

doi: 10.12068/j.issn.1005-3026.2022.02.004

基于 KNN – TSVR 算法的 MIMO – OFDM 系统信道估计

李 朔^{1,2}, 雷为民¹, 张 伟¹

(1. 东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 辽宁科技大学 电子与信息工程学院, 辽宁 鞍山 114051)

摘 要: 为了提高多输入多输出正交频分复用(MIMO – OFDM)系统的信道估计性能,提出了一种基于 K 近邻加权孪生支持向量回归(KNN – TSVR)的信道频率响应估计算法. 该算法的工作过程是首先用最小二乘算法对导频位置的信道参数进行估计,获取训练样本,然后用 K 近邻(KNN)算法对训练样本进行预处理,得到赋予各样本的权重,最后由加权 TSVR 对 MIMO – OFDM 系统所有位置的信道参数进行插值估计. 本文提出的改进的加权 TSVR 信道估计方法不仅具有 TSVR 对非线性关系回归的优势,同时引入 KNN 算法对 TSVR 进行改进,使得该算法与传统 TSVR 相比,具有更好的回归性能和抗噪声能力. 对非线性 MIMO – OFDM 信道进行估计的仿真实验结果证实了这一结论.

关 键 词: 信道估计; K 最近邻(KNN)算法; 多进多出(MIMO)系统; 正交频分复用(OFDM); 孪生支持向量回归(TSVR)

中图分类号: TN 301.6 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2022)02-0176-07

Channel Estimation for MIMO-OFDM System Based on KNN-TSVR Algorithm

LI Shuo^{1,2}, LEI Wei-min¹, ZHANG Wei¹

(1. School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology, Anshan 114000, China. Corresponding author: LI Shuo, E-mail: lishuo874@126.com)

Abstract: In order to improve the channel estimation performance of MIMO-OFDM system, a channel frequency response estimation algorithm based on K -nearest neighbor twin support vector regression(KNN-TSVR) is proposed. The working process of the algorithm is that the least square algorithm is used to estimate the channel parameters of the pilot position, and the training samples are obtained. Then the KNN algorithm is used to preprocess the training samples, and the weights given to each sample are obtained. Finally, the weighted TSVR is used to interpolate the channel parameters of all the positions in the MIMO-OFDM system. The improved weighted TSVR channel estimation method proposed not only has the advantages of TSVR in nonlinear regression, but also has better regression performance and anti-noise ability compared with traditional TSVR due to the improvement of TSVR based on KNN. The simulation results of nonlinear MIMO-OFDM channel estimation confirm this conclusion.

Key words: channel estimation; KNN (K -nearest neighbor); MIMO (multiple-input multiple-out); OFDM (orthogonal frequency division multiplexing); TSVR (twin support vector regression)

新兴的 5G 通信系统、家庭音频/视频网络以及无线局域网等系统的发展对高速无线通信技术

提出了较高的要求. 在非视距情形下高速数据传输速率仍然因为信道衰落和噪声污染等原因而不能满足需求;另外,宽带传输系统也存在通信距离延长的问题. 多输入多输出 (multiple input multiple out, MIMO) 无线通信技术由于其阵列增益、分集增益、空间复用增益和抗干扰性能的提高,部分地解决了上述问题. 正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 将串行的数据流转换为多路并行的低速数据流,在多个载波上同时进行传输,扩大了符号间的时间间隔,这样可以降低传输中的多径效应对传输的不利影响. 在接收端采用相干解调方法可以降低传输过程中对于信噪比 (SNR) 的要求,使得每个子信道上的信号带宽小于信道的相关带宽,这样每个子信道可以看成是平坦衰落的,从而消除码间串扰. 正是由于 MIMO 和 OFDM 技术的这些优点, MIMO - OFDM 被 4G 和 5G 无线通信系统所采用.

有许多方法用来估计选择性信道,其中包括最小二乘 (LS) 法^[1]、线性最小均方误差 (LMMSE) 法及其改进算法^[2-4]. 文献[5]提出了基于双选择性信道基扩展模型 (BEM) 的 OFDM 系统的信道估计算法,文献[6]为 OFDM 设计了自适应加权估计器;这些算法从不同的技术路线提升了信道估计性能,但这些方法将通信信道模

型假定为线性的^[7-9]. OFDM 的自适应加权均衡估计器^[10]在选择性多径衰落信道的情况下,由于元件饱和、光纤色散等原因,信道响应呈现出复杂的非线性,如果采用线性方法,可能会降低估计精度;因此,有必要对信道进行非线性分析. 文献[11]中提出了一种基于非线性 Kalman 滤波器的 OFDM 系统高速信道估计算法,文献[12]提出了一种基于深度学习的信道估计方法.

目前关于将孪生支持向量回归 (twin support vector regression, TSVR) 算法^[13]应用于 OFDM 通信系统信道估计的研究,主要集中于利用经典的 TSVR 算法改进 LTE (long term evolution) 系统的信道估计^[14];这些算法虽然在估计性能上有所提高,但同时存在计算量大、收敛速度较慢等问题^[15]. 本文结合 OFDM 系统和 MIMO - OFDM 系统的特征^[16-17],重点从如何在控制和降低计算代价前提下,加快非线性控制模型的收敛速度并提升估计性能等方面展开研究,设计并验证评价了新的估计算法,即 K 近邻加权孪生支持向量回归 (KNN - TSVR) 算法.

1 MIMO - OFDM 系统模型

MIMO - OFDM 系统模型如图 1 所示,假定系统有 M_T 个发射天线和 M_R 个接收天线.

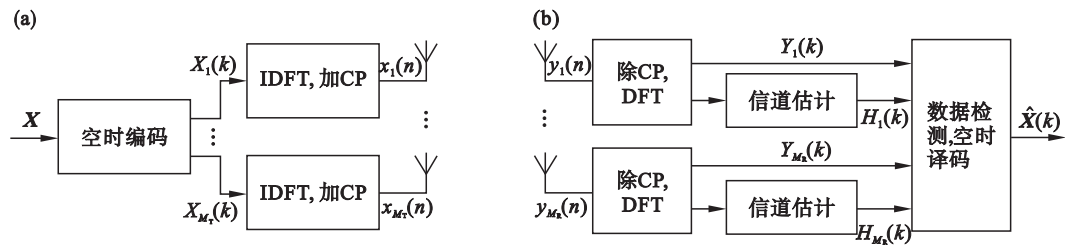


图 1 MIMO - OFDM 系统基带等效模型

Fig. 1 MIMO-OFDM system model

(a) —发射端; (b) —接收端.

$X_i(k)$ 是待发送信号 X 经过空时编码器输出的待发送信号序列,被分成 N 个块,由 QPSK 星座映射得到; $X_i(k) = A_i \cos \theta_i \cos(\omega_0 k) - A_i \sin \theta_i \sin(\omega_0 k)$ ($k = 0, 1, \dots, N - 1, i \in M_T$). 其中 A_i 和 θ_i 分别表示第 i 个接收天线上星座图中映射点的幅度和相位, ω_0 表示载波基频频率. 使用离散傅立叶逆变换 (IDFT) 对 $X_i(k)$ 进行频率调制,为了避免码间串扰,将长度为 L_{CP} 的循环前缀 (cyclic prefix, CP) 插入到每个块的头部,再将输出序列解析成 n 个符号的块 ($n = 1, \dots, N - 1$),然后采用 IFFT 变换成时域序列,得到发射天线的

待发送时域信号 $x_i(n)$:

$$x_i(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_i(k) e^{j2\pi nk/N}. \quad (1)$$

$x_i(n)$ 通过无线信道到达接收天线,在接收端去除 CP 后,接收到的时域信号为 $y(n)$:

$$y(n) = \sum_{i=1}^{M_T} \sum_{l=0}^{L-1} h_i(n, l) x_i(n - l) + v(n). \quad (2)$$

式中: $v(n) = [v_1(n), v_2(n), \dots, v_{M_R}(n)]^T$ 是加性高斯白噪声 (AWGN), $v_i(n)$ ($i = 1, 2, \dots, M_R$) 的期望值和方差分别为 0 和 σ^2 , 且 $v(n)$ 各元素

间相互独立; $\mathbf{h}_i(n, l) = [h_{i,1}(n), h_{i,2}(n), \dots, h_{i,M_R}(n)]^T$ 是第 i 个发射天线到各接收天线的信道冲激响应向量. 令 $\mathbf{Y}(k)$ 为去掉 CP 后在第 k 个子载波处的频率响应向量:

$$\mathbf{Y}(k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{y}(n) e^{-j2\pi nk/N}, \quad (3)$$

将式(2)代入式(3)可得

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}(k) &= \sum_{i=1}^{M_T} \sum_{r=0}^{N-1} X_i(r) \sum_{l=0}^{L-1} \mathbf{H}_i(r-k, l) e^{-j2\pi lr/N} + \mathbf{V}(k) = \\ &= \sum_{i=1}^{M_T} X_i(k) \sum_{l=0}^{L-1} \mathbf{H}_i(0, l) e^{-j2\pi lk/N} + \mathbf{I}(k) + \mathbf{V}(k) = \\ &= \sum_{i=1}^{M_T} X_i(k) \mathbf{H}_i(k) + \mathbf{I}(k) + \mathbf{V}(k). \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{H}_i(m, l) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{h}_i(n, l) e^{-j2\pi mn/N}$; $\mathbf{I}(k) = \sum_{i=1}^{M_T} \sum_{r=0, r \neq k}^{N-1} X_i(r) \sum_{l=0}^{L-1} \mathbf{H}_i(r-k, l) e^{-j2\pi lr/N}$ 是由子载波 k 周围的子载波间干扰, $\mathbf{H}_i(k) = \sum_{l=0}^{L-1} \mathbf{H}_i(0, l) e^{-j2\pi lk/N}$ 是第 i 个发射天线到接收天线间信道排除子载波间干扰后的频率响应向量; $\mathbf{V}(k)$ 是噪声 $\mathbf{v}(n)$ 在子载波 k 处的频率响应. 在接收端, 主要根据对信道的均衡和信道的信息恢复发送的信号.

2 空时编码传输

在发射端, 数据传输可采用 Alamouti 空时编码方案来获得分集增益. 最简单的 MIMO - OFDM 系统有两个发射天线和一个接收天线, 即 2HIO - OFDM, 该系统的空时编码可以用下面的矩阵表示:

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_e & -X_o^* \\ X_o & X_e^* \end{bmatrix}. \quad (5)$$

式中: $(\cdot)^*$ 是取复共轭; X 表示待发送信号; 下标 1 和 2 分别表示天线 1 和天线 2; 下标 o 和 e 分别表示待发送信号的奇数和偶数序列. 如果信道响应在连续的两个符号周期内保持不变, 则接收天线接收到的频域信号为

$$\begin{bmatrix} Y_e(k) \\ Y_o(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_e(k) & X_o(k) \\ -X_o^*(k) & X_e^*(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_1(k) \\ H_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_e(k) \\ V_o(k) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

式中: $X_o(k)$, $Y_o(k)$ 和 $V_o(k)$ ($X_e(k)$, $Y_e(k)$ 和 $V_e(k)$) 分别表示奇序列 (偶序列) 的第 k 个子载波处的发射信号、接收信号和噪声; $H_1(k)$ 和 $H_2(k)$ 分别对应于第 1 个和第 2 个发射与接收天

线间第 k 个子载波处的信道响应.

3 MIMO - OFDM 系统信道估计

经典的信道估计是基于线性假设的, 在对非线性的无线通信信道进行信道估计时会产生估计误差. 本文利用 TSVR 对非线性系统的回归特性, 采用改进的加权 TSVR 估计算法 (即 KNN - TSVR 算法) 来估计 MIMO - OFDM 信道的频率响应.

3.1 导频子载波信道估计

导频插入采用网状插入的方式. “导频符号”和“导频子载波”分别表示插入导频的符号和导频的子载波. “数据符号”和“数据子载波”分别表示没有插入导频的符号和数据的子载波. 导频符号在时域成对插入, 主要是为了实现编码系统中的信道估计. 集合 $\{n\Delta t, n\Delta t + 1 | n = 0, \dots, N_{\frac{t}{2}} - 1\}$ 记录导频符号的时域位置, 符号间隔 $\Delta t \geq 2$, 符号数为 N_t . 集合 $\{m\Delta f | m = 0, \dots, N_f - 1\}$ 记录导频子载波的位置. 在一个 OFDM 符号中, N_f 是导频数, Δf 是导频频率间隔. 导频的插入方案见图 2.

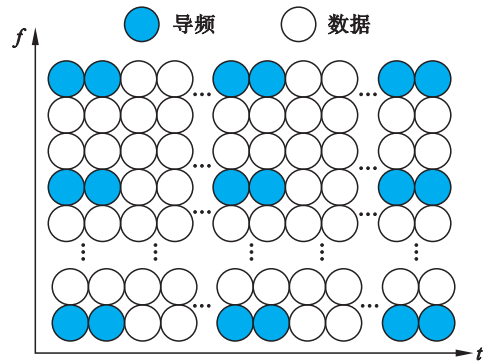


图 2 导频插入方案
Fig. 2 Pilot insertion scheme

由式(6)可以得到信道频率响应估计值:

$$\begin{bmatrix} \hat{H}_{1p} \\ \hat{H}_{2p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{ep} & X_{op} \\ -X_{op}^* & X_{ep}^* \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} Y_{ep} \\ Y_{op} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

式中: $\hat{\cdot}$ 表示估计值; 下标 p 表示导频, 例如 $\hat{H}_{1p} = \hat{H}_1(n\Delta t, m\Delta f)$ 为发射天线 1 到接收天线的信道在导频位置 $(n\Delta t, m\Delta f)$ 上的频率响应估计值. 发射天线 1 (天线 2) 到接收天线在导频位置上 $\{m\Delta t \geq 2 | m = 0, \dots, N_f\}$ 所有的频率响应估计值堆叠在一起, 得到导频处信道响应估计值矩阵 $\hat{\mathbf{H}}_{1p} (\hat{\mathbf{H}}_{2p})$. 然后通过某种算法来估计所有子载波处的信道频率响应估计值:

$$\tilde{\mathbf{H}}_1 = f(\tilde{\mathbf{H}}_{1p}), \quad \tilde{\mathbf{H}}_2 = f(\tilde{\mathbf{H}}_{2p}). \quad (8)$$

3.2 信道估计算法

给定一个训练集 $S = \{(\tau_1, r_1), (\tau_2, r_2), \dots, (\tau_m, r_m)\}$; $\tau_k \in \mathbf{R}^2$ 为输入在时域和频域的位置, $r_k \in \mathbf{R}$ 为导频点冲激响应的实部或虚部, 作为训练输出; m 为训练样本数目. 将所有训练输出堆叠构成输出向量 $\mathbf{R} = [r_1, r_2, \dots, r_m]^T$, 所有训练输入堆叠构成输入矩阵 $\mathbf{T} = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m]^T$.

采用 KNN - TSVR 来估计 MIMO - OFDM 系统的信道响应. 与经典的 TSVR 相似, 回归函数由下界 $f_1(\tau)$ 和上界 $f_2(\tau)$ 组成, 最后的回归函数可取上下界的平均值:

$$f(\tau) = \frac{1}{2}(f_1(\tau) + f_2(\tau)). \quad (9)$$

为了回归非线性关系, 可以采用核函数映射方法将训练样本映射到更高维空间: 回归函数的上下界分别为 $f_1(\tau) = K(\tau, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_1 + \delta_1$ 和 $f_2(\tau) = K(\tau, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_2 + \delta_2$, 其中 K 是核函数, $\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2 \in \mathbf{R}^m$, $\delta_1, \delta_2 \in \mathbf{R}$ 是待估计参数. $f_1(\tau)$ 和 $f_2(\tau)$ 的平均值是最终的回归结果, 与线性回归方法(9)的表达式相同. 优化问题可以表示为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{g}_1, \delta_1, \varepsilon_1, \eta_1} & \frac{1}{2} [\mathbf{R} - (K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_1 + \mathbf{e} \delta_1)]^T \\ & D[\mathbf{R} - (K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_1 + \mathbf{e} \delta_1)] + \frac{1}{2} c_1 (\mathbf{g}_1^T \mathbf{g}_1 + \delta_1^2) + \\ & c_2 \left(v_1 \varepsilon_1 + \frac{1}{m} \mathbf{d}^T \eta_1 \right); \\ \text{s. t.} & \mathbf{R} - (K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_1 + \mathbf{e} \delta_1) \geq -\varepsilon_1 \mathbf{e} - \eta_1, \\ & \varepsilon_1 \geq 0, \eta_1 \geq 0. \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{g}_2, \delta_2, \varepsilon_2, \eta_2} & \frac{1}{2} [\mathbf{R} - (K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_2 + \mathbf{e} \delta_2)]^T \\ & D[\mathbf{R} - (K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_2 + \mathbf{e} \delta_2)] + \frac{1}{2} c_3 (\mathbf{g}_2^T \mathbf{g}_2 + \delta_2^2) + \\ & c_4 \left(v_2 \varepsilon_2 + \frac{1}{m} \mathbf{d}^T \eta_2 \right); \\ \text{s. t.} & (K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_2 + \mathbf{e} \delta_2) - \mathbf{R} \geq -\varepsilon_2 \mathbf{e} - \eta_2, \\ & \varepsilon_2 \geq 0, \eta_2 \geq 0. \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $v_1, v_2, c_1, c_2, c_3, c_4 > 0$ 为预选参数; $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为不敏感常数; η_1, η_2 为反映训练样本是否位于 ε 管内的松弛向量; $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_m]^T$, $\mathbf{D} = \text{diag}(\mathbf{d})$ 分别为权值向量和权值矩阵, 用 KNN 算法计算.

目标函数(10)和(11)是基于结构最小化原则提出的, 该原则有助于弱化过拟合问题, 提高回归性能. 用拉格朗日乘子将它们映射到对偶空间中再优化问题进行求解. 这样, 式(10)可以转化为

$$L(\mathbf{g}_1, \delta_1, \varepsilon_1, \eta_1, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \gamma) = \frac{1}{2} [\mathbf{R} - (K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_1 + \mathbf{e} \delta_1)]^T \mathbf{D} [\mathbf{R} - (K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_1 + \mathbf{e} \delta_1)]^T +$$

$$\frac{1}{2} c_1 (\mathbf{g}_1^T \mathbf{g}_1 + \delta_1^2) + c_2 \left(v_1 \varepsilon_1 + \frac{1}{m} \mathbf{d}^T \eta_1 \right) - \boldsymbol{\alpha}^T [\mathbf{R} - (K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{g}_1 + \mathbf{e} \delta_1) + \varepsilon_1 \mathbf{e} + \eta_1] - \boldsymbol{\beta}^T \eta_1 - \gamma \varepsilon_1. \quad (12)$$

式中: $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_m]^T$; $\boldsymbol{\beta} = [\beta_1, \dots, \beta_m]^T$; $\gamma > 0$ 是拉格朗日乘子. 利用 Karush - Kuhn Tucker (KKT) 条件, 可以得到对偶问题为

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{A} (\mathbf{A}^T \mathbf{D} \mathbf{A} + c_1 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T \boldsymbol{\alpha} - \mathbf{R}^T \mathbf{D} \mathbf{A} \\ & (\mathbf{A}^T \mathbf{D} \mathbf{A} + c_1 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{R}^T \boldsymbol{\alpha}; \\ \text{s. t.} & 0 \leq \boldsymbol{\alpha} \leq \frac{c_2}{m} \mathbf{d}, \quad \mathbf{e}^T \boldsymbol{\alpha} \leq c_2 v_1. \end{aligned} \quad (13)$$

其中 $\mathbf{A} = [K(\mathbf{T}, \mathbf{T}^T) \mathbf{e}]$.

通过计算对偶 QPP 问题, 即式(13), 可以得到 $\mathbf{w}_1 = [\mathbf{g}_1^T, \delta_1]^T = (\mathbf{A}^T \mathbf{D} \mathbf{A} + c_1 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T (\mathbf{D} \mathbf{R} - \boldsymbol{\alpha})$; (14) 类似地, 式(11)的解为

$$\mathbf{w}_2 = [\mathbf{g}_2^T, \delta_2]^T = (\mathbf{A}^T \mathbf{D} \mathbf{A} + c_3 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T (\mathbf{D} \mathbf{R} + \boldsymbol{\lambda}). \quad (15)$$

式中, $\boldsymbol{\lambda}$ 为式(11)转化为对偶空间 QPP 问题的拉格朗日乘子.

这样, 可以利用导频所在位置的信道响应作为训练数据, 通过求解对偶优化问题, 分别获得各个接收天线对应的无线信道中所有时频位置上的信道响应.

算法步骤如下: ①由式(7)计算导频处信道估计值 \hat{H}_{lp} 和 \hat{H}_{2p} ; ②由 KNN 算法计算样本点权值得到 \mathbf{D} ; ③由式(13)计算 $\boldsymbol{\alpha}$ 和 $\boldsymbol{\lambda}$; ④由式(14)和式(15)计算 \mathbf{w}_1 和 \mathbf{w}_2 ; ⑤由式(9)计算回归曲线 $f(\tau)$.

4 仿真实验

通过仿真实验对本文提出的基于 KNN - TSVR 的 MIMO - OFDM 系统的信道频率响应估计算法进行性能分析. 同时, 对线性插值算法和经典 TSVR 算法也进行性能仿真, 以便与本文算法进行性能比较.

在接收端, M_R 个接收天线中任意一个天线都需要独立估计 M_R 个信道响应, 因此不失一般性地选择 2 个发射天线, 1 个接收天线, 即考虑一个具有双衰落信道的 2H1O - OFDM 系统作为测试实例. 传输路径的数目 $L = 5$, 各信道抽头被假定为独立且分布相同. 信道响应在时间上是相关的, 可以表示为

$$E(h(n_1, l_1) h^*(n_2, l_2)) = \sigma^2 J_0(2\pi f_{\max} T_s (n_1 - n_2)) \delta(l_1 - l_2). \quad (16)$$

式中: $E(\cdot)$ 表示取期望值; $(\cdot)^*$ 表示取共轭; n_i 和 $l_i (i=1, 2)$ 分别是时间和信道路径标记; J_0 是第一类零阶贝塞尔函数; T_s 和 σ^2 是采样间隔和信

道冲激响应的方差. 系统参数: 调制方式为 16 - QAM, 载波频率 $f_c = 2.15 \text{ GHz}$, 一个码元内子载波数 $N = 128$, 循环前缀长度 $L_{\text{CP}} = 5$, 采样间隔 $T_s = 72 \text{ }\mu\text{s}$, 通信终端与基站间的相对移动速度分别为 120 和 350 km/h. 仿真时在时域和频域中同时插入导频. 将高斯函数作为非线性映射核:

$$K(\mathbf{x}_1^T, \mathbf{x}_2^T) = e^{\frac{-\|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|^2}{\xi}}. \tag{17}$$

式中 ξ 是高斯函数的宽度或方差. 式 (10) 和 (11) 中的常数设置如下: $c_1 = c_3 = 0.1, c_2 = c_4 = 0.1, v_1 = v_2 = 10$. 选择误差平方和 (SSE) 和误码率 (BER) 两个准则来评估算法的性能, 定义为: $\text{SSE} = \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|^2, \text{BER} = n_e/n_T$. 其中 \hat{y}_i 为测试样本 y_i 的估计值, n_e 和 n_T 是二进制的错误数据个数和总数据个数. 定义信噪比 $\text{SNR} = 10 \lg(\sigma_x^2/\sigma_v^2)$, 其中 $\sigma_x^2 = E(|x(k)|^2), \sigma_v^2$ 是加性高斯白噪声的方差.

图 3 给出了 KNN - TSVR 对非线性信道的回归情况, 其中 $\text{SNR} = 10\text{dB}$, 路径数目 $L = 5$, 移动速度 $v = 350 \text{ km/h}$, 图例 * 是作为训练样本的有噪声信道响应. 由图 3 可见, 本文算法的预测曲

线和无噪声条件下的已知函数曲线接近, 拟合曲线平滑, 拟合效果较好, KNN 预处理有效.

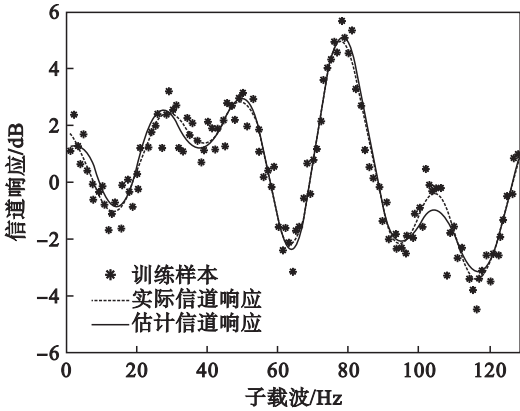


图 3 KNN - TSVR 对信道频率响应的回归
Fig. 3 Regression of KNN-TSVR to training samples

图 4 和图 5 分别为 $\Delta t = \Delta f = 4, \Delta t = \Delta f = 8$ 条件下不同移动速度时信噪比对误码率的影响, 其中, Δt 为导频插入的时域间隔, Δf 为导频插入的频域间隔. 为了将本文算法与现有的其他典型算法进行性能比较, 图中同时还给出了线性插值法、基于经典 TSVR 的估计方法, 以及已知信道参数的 BER 曲线.

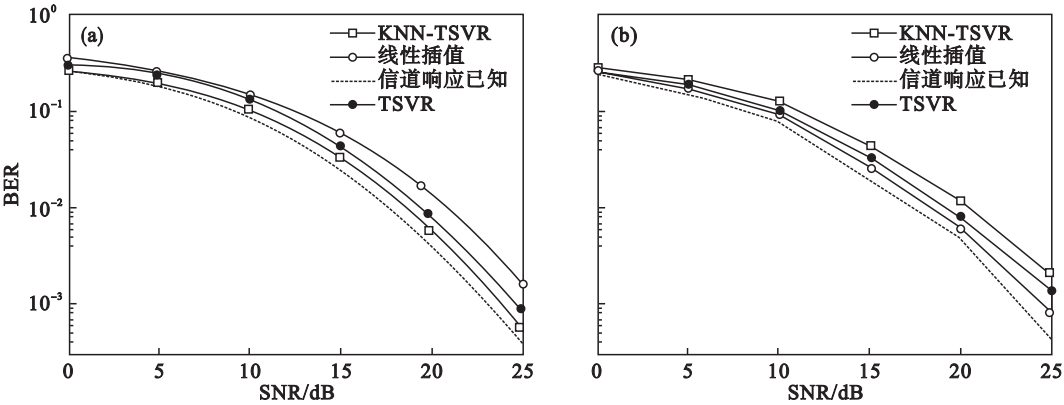


图 4 不同移动速度时信噪比对误码率的影响 ($\Delta t = \Delta f = 4$)
Fig. 4 Effect of SNR on BER at different moving speeds when $\Delta t = \Delta f = 4$
(a) — $v = 120 \text{ km/h}$; (b) — $v = 350 \text{ km/h}$.

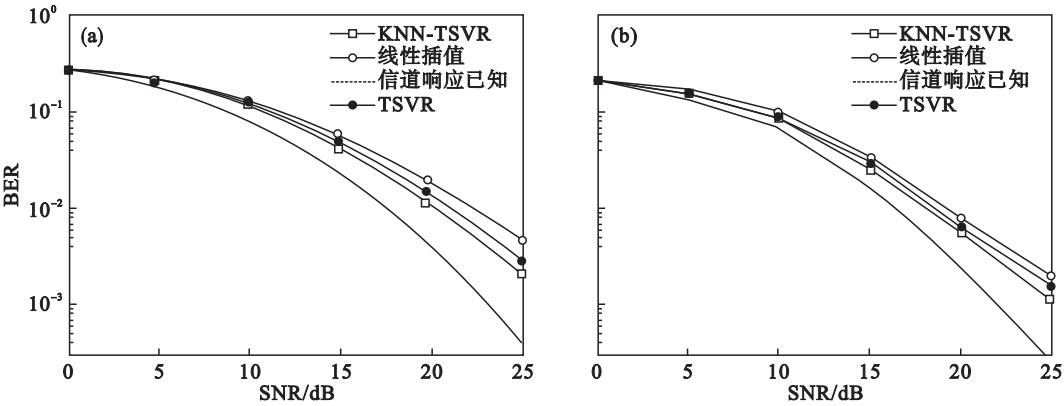


图 5 不同移动速度时信噪比对误码率的影响 ($\Delta t = \Delta f = 8$)
Fig. 5 Effect of SNR on BER at different moving speeds when $\Delta t = \Delta f = 8$
(a) — $v = 120 \text{ km/h}$; (b) — $v = 350 \text{ km/h}$.

由图 4 和图 5 可以看出:随着信噪比的增加,本文方法的 BER 有较显著的下降.当信噪比小于 10 dB 时,由于加性噪声是主要的干扰因素,本文算法的 BER 的下降并不显著;移动速度的加快会使 BER 有所上升,这是因为移动速度越快,信道间干扰就越大,导致 BER 上升.本文方法与基于经典 TSVR 算法的误码率曲线趋势相似,性能优

于线性插值方法,说明 SVR 具有非线性关系的回归优势.对比图 4 和图 5 可以看出,时间间隔和频率间隔增加,使得插值间隔增大,导致回归性能下降.信道频率响应的 SSE 如表 1 所示,这些结果是 50 次蒙特卡洛运行得出的平均值.表 1 的结果也从 SSE 的角度给出了相同的结论,进一步验证了本文算法的有效性.

表 1 估计方法的 SSE
Table 1 SSE of estimation algorithms

仿真条件	算法	SNR/dB						
		0	5	10	15	20	25	30
$v = 120\text{ km/h}$, $\Delta t = 4$, $\Delta f = 4$	KNN - TSVR	0.261 0	0.192 1	0.105 3	0.035 5	0.008 9	0.000 4	0.000 2
	TSVR	0.285 0	0.206 5	0.123 3	0.050 2	0.013 1	0.000 7	0.000 3
	线性插值	0.293 6	0.226 2	0.134 1	0.053 0	0.015 2	0.001 1	0.000 4
$v = 350\text{ km/h}$, $\Delta t = 4$, $\Delta f = 4$	KNN - TSVR	0.266 4	0.195 5	0.109 5	0.035 1	0.010 1	0.002 2	0.000 3
	TSVR	0.288 9	0.216 5	0.128 0	0.048 7	0.011 4	0.003 5	0.000 5
	线性插值	0.299 0	0.228 3	0.139 0	0.053 2	0.014 0	0.004 3	0.000 6
$v = 120\text{ km/h}$, $\Delta t = 8$, $\Delta f = 8$	KNN - TSVR	0.264 2	0.207 6	0.121 0	0.051 1	0.013 4	0.003 3	0.000 5
	TSVR	0.267 3	0.215 5	0.126 2	0.055 4	0.015 9	0.006 2	0.000 6
	线性插值	0.272 6	0.220 1	0.131 8	0.059 5	0.017 7	0.008 7	0.000 8
$v = 350\text{ km/h}$, $\Delta t = 8$, $\Delta f = 8$	KNN - TSVR	0.366 1	0.301 1	0.118 7	0.058 3	0.018 8	0.005 2	0.000 7
	TSVR	0.367 9	0.307 2	0.222 0	0.061 2	0.021 1	0.006 8	0.001 1
	线性插值	0.377 7	0.316 2	0.231 4	0.070 6	0.023 1	0.014 7	0.001 3

5 结 语

训练样本数的增加使支持向量机的计算复杂度显著增加,因此,本文在保证估计精度的前提下降低计算复杂度,给出了一种基于 KNN - TSVR 的 MIMO - OFDM 信道频率响应估计器;该方法在发送端,在数据序列中插入导频信号,经过编码处理通过天线发送出去;在接收端,经过 OFDM 解调和空时解码,利用基于 KNN - TSVR 的估计器进行插值.采用 KNN 算法计算某个样本周围的样本数量来判别该样本自身的重要性,并由此得到用于改进 TSVR 的权值,从而提高回归性能.本文方法适用于基于时间序列样本的回归,将其用于 MIMO - OFDM 系统信道参数的辨识可提高信道估计的性能.

参考文献:

[1] Lu J X, Chen X H, Liu S Y, et al. Location-aware ICI reduction in MIMO-OFDM downlinks for high-speed railway communication systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(4) : 2958 - 2972.

[2] Ye X R, Zheng G, Zhang A Q, et al. DFT-based low-complexity channel estimation method for millimeter-wave MIMO systems [J]. *Wireless Personal Communications*,

2019, 107(1) : 205 - 216.

[3] 唐清. 高速移动环境下的 LTE - Advanced 系统信道估计研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.

(Tang Qing. Research on channel estimation of LTE advanced system in high speed mobile environment[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018.)

[4] Idrees N M, Yu X, Springer A. Optimal tracking of doubly selective radio channels for OFDM based modern wireless systems [J]. *Physical Communication*, 2019, 35: 100739 - 100754.

[5] 梁晓琳, 赵雄文, 李树. 移动端到移动端 3D MIMO 宽带信道建模与仿真[J]. 北京邮电大学学报, 2017, 26(5) : 35 - 39.

(Liang Xiao-lin, Zhao Xiong-wen, Li Shu. Modeling and simulation of mobile to mobile 3D MIMO broadband channel [J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2017, 26(5) : 35 - 39.)

[6] Zhang M T, Zhou X, Wang C Y. A novel noise suppression channel estimation method based on adaptive weighted averaging for OFDM systems[J]. *Symmetry*, 2019, 11(8) : 997 - 1016.

[7] Peng X J. TSVR; an efficient twin support vector machine for regression[J]. *Neural Networks*, 2010, 23(3) : 356 - 372.

[8] Ali H, Doucet A, Hua Y. Blind SOS subspace channel estimation and equalization techniques exploiting spatial diversity in OFDM systems[J]. *Digital Signal Processing*, 2004, 14(2) : 171 - 202.

[9] Neumann D, Wiese T, Utschick W. Learning the MMSE channel estimator [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(11) : 578 - 586.