 方向为:

步长ρ = 0.1,μ_m = 10⁻⁶, cri = 10⁻⁵。本文方法与参考文 献[1]方法所设计的归一化恒模宽主瓣方向图如图7所示, 图8为其加权矢量的模的示意图。由图7与图8可知,本 文方法的最大归一化波束的旁瓣功率为-17.1387dB,而参 考文献[1]的为-9.64dB,且对于恒模要求,本文方法可以满 足而参考文献[1]的方法无法满足。

综合图 5~图 8 可知,本文方法所设计的方向图与参考 文献[1]方法相比主瓣水平和旁瓣水平之间的差距较大,即 本文方法设计的方向图在具有相同水平的主瓣功率的情况 下,其旁瓣功率更低。



图7 归一化宽波束方向图 Fig.7 Normalized beampattern with wide mainlobe



图8 加权矢量ω的模 Fig.8 Amplitude of the weighted vector ω

4 结论

选择适当的方向图模板是常规阵列天线方向图综合的 前提。然而,目前还没有对方向图模板选择方案的研究来 保证现有模板设置的合理性。鉴于此,本文提出了一个无 须预先给定模板的、以最小化旁瓣波束最大值与主瓣波束 最小值的比值为准则的方向图综合设计方法。由于分式目 标函数导致优化问题是非凸、非线性的。为了求解该问题, 本文提出一个综合采用惩罚函数法、光滑逼近函数与 LPNN 法的迭代算法。仿真试验验证了本文算法的有效 性。

参考文献

 Cao P, Thompson J S, Haas H. Constant modulus shaped beam synthesis via convex relaxation[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2017, 16: 617-620.

- [2] Liu Y, Chen S L, Zhang L, et al. Determining the firstnull mainlobe region of an arbitrary pattern for 2-d numerical pattern synthesis algorithm[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2016, 64(3): 1130-1136.
- [3] Scholnik D P. A parameterized pattern-error objective for largescale phase-only array pattern design[J]. IEEE Transactions on Antennas Propagation, 2016, 64(1): 89-98.
- [4] Fan X H, Liang J, So H C. Beampattern synthesis with minimal dynamic range ratio[J]. Signal Processing, 2018, 152(6): 411 -416.
- [5] Wang F, Balakrishnan V, Zhou P Y, et al. Optimal array pattern synthesis using semidefinite programming[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(5): 1172-1183.
- [6] Lebret H, Boyd S. Antenna array pattern synthesis via convex optimization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(3): 526-531.
- [7] Fuchs B. Application of convex relaxation to array synthesis problems[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2014, 62(2): 634-640.
- [8] Zhang X, He Z, Liao B, et al. Pattern synthesis with multipoint accurate array response control[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2017, 65(8): 4075-4088.
- [9] Hur S, Kim T, Love D J, et al. Millimeter wave beamforming for wireless backhaul and access in small cell networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(10): 4391-4403.
- [10] Cui G, Li H, Rangaswamy M. MIMO radar waveform design with constant modulus and similarity constraints[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(2): 343-353.
- [11] Liang J, So H C, Leung C S, et al. Waveform design with unit modulus and spectral shape constraints via Lagrange programming neural network[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2015, 9(8): 1377-1386.
- [12] Konar A, Sidiropoulos N D, First-order methods for fast feasibility pursuit of non-convex QCQPs[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(22): 5927-5941.
- [13] 徐梦,史豪斌,李继超. 一种基于加速 BP 神经网络的 PID 控 制器参数调节方法[J]. 航空科学技术, 2018, 29(9): 68-73.
 Xu Meng, Shi Haobin, Li Jichao. A parameter adjustment method of PID controller based on accelerated BP neural

network[J]. Aeronautional Science & Technology, 2018, 29(9): 68-73.(in Chinese)

- [14] 吴成均,单伟伟.面向神经网络加速器的近似加法器的电路 设计[J]. 航空科学技术, 2018, 29(11): 76-82.
 Wu Chengjun, Shan Weiwei. Circuit design of approximate adder for neural network accelerator [J]. Aeronautional Science & Technology, 2018,29(11): 76-82.(in Chinese)
- [15] Liang J, Leung C S, So H C. Lagrange programming neural network approach for target localization in distributed MIMO radar[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(6): 1574-1585.
- [16] Boyd S, Vandenberghe L. 凸优化[M]. 北京:清华大学出版 社,2013.

Boyd S, Vandenberghe L. Convex optimization [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013. (in Chinese)

作者简介

景阳(1987-) 女,博士研究生。主要研究方向:信号 处理。
Tel: 15929952734 E-mail: jingyang@mail.nwpu.edu.cn
范旭慧(1989-) 女,博士研究生。主要研究方向:信号 处理。
E-mail: fanxuhui@mail.nwpu.edu.cn
粱军利(1978-) 男,博士,教授。主要研究方向:信号 处理。
E-mail: liangjunli@nwpu.edu.cn

Design Method of Array Antenna Beampattern Synthesis without Mask

Jing Yang*, Fan Xuhui, Liang Junli

School of Electronic and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

Abstract: Generally, array antenna pattern synthesis needs to select an appropriate pattern mask. However, the rationality of the preset mask cannot be guaranteed owing to the fact that there is no research on pattern mask selection scheme. To avoid the impracticability of the preset mask, this paper constructed a pattern synthesis optimization problem with the criterion of minimizing the ratio of the maximum sidelobe level to the minimum mainlobe level. The inequality constraints of the problem are nonconvex and coupled. To deal with this problem, we used the penalty function method to add inequality constraints into the objective function, and designed a smooth function to approximate and substitute the nondifferentiable part of the objective function, then obtained a differentiable approximation problem. Finally, the approximate solution to the original problem is obtained by using Lagrange programming neural network method to solve the approximate problem. The effectiveness of the proposed approach is demonstrated via numerical examples.

Key Words: beampattern synthesis; non-differential function; smooth function; without mask; lagrange programming neural network