

基于LS-SVM的宽带接收前端非线性补偿算法

黄家露, 王文涛, 周 莲, 李 姝, 杨 波, 杨 阳, 刘昭涛, 高星寒, 宋海平

(中国北方车辆研究所信息与控制技术部, 北京 100072)

摘要: 针对目前常用的基于参数化非线性模型(Parameterized Nonlinear Model, PNM)的补偿算法存在易陷入局部最小值, 导致补偿性能不稳的问题, 该文提出了基于最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM)的宽带接收前端非线性补偿算法. 该算法基于减谱-时频变换法(Spectrum Reduction Algorithm based on Time-Frequency Conversion, SRA-TFC)盲分离接收前端输出信号中的大功率基波信号和其他小功率信号, 并以此作为LS-SVM逆模型的训练输入-输出样本对. 引入最小二乘支持向量回归(Least Squares Support Vector Regression, LS-SVR)算法高精度拟合接收前端非线性逆模型. 通过以宽带接收前端的输出信号为测试样本消除其非线性失真分量. 仿真与实测结果表明: 该算法可使宽带接收前端的无杂散失真动态范围(Spurs-Free-Dynamic-Range, SFDR)提高约20 dB, 较基于PNM的补偿算法提高了约5 dB.

关键词: 宽带接收前端; 非线性补偿; 最小二乘支持向量机; 最小二乘支持向量回归算法; 无杂散失真动态范围

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)06-1500-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20211637

Nonlinearity Mitigation Method Based on LS-SVM for Wide-Band Receiver

HUANG Jia-lu, WANG Wen-tao, ZHOU Lian, LI Shu, YANG Bo, YANG Yang, LIU Zhao-tao,

GAO Xing-han, SONG Hai-ping

(Department of Information and Control, China North Vehicle Research Institute, Beijing 100072, China)

Abstract: To address the problem that the commonly used compensation algorithms based on parametric nonlinear model (PNM) are prone to fall into local minima, leading to unstable compensation performance, a nonlinear compensation algorithm for broadband receive front ends based on least squares support vector machine (LS-SVM) is proposed. The algorithm blindly extracts the high-power fundamental signal and other low-power signals from the receiver output signal based on the reduced-spectrum-time-frequency transform (SRA-TFC) method, and use them as the training input-output sample pairs of the LS-SVM inverse model. The inverse model is then fitted with high accuracy by least squares support vector regression (LS-SVR) algorithm. The output signal of the wideband receiver is used as the test sample to eliminate its nonlinear distortion components. The simulation and measurement results display that the algorithm can improve the spurious free dynamic range (SFDR) of the wideband receiver by about 20 dB and it is increased by 5 dB compared with those methods based on PNM.

Key words: broadband receive front end; nonlinearity mitigation; least squares support vector machine (LS-SVM); least squares support vector machine regression (LS-SVR) algorithm; spurious free dynamic range (SFDR)

1 引言

软件无线电(Software Defined Radio, SDR)由数字接收前端和上位机这两部分构成. 其优点是能实现软件数字信号处理^[1]. 此外, SDR提供了一个可重构的开放式无线电平台, 可兼容不同的无线通信系统和传输多种信号, 满足了日益增长的数据通信需求. 然而, 发挥

SDR通信系统灵活配置的技术优势的基本前提是: 宽带接收前端具有高无杂散失真动态范围(Spurs-Free-Dynamic-Range, SFDR), 能够实现多种信号无失真接收^[2].

宽带接收前端含有多种非线性电子元器件, 如低噪声放大器、混频器、模数转换器(Analog to Digital Converter, ADC)^[3]. 而信号经过这些电子元器件级联产生

其中, $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \langle \psi(\mathbf{x}_i), \psi(\mathbf{x}_j) \rangle$ 为核函数^[19]; $\langle \psi(\mathbf{x}_i), \psi(\mathbf{x}_j) \rangle$ 为 $\psi(\mathbf{x}_i)$ 和 $\psi(\mathbf{x}_j)$ 的内积.

常用的非线性核函数有 RBF 核函数、Sigmoid 核函数和多项式核函数^[19]. 当训练样本特征空间维数很高时, 则此时由于多项式核函数阶数很大而造成 LS-SVM 模型的拟合速度很慢, 而此时 Sigmoid 核函数造成 LS-SVM 模型的拟合精度低^[20]. RBF 核函数普适度最高, 通过选择合适的参数, 其拟合精度比 Sigmoid 核函数和多项式核函数要高^[21]. 此外, RBF 核函数只有一个参数, 计算复杂度较小, 因此 RBF 核函数是最通用的核函数^[22-24]. RBF 核函数表达式为

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp\left(\frac{-|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}|^2}{\sigma^2}\right) \quad (10)$$

$$= \exp(-g|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}|^2)$$

其中, $g = \frac{1}{\sigma^2}$ 是 RBF 核函数的唯一参数; σ 为核宽度, 表示的是径向基的半径; $\exp(\cdot)$ 表示以自然常数为底的

指数算子.

此时, 在 LS-SVM 模型超参数对 $[g, \mathbf{a}]$ 已知的情况下, 由矩阵方程式 (9) 可求 Lagrange 乘法向量 $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ 和偏置量 b . 最后合并式 (2)、式 (5) 和式 (10) 可得非线性逆系统的 LS-SVM 模型为

$$Y = \sum_{i=1}^N a_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (11)$$

$$= \sum_{i=1}^N a_i \exp(-g|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}|^2) + b$$

3 基于 LS-SVM 的宽带接收前端补偿算法

3.1 算法原理

如图 1 所示, 接收前端输入信号、输出信号的关系表达式为

$$y(n) = f[x(n)] = f_1[x(n)] + f_{NL}[x(n)] \quad (12)$$

其中, $x(n)$ 和 $y(n)$ 为接收前端的输入、输出信号; $f(\cdot)$ 为前端的非线性拟合函数; $f_1(\cdot)$ 为 $f(\cdot)$ 的线性项, $f_{NL}(\cdot)$ 为 $f(\cdot)$ 的非线性项.

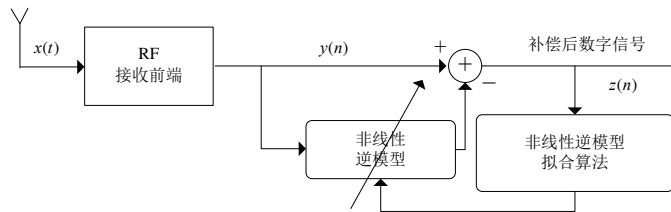


图 1 算法原理框图

令非线性逆系统的拟合函数为 $g(\cdot)$. 当接收系统为弱非线性 (即 $f_1[x(n)] \gg f_{NL}[x(n)]$) 时, 输出信号经过补偿处理后可近似表示为

$$z(n) = y(n) - g[y(n)] = f_1[x(n)] + f_{NL}[x(n)] - g\{f_1[x(n)] + f_{NL}[x(n)]\}$$

$$\approx f_1[x(n)] + f_{NL}[x(n)] - g\{f_1[x(n)]\}$$

$$= f_1[x(n)]$$

$$(f_{NL}[x(n)] = g\{f_1[x(n)]\})$$

当满足条件 $f_{NL}(\cdot) = g\{f_1(\cdot)\}$ 时, 就可消除输出信

号 $y(n)$ 中的非线性失真分量, 并保留完整的原始输入信号.

3.2 大、小信号盲分离

由图 2 可知, 该算法的第一步是提取接收前端输出信号中的大信号和小信号, 并将其作为训练 LS-SVM 逆模型的输入-输出样本对. 本文提出一种新的方法——减谱-时频变换法 (Spectrum Reduction Algorithm based on Time-Frequency Conversion, SRA-TFC) 来提取大小信号. 该方法的具体实现步骤如图 2 所示.

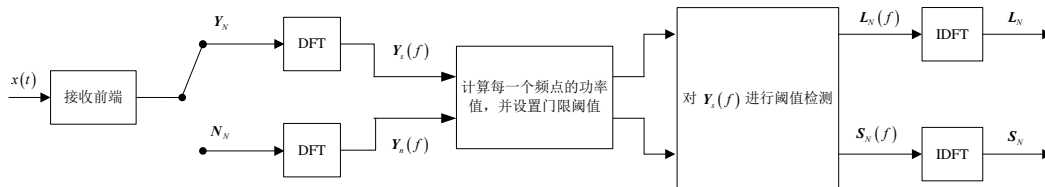


图 2 SRA-TFC 算法流程框图

(1) 分别采集 $N = L^2$ (L 为正数) 点接收前端输出信号 Y_N 及其纯噪声信号 N_N .

(2) 对 Y_N 和 N_N 均进行离散傅里叶变换 (Discrete

Fourier Transformation, DFT) 得到 N 点频域噪声信号 $Y_n(f)$ 、原始输出信号 $Y_s(f)$.

(3) 分别计算 $Y_n(f)$ 和 $Y_s(f)$ 每一个频点的功率

值,并设置门限阈值;然后对 $Y_s(f)$ 进行阈值检测得到频域大、小信号. 具体方法:保留 $Y_s(f)$ 中高于阈值的频点,并将 $Y_s(f)$ 其他低于阈值频点置换为 $Y_n(f)$ 中的对应频点,得到 N 点频域大信号 $L_N(f)$;反之则可得到 N 点频域小信号 $S_N(f)$.

(4)分别对 $L_N(f)$ 和 $S_N(f)$ 进行离散逆傅里叶变换 (Inverse Discrete Fourier Transformation, IDFT), 得到对应的时域信号 L_N 和 S_N .

由上述步骤可知, SRA-TFC 算法能同时保持 Y_N 和 N_N 的幅度和相位信息, 而不会引起盲分离得到的时域大信号 L_N 和时域小信号 S_N 相位失真. 而基于奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 的传统信号分离

方法有一个很大的缺陷——有效奇异值阶次 r 难以确定^[25]. 由于大、小信号的功率相差较大, 因此 SRA-TFC 算法通过设置功率阈值分离大、小信号的准确度高. 最后由表 1 可知: SRA-TFC 算法的计算量仅为基于 SVD 的盲信号分离方法的 $1/O(L)$. 因此本文采用 SRA-TFC 来“盲”分离接收前端输出信号中的大、小信号.

3.3 算法详细步骤

本文所提补偿算法的具体步骤如图 3 所示.

表 1 两种信号分离方法计算复杂度对比

信号盲分离方法	计算复杂度			
	平方根	除法	乘法	加减法
基于 SVD 的算法	$O(L^2)$	$O(L^2)$	$O(L^3)$	$O(L^3)$
SRA-TFC 算法	无	无	$O(L^2)$	$O(L^2)$

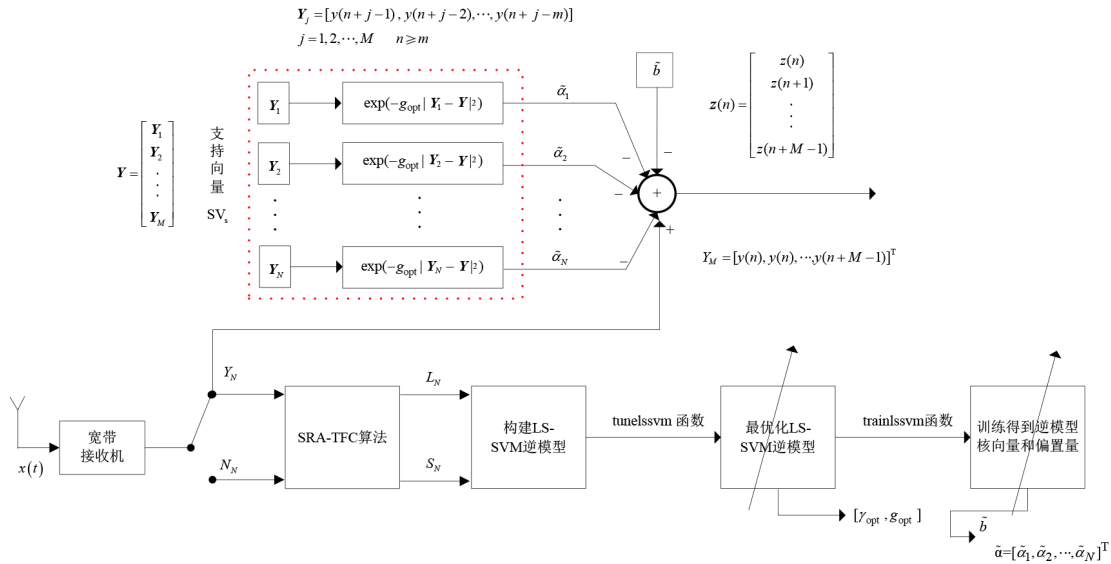


图 3 补偿算法流程图

- (1) 采集 N 点接收机输出信号 Y_N 及其纯噪声信号 N_N .
- (2) 通过 SRA-TFC 算法提取 N 点大信号 L_N 和 N 点小信号成分 S_N .
- (3) 由 L_N 和 S_N 构造 N 点训练样本集 $\{L_i, S_i\}_{i=1}^N$. 其中 $L_i = [L(n+i-1), \dots, L(n+i-m)] \in R^m$ ($n \geq m$) 为 m 维输

$$S = [S_1, S_2, \dots, S_N]^T = [f(L_1), f(L_2), \dots, f(L_N)]^T = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_i k(L_1, L_i) + b, \sum_{i=1}^N \alpha_i k(L_2, L_i) + b, \dots, \sum_{i=1}^N \alpha_i k(L_N, L_i) + b \right]^T \quad (14)$$

$$= \sum_{i=1}^N \alpha_i k(L_i, L) + b = \sum_{i=1}^N \alpha_i \exp(-g|L_i - L|^2) + b$$

其中, $L = [L_1, L_2, \dots, L_N]^T$; $k(L_i, L) = [k(L_i, L_1), k(L_i, L_2), \dots, k(L_i, L_N)]^T$.

(5) 通过 LS-SVMlab Toolbox 的 tunelssvm 函数进行网格搜索和交叉验证得到 LS-SVM 逆模型超参数对 $[y_{opt}, g_{opt}]$, 则优化后的 LS-SVM 逆模型为

入向量, $S_i = S(n+i-1) \in R$ 为第 i 个训练样本输出数据, n 为当前采样时刻, m 为接收前端非线性逆模型的最高记忆深度.

(4) 通过构造的训练样本集 $\{L_i, S_i\}_{i=1}^N$ 得到宽带接收机的 LS-SVM 逆模型为

$$\tilde{S} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \exp(-g_{opt}|L_i - L|^2) + b \quad (15)$$

(6) 通过 LS-SVMlab Toolbox 的 trainlssvm 函数求解出优化后的 LS-SVM 逆模型的核向量 $\tilde{\alpha} = [\tilde{\alpha}_1, \tilde{\alpha}_2, \dots, \tilde{\alpha}_N]^T$ 和偏置量 \tilde{b} .

(7) 以 M 点接收机输出信号 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_j, \dots, Y_M]^T$

为测试样本,其中, $\mathbf{Y}_j=[y(n+j-1), y(n+j-2), \dots, y(n+j-m)] \in R^m (n \geq m, j=1, 2, \dots, M)$, $y(n)$ 为当前输出信号. 通

$$\mathbf{Y}_t = f(\mathbf{Y}) = \begin{bmatrix} \exp(-g_{\text{opt}}|\mathbf{Y}_1 - \mathbf{Y}_1|^2) + \frac{1}{\gamma_{\text{opt}}} & \dots & \exp(-g_{\text{opt}}|\mathbf{Y}_1 - \mathbf{Y}_N|^2) \\ \vdots & & \vdots \\ \exp(-g_{\text{opt}}|\mathbf{Y}_N - \mathbf{Y}_1|^2) & \dots & \exp(-g_{\text{opt}}|\mathbf{Y}_N - \mathbf{Y}_N|^2) + \frac{1}{\gamma_{\text{opt}}} \\ \vdots & & \vdots \\ \exp(-g_{\text{opt}}|\mathbf{Y}_M - \mathbf{Y}_1|^2) & \dots & \exp(-g_{\text{opt}}|\mathbf{Y}_M - \mathbf{Y}_N|^2) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{\alpha}_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ \tilde{\alpha}_N \end{bmatrix} + \tilde{\mathbf{b}} \quad (16)$$

(8)最后将 M 点接收前端输出信号与 M 点预测非线性失真分量 \mathbf{Y}_t , 得到 M 点补偿后信号 $\mathbf{z}(n)$:

$$\begin{aligned} \mathbf{z}(n) &= [z(n), z(n), \dots, z(n+M-1)]^T \\ &= [y(n), y(n), \dots, y(n+M-1)]^T - \mathbf{Y}_t \end{aligned} \quad (17)$$

由本节计算步骤可知:算法的计算复杂度主要为 LS-SVM 逆模型训练(步骤(4)~(6)),其中步骤(4)的计算复杂度包括 $2mN^2$ 次加减运算、 mN^2 次乘法运算和 N^2 次值函数运算,步骤(5)和(6)中利用共轭梯度法求解 LS-SVM 逆模型核向量的最大计算复杂度为 $O(N^3)$.

4 仿真与实验验证

本节从仿真和实验两方面对所提算法与目前常用的基于 PNM 的补偿算法进行对比,验证了所提算法的补偿效果及其优越性.此外,在本节的仿真和实验中,训练样本个数 $N=4000$,测试样本个数为 $M=65536$;超参数对 $[\gamma, g]$ 的二维搜索空间为 $[\exp(1), \exp(18)]$ 和 $[\exp(0), \exp(10)]$,搜索步长均为 1;并且采用 10 重交叉方式求取最优超参数 $[\gamma_{\text{opt}}, g_{\text{opt}}]$.

$$\begin{aligned} y(n) &= h(0)x(n) + h(1)x(n-1) + h(2)x(n-2) + h(0,0)x^2(n) + h(0,1)x(n)x(n-1) \\ &\quad + h(1,1)x^2(n-1) + h(0,0,0)x^3(n) + h(0,0,1)x^2(n)x(n-1) \\ &\quad + h(0,1,1)x(n)x^2(n-1) + h(1,1,1)x^3(n-1) \\ &= x(n) + 0.003x(n-1) + 0.002x(n-2) + 0.002x^2(n) + 0.002x(n)x(n-1) \\ &\quad + 0.002x^2(n-1) + 0.002x^3(n) + 0.01x^2(n)x(n-1) \\ &\quad + 0.02x(n)x^2(n-1) + 0.01x^3(n-1) \end{aligned} \quad (19)$$

如图 4(b)所示,补偿前非线性仿真系统的 SFDR 为 81.3 dBFS. 由系统 Volterra 模型可知,仿真系统的最大记忆深度为 $m=3$. 通过 `tunelssvm` 函数对训练样本进行交叉验证和网格搜索得到最优超参数对 $[\gamma_{\text{opt}}, g_{\text{opt}}] = [\exp(14), \exp(10)]$.

如图 4(c)所示,红色功率谱表示当采用基于 PNM 的算法补偿后的信号功率谱,而黑色功率谱则表示基于 LS-SVM 的算法补偿后的信号功率谱.这两种算法补偿后非线性仿真系统的 SFDR 分别为 98.7 dBFS, 104.1 dBFS, 系统的 SFDR 补偿后分别提升了 17.4 dB, 22.8 dB. 从图 4(c)可得知,虽然这两种算法均能有效抑制带内非线性失真分量,但是基于 LS-SVM 的算法补偿结果整体要更好一些,补偿后的信号接近本底.

过 LS-SVMlab Toolbox 的 `simlssvm` 函数预测得到 M 点非线性失真分量 \mathbf{Y}_t :

接收前端的 SFDR 定义:接收前端输出信号在第一 Nyquist 频带内基波信号的平均功率与最大非线性失真分量的平均功率之比^[26]. 而 SFDR 以 dBFS 为单位时表示 ADC 满幅度功率 (P_{ref}) 与第一 Nyquist 频带内最大非线性失真分量平均功率 ($\max\{W_{\text{avg}}(f_{\text{im}})\}$) 的比值,此时定义式为

$$\text{SFDR}_{\text{dBFS}} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{\text{ref}}}{\max\{W_{\text{avg}}(f_{\text{im}})\}} \right) \quad (18)$$

4.1 仿真结果与分析

如图 4(a)所示,输入信号由三频等幅正弦波和单载波 16QAM 信号叠加而成,两种类型信号的功率值相差约 70 dB;正弦波信号的频点分别是 10.3 MHz, 10.6 MHz 和 11.8 MHz, 16QAM 信号的中心频率、带宽分别为 21.5 MHz, 1 MHz;仿真实接收前端 ADC 的采样率为 100 MHz. 令仿真系统表征模型为 Volterra 模型,其最高阶次为 $D=3$,各阶记忆深度为 $[N_1, N_2, N_3] = [3, 2, 2]$. 则仿真系统传输函数为

由于原始输出信号中有大量非线性失真分量落在 16QAM 信号带内(图 4(b)),导致其信干噪比(Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR)较小,所以无法正常解调 16QAM 信号,得到的星座图非常凌乱(EVM 为 16.8%). 但经过这两种数字后补偿算法处理后,消除了弱 16QAM 信号带内的大部分失真分量,使其 SINR 有大幅提升,从而对其选频、滤波、解调后得到的星座图均有明显汇聚,如图 5 所示,测得 EVM 分别降低为 5.4%, 2.3%(图 5(b)(c)). 此外,由于本文所提算法的补偿性能更好些(图 4(c)),几乎消除了弱 16QAM 信号带内的非线性失真,因此对弱 16QAM 信号正常解调后得到的星座图汇聚效果更好些(图 5(b)和图 5(c)).

以归一化均方误差作为衡量指标进一步评估补偿

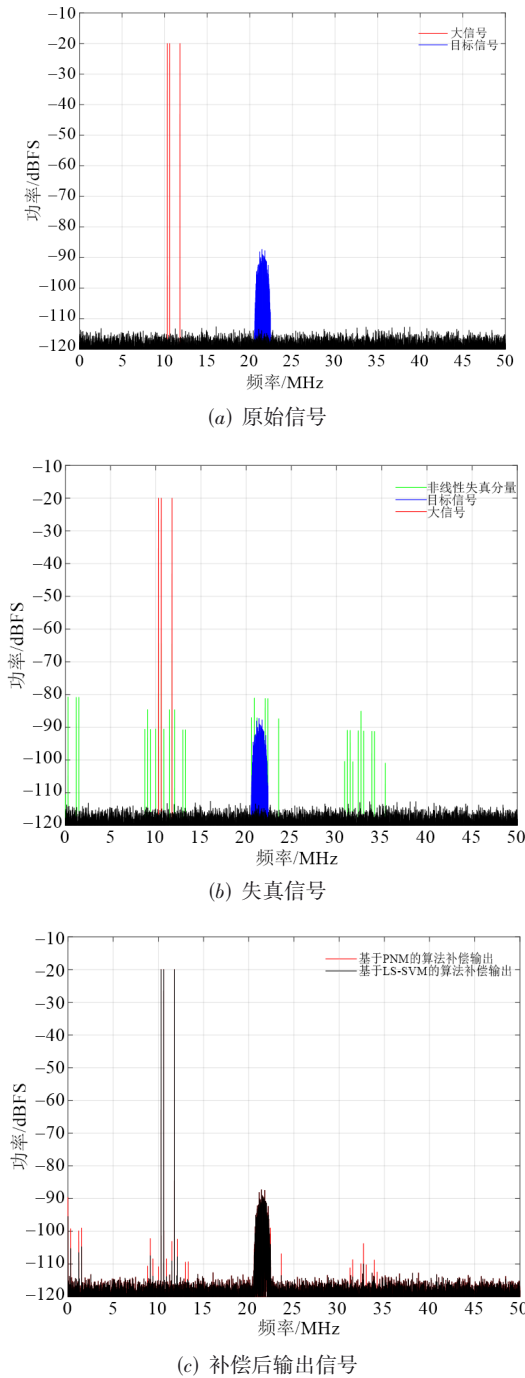


图4 仿真频谱图

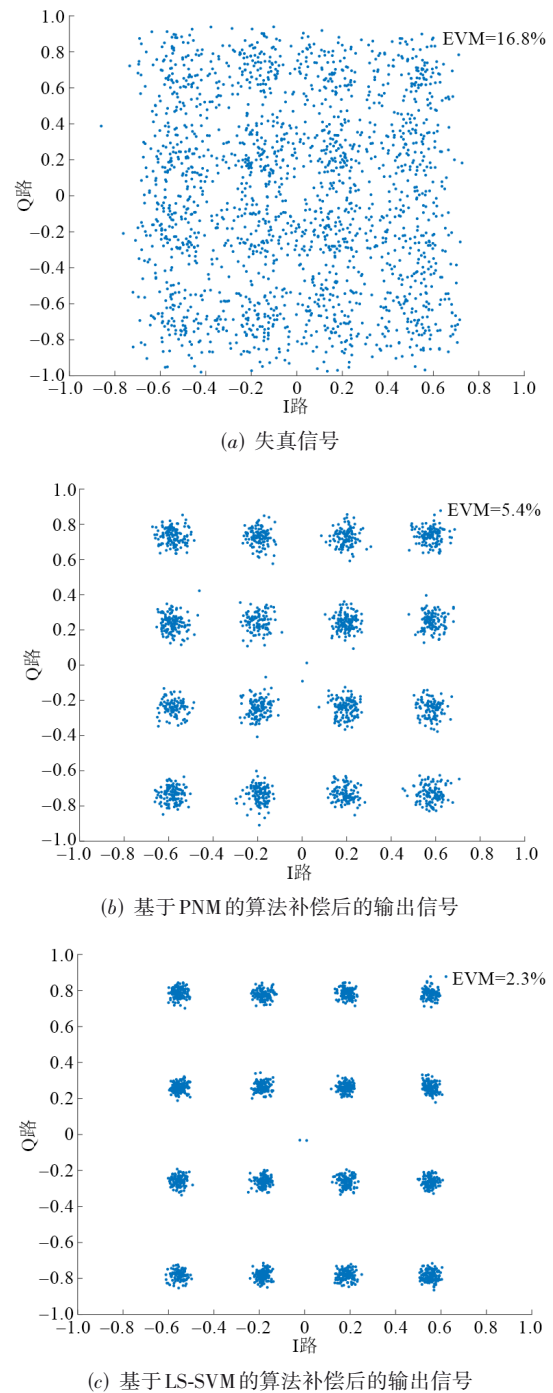


图5 16QAM信号的星座图

算法的性能,其表达式为

$$NMSE = 10 \lg \left[\frac{\sum_{n=1}^N |\hat{z}(n) - z(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |z(n)|^2} \right] \quad (20)$$

其中, $z(n)$ 为输入信号;为了对两种补偿算法的补偿效果进行对比, $\hat{z}(n)$ 依次被设为失真信号、基于PNM的算

法补偿的输出信号、基于LS-SVM的算法补偿的输出信号. 由于补偿算法是改善微弱有用小信号的 SINR, 因此式(20)中 $z(n)$ 和 $\hat{z}(n)$ 均不包含大信号.

由于非线性失真分量是由输入信号中大信号经接收前端产生的, 所以这里给出不同功率大信号的仿真. 仍然采用图4(a)所示的输入信号, 其中如图6所示, 横坐标大信号的功率范围为 $[-23 \text{ dB}, -14 \text{ dB}]$, 间隔为

1 dB;红、蓝、粉3种颜色折线纵坐标分别为失真信号、基于PNM的算法补偿的输出信号,以及基于LS-SVM的算法补偿输出信号的NMSE.由图6可知:两种补偿算法都很好地改善了小16QAM信号的性能,并且本文所提方法要优于传统的基于PNM的算法.

4.2 实测结果与分析

图7为实验所用宽带接收前端的硬件结构框图,接收前端由控制可变增益放大器(增益范围为+6~+34 dB,输出1 dB压缩点为+15.8 dBm)、低通滤波器(截止频率为40 MHz)与输入峰峰值为2 V的高速ADC(16位,采样率为112 MHz,双频SFDR约为90 dBFS)等电路级联组成.因此,该款宽带接收前端是具有高动态范围的弱非线性系统,其实采输出信号正好验证本文所提出算法的实用性.

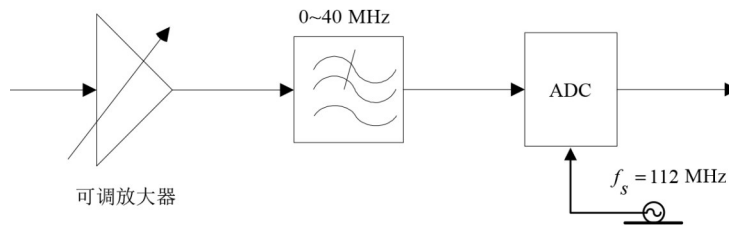


图7 实验所用宽带接收前端的硬件结构框图

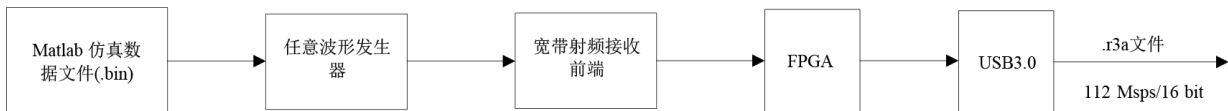


图8 实验数据采集流程框图

(1)将Matlab生成的16位有符号二进制bin文件输入到波形发生器,产生接收前端输入信号.

(2)宽带接收前端输出信号经现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)处理后由USB 3.0传输至上位机存储为16位有符号二进制r3a文件.

任意波形发生器产生功率值相差约40 dB的两个16QAM信号,强16QAM信号的中心频率、带宽分别为18 MHz, 1.25 MHz,弱16QAM信号则为20 MHz, 0.5 MHz.

宽带接收前端的最大记忆深度设置为 $m=35$;通过tunelssvm函数对训练样本进行交叉验证和网格搜索得到最优的超参数对 $[y_{opt}, g_{opt}]=[\exp(14), \exp(6)]$.

图9(b)中红色功率谱表示当采用基于PNM的算法补偿后的信号功率谱,而黑色功率谱则表示基于LS-SVM的算法补偿后的信号功率谱.经过这两种

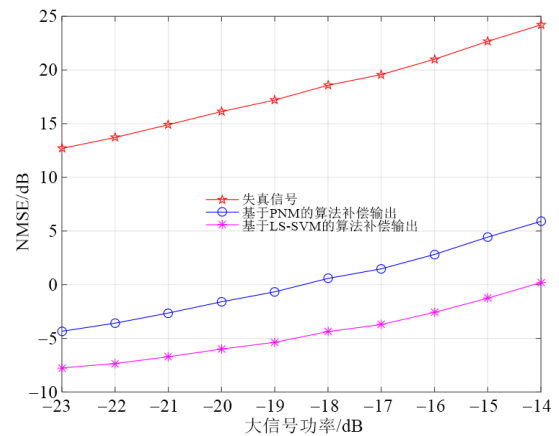


图6 不同大信号功率下的NMSE图

宽带接收前端输出信号采集流程如图8所示.

算法补偿后宽带接收前端的SFDR由66.48 dBFS分别提高至81.18 dBFS和85.74 dBFS,分别提高了14.7 dB和19.26 dB.

由于原始输出信号中有强三阶互调失真分量落在弱16QAM信号带内(图9(a)),导致其信干噪比(Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR)较小,所以无法正常解调若16QAM信号,得到的星座图零乱(EVM为10.2%).与4.1节仿真结果相同,经过这两种数字后补偿算法处理后,弱16QAM信号选频、滤波、解调后得到的星座图均有明显汇聚,如图10所示,并且EVM分别降低为6.5%和4.3%(图10(b)和(c));此外,本文所提算法由于补偿性能更好些(图9(b)),几乎消除了弱16QAM信号带内的三阶互调失真分量,因此对弱16QAM信号正常解调后得到的星座图汇聚效果更好些(图10(b)和(c)).

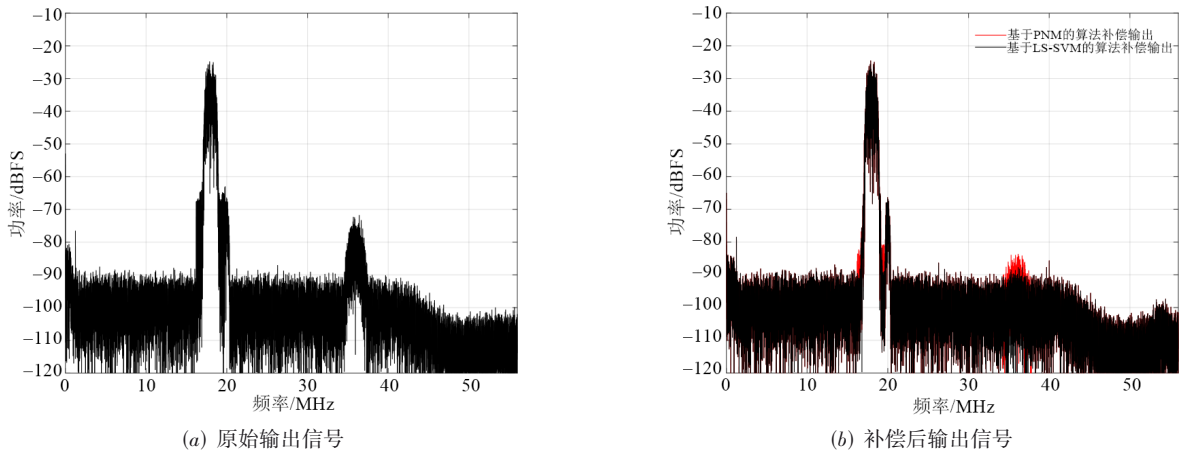


图9 原始、补偿后输出信号功率谱图

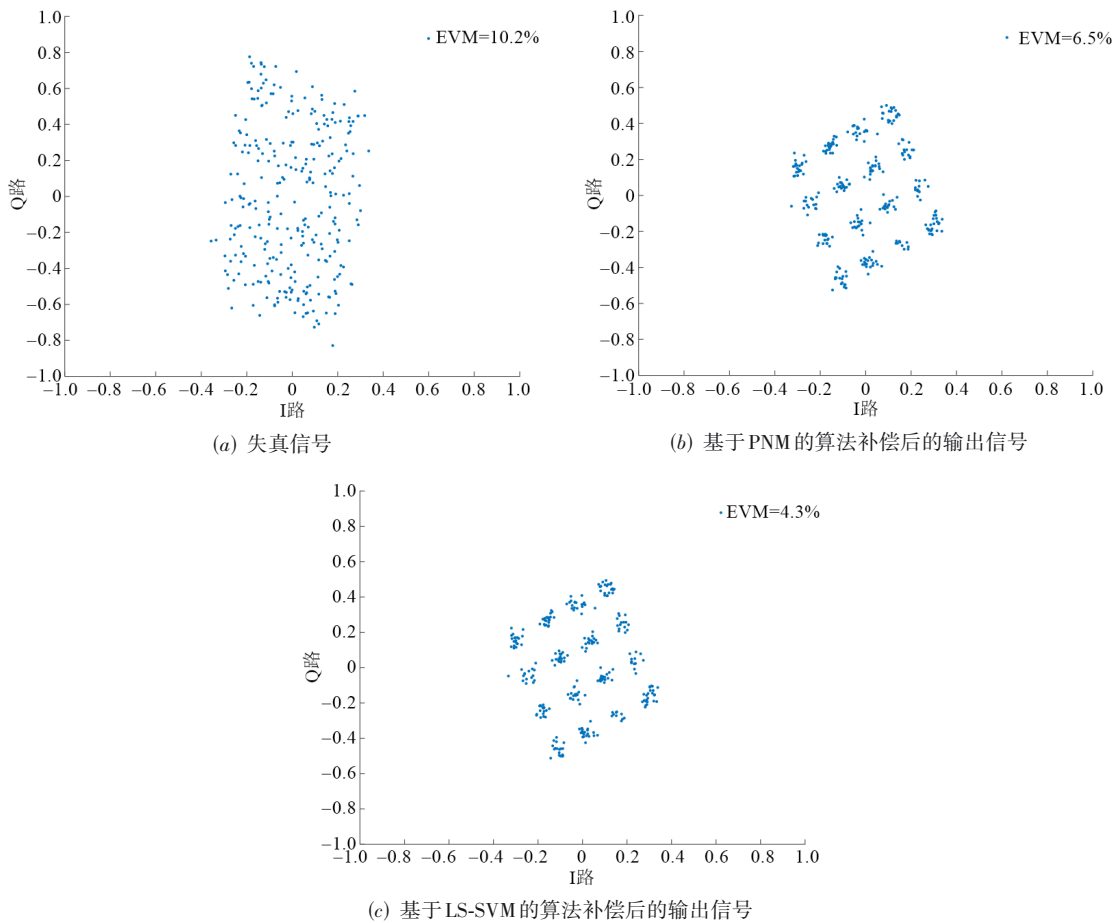


图10 16QAM信号的星座图

5 结论

针对目前常用宽带接收前端非线性补偿算法存在易陷入局部最小值的缺陷,导致补偿性能不稳的问题,本文提出了一种基于LS-SVM的宽带接收前端非线性补偿算法.该算法利用LS-SVR对非线性系统的超强拟

合能力辨识得到接收前端的高精度非线性逆模型,通过数字后级联方式使得接收前端的输入输出趋于线性映射,提升其SFDR.首先基于SRA-TFC分离接收前端输出信号中的大功率基波信号和其他小功率信号,并以此作为核函数为RBF的LS-SVM逆模型的训练输入-输出样本对;然后利用LS-SVR高精度拟合接收前端非

线性逆模型;最后以宽带接收前端输出信号为测试样本消除其非线性失真分量. 等幅三频与16QAM信号的仿真结果、强弱两个16QAM信号的实测结果均表明:在同时多信号输入的情况下,该算法可提高宽带接收前端的SFDR约20 dB,有效解决了强干扰存在时弱信号无失真传输这一技术难题. 并且本文通过对比验证了其相对于基于PNM的非线性补偿算法的优越性. 然而基于LS-SVM的补偿算法由于核向量解的非稀疏特性,导致逆模型训练速度较慢,从而带来训练时间较长的问题. 针对此问题,笔者认为可从下面两方面进行进一步研究.

(1)改进基于LS-SVM的算法,减低算法训练的计算复杂度. 如采用基于序列最小优化、基于聚类方法对样本进行重组等方法提高基于LS-SVM的算法的训练效率.

(2)采用高性能的计算技术. 如集群计算、网格计算、基于FPGA的可重构计算等高性能计算技术.

参考文献

- [1] KAKKAVAS G, TSITSEKLIS K, KARYOTIS V, et al. A software defined radio cross-layer resource allocation approach for cognitive radio networks: From theory to practice[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2020, 6(2): 740-755.
- [2] BAZRAFSHAN A, TAHERZADEH-SANI M, NABKI F. An analog LO harmonic suppression technique for SDR receivers[J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2019, 27(1): 182-192.
- [3] PINI G, MANSTRETTA D, CASTELLO R. Analysis and design of a 260-MHz RF bandwidth 22-dBm OOB-IIP₃ mixer-first receiver with third-order current-mode filtering TIA[J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 2020, 55(7): 1819-1829.
- [4] DOGANCA Y K. Blind compensation of nonlinear distortion for bandlimited signals[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2005, 52(9): 1872-1882.
- [5] ALLÉN M, MARTTILA J, VALKAMA M, et al. Digital full-band linearization of wideband direct-conversion receiver for radar and communications applications[C]//2015 49th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove: IEEE, 2016: 1361-1368.
- [6] PENG L, MA H. Design and implementation of software-defined radio receiver based on blind nonlinear system identification and compensation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2011, 58(11): 2776-2789.
- [7] LIANG P, HONG M. Blind identification and real-time calibration of memory nonlinearity based on RLS algorithm[C]//2010 4th International Conference on Signal Processing and Communication Systems. Gold Coast: IEEE, 2011: 1-9.
- [8] LIU Y J. Adaptive blind postdistortion and equalization of system impairments for a single-channel concurrent dual-band receiver[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2017, 65(1): 302-314.
- [9] VALKAMA M, SHAHED HAGH GHADAM A, ANTTILA L, et al. Advanced digital signal processing techniques for compensation of nonlinear distortion in wideband multicarrier radio receivers[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2006, 54(6): 2356-2366.
- [10] WARD E, MULGREW B. Mitigation of cross-modulation effects in radar receivers with memory[C]//2020 IEEE International Radar Conference (RADAR). Washington: IEEE, 2020: 856-859.
- [11] PECCARELLI N, PECK Z, LANDON GARRY J. Analysis and mitigation of receiver induced nonlinearities on pulse-Doppler radars[C]//2020 IEEE International Radar Conference (RADAR). Washington: IEEE, 2020: 333-338.
- [12] SUYKENS J K, VANDEWALLE J. Least Squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293-300.
- [13] 相征, 张太镒, 孙建成. 基于最小二乘支持向量机的非线性系统建模[J]. *系统仿真学报*, 2006, 18(9): 2684-2687. XIANG Z, ZHANG T Y, SUN J C. Modelling of nonlinear systems based on recurrent least squares support vector machines[J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(9): 2684-2687. (in Chinese)
- [14] FAZIL, KAYTEZ, . Forecasting electricity consumption: A comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, 67: 431-438.
- [15] JINGANG, ZHAO, . Combination of LS-SVM algorithm and JC method for fragility analysis of deep-water high piers subjected to near-field ground motions[J]. *Structures*, 2020, 24: 282-295.
- [16] KISI O, PARMAR K S. Application of least square support vector machine and multivariate adaptive regression spline models in long term prediction of river water pollution[J]. *Journal of Hydrology*, 2016, 534: 104-112.
- [17] ZHU B Z, WEI Y M. Carbon price forecasting with a novel hybrid ARIMA and least squares support vector machines methodology[J]. *Omega*, 2013, 41(3): 517-524.
- [18] SARBJIT S, KULWINDER S P, SIDHU J S, et al. Study of ARIMA and least square support vector machine (LS-SVM) models for the prediction of SARS-CoV-2 confirmed cases in the most affected countries[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2020, 139: 110086.

- [19] BAESENS B, VIAENE S, VAN GESTEL T, et al. An empirical assessment of kernel type performance for least squares support vector machine classifiers[C]//Fourth International Conference on Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems and Allied Technologies. Brillton: IEEE, 2002: 313-316.
- [20] VAN GESTEL T, SUYKENS J A K, BAESENS B, et al. Benchmarking least squares support vector machine classifiers[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 5-32.
- [21] THOMAS S, PILLAI G N, PAL K. Prediction of peak ground acceleration using ν -SVR, ν -SVR and Ls-SVR algorithm[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2017, 8(2): 177-193.
- [22] CASTRO-GARCIA R, AGUDELO O M, SUYKENS J A K. Impulse response constrained LS-SVM modelling for MIMO Hammerstein system identification[J]. International Journal of Control, 2019, 92(4): 908-925.
- [23] LIU Y, JI Y, LIU D, et al. A new method for runoff prediction error correction based on LS-SVM and a 4D copula joint distribution[J]. Journal of Hydrology, 2021, 598: 126223.
- [24] WAN Z Y, WANG Q D, LIU D C, et al. Discovery of ester lubricants with low coefficient of friction on material surface via machine learning[J]. Chemical Physics Letters, 2021, 773: 138589.
- [25] WASON H, KUMAR R, HERRMANN F J, et al. Source separation via SVD-free rank minimization in the hierarchical semi-separable representation[C]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2014. Houston: SEG, 2014: 601-605.
- [26] TAN Z C, MEUCK M, DU X H, et al. A fully isolated delta-sigma ADC for shunt based current sensing [J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2016, 51(10): 2232-2240.

作者简介



黄家露 男,1987年生,湖北咸宁人.博士,中国北方车辆研究所工程师.主要研究方向为非线性电路理论、软件无线电接收机、坦克装甲车辆主动干扰防护技术等.
E-mail: huangjialu1987@126.com



王文涛 男,1979年生,河南濮阳人.硕士,中国北方车辆研究所研究员.主要研究方向为坦克装甲车辆主动防护系统设计等.
E-mail: wangwentao8987@163.com



周莲 女,1982年生,重庆人.硕士,中国北方车辆研究所研究员.主要研究方向为坦克装甲车辆主动防护系统设计等.
E-mail: lotus_zl@163.com



李姝 女,1975年生,湖北宜昌人.硕士,中国北方车辆研究所研究员.主要研究方向为主动防护领域系统总体设计、系统流程控制实现、探测识别等.
E-mail: yanyuan66@sina.com



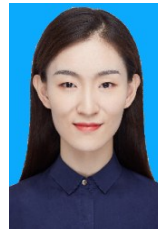
杨波 女,1995年生,河北石家庄人.硕士,中国北方车辆研究所工程师.主要研究方向为坦克装甲车辆主动拦截技术等.
E-mail: bobo6585801@163.com



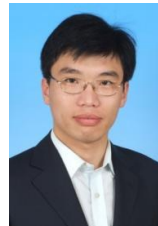
杨阳 男,1989年生,山西太原人.硕士,中国北方车辆研究所高级工程师.主要研究方向为坦克装甲车辆综合防护技术等.
E-mail: cashios0615@163.com



刘昭涛 男,1983年生,山东滕州人.硕士,中国北方车辆研究所副研究员.主要研究方向为主动拦截技术.
E-mail: 13810215268@139.com



高星寒 女,1995年生,河南洛阳人.硕士,中国北方车辆研究所工程师助理工程师.主要研究方向为电子与通信、信号处理及其应用和嵌入式软件开发等.
E-mail: yjysnxl@sina.cn



宋海平(通讯作者) 男,1979年生,山西人.博士,中国北方车辆研究所研究员、部门总工.主要研究方向为坦克装甲车辆主动防护系统设计等.
E-mail: 18311378597@139.com