

高动态环境下基于数据辅助的 稳健信噪比估计^①

谢显中, 刘源源, 雷维嘉

重庆邮电大学 个人通信研究所, 重庆 400065

摘要: 针对动态环境下存在随机波动变化的多普勒频移和载波相位偏差, 提出了一种基于数据辅助的稳健信噪比估计算法, 该算法利用数据辅助, 对接收信号进行延迟共轭相乘, 将多普勒频移转变成固定的相位因子, 从时域上克服了相偏和多普勒频移的影响. 同时进一步分析了新算法噪声项的影响. 仿真结果表明, 与基于谱分析算法相比, 新算法具有更好的性能, 尤其在低信噪比的条件下能保持更高的估计精度, 且计算量很小.

关键词: 高动态环境; 信噪比估计; 时域; 多普勒频移; 相位偏差

中图分类号: TN929.53

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2016)08-0174-08

信噪比是现代通信系统中的重要参数和指标, 在很大程度上反映了通信系统的质量, 影响各种通信技术和方案的选择. 对于蜂窝通信系统和卫星通信系统, 信号在传输过程中受到复杂传播环境的影响, 其信噪比的估计难度较大, 因此需要针对不同应用场景设计高效的信噪比估计方法. 多年来, 已有许多文献对信噪比估计进行了深入地研究^[1-16], 这些信噪比估计方法可以简单地分为两类^[1], 一类是基于数据辅助(DA)的^[1-5], 这类算法精度较高, 但条件是发送端需发送训练数据; 另一类是非数据辅助(NDA)的^[1, 5-15], 这类算法不需要预先发送训练数据, 也称为盲估计算法.

文献[1]对多种算法进行了深入地研究和分析. 文献[2]则提出了一种以噪声功率为主导的信噪比估计无偏算法, 比文献[1]中基于数据辅助的最大似然算法(MLDA)具有更好的估计性能, 且对相偏不敏感. 文献[3]改变了原有 MLDA 噪声功率的求取方式, 降低了算法的计算量, 同时取得了较好的估计效果. 文献[4]针对 BPSK 信号提出一种训练序列与数据符号联合估计的最大似然信噪比算法, 相比只利用一种信息的传统算法^[1], 具有更好的效果. 文献[5]推导了瑞利衰落信道与块衰落信道下基于最大似然的信噪比估计算法以及克拉美罗下限, 并分析了不同条件下的应用. 文献[6-7]对 QPSK 信号信噪比估计算法进行了研究, 并通过仿真进行了性能比较. 文献[8]给出了一种混合算法, 使得在较宽的信噪比范围内有很小的偏差. 文献[9]作者提出基于信号模值(包络)的估计方法, 但该方法只能在一段信噪比范围内取得较好的效果. 文献[10]提出了基于 NDA 的期望最大化的迭代估计算法, 该算法在低信噪比下相比简单的面向 ML 判决的方法有更优异的性能. 文献[11]分析了两种低信噪比下低偏差的信噪比估计算法, 并仿真验证了其性能. 文

① 收稿日期: 2015-05-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(61271259, 61471076); 重庆市基础与前沿研究计划(cstc2015jcyjA40047).

作者简介: 谢显中(1966-), 男, 四川通江人, 博士, 教授, 博士研究生导师, 主要从事无线和移动通信技术研究.

献[12]提出了一种类似文献[1]中 M2M4 的新算法,使得低信噪比下具有更高的可信度. 文献[13—14]研究了基于接收信号的高阶统计量的盲信噪比估计新方法,改善了 M2M4 算法在高阶调制时和高信噪比条件下的性能.

经过分析发现文献[2—14]给出的算法,均不能有效地工作在存在多普勒频移的动态环境下. 基于谱分析的估计法^[15—16],虽然对多普勒频移不敏感,但此计算法过程中需要进行傅里叶变换,因此计算量大、复杂度高. 其次对于非窄带通信系统或接收端存在抗混叠滤波器的情况,谱分析算法的估计性能会严重下降.

在蜂窝移动通信、航空导航与通信、卫星定位与通信等高动态环境下,信号存在随机波动变化的多普勒频移和载波相位偏差,即使对其进行一定的补偿,仍然存在较大的残留,而相应的时域稳健信噪比估计方法目前还研究得较少.

本文从现实应用出发,考虑接收端未能有效处理载波相位偏差和多普勒频移的高动态环境,提出一种基于数据辅助的稳健信噪比估计算法,该方法在时域实现不受相偏和多普勒频移的影响,复杂度低,且在低信噪比下偏差小.

1 传统 AWGN 信道下最大似然信噪比估计

对于传统的 AWGN 信道下最大似然信噪比估计^[1],不失一般性,本文考虑 QPSK 信号和离散基带模型,信号经过 AWGN 信道到达接收机,且在最佳采样时刻采样,忽略系统均衡和同步的剩余误差对信噪比估计的影响,那么得到的信号可以表示为

$$r_k = \sqrt{S}m_k + \sqrt{N}z_k \quad (1)$$

其中, m_k 是功率为 1 的 QPSK 数据, z_k 是零均值单位方差的复高斯白噪声, S, N 分别是信号和噪声的功率因子,信噪比定义为 $\rho = S/N$. 式(1) 可以改写成 I, Q 两路的形式:

$$r_k = r_{I_k} + jr_{Q_k} = \sqrt{S}(m_{I_k} + jm_{Q_k}) + \sqrt{N}(z_{I_k} + jz_{Q_k}) \quad (2)$$

复高斯白噪声的同向分量 $\sqrt{N}z_{I_k}$ 和正交分量 $\sqrt{N}z_{Q_k}$ 的联合概率密度为

$$f(r_{I_k}, r_{Q_k}) = \frac{1}{\pi N} \exp\left(-\frac{(r_{I_k} - \sqrt{S}m_{I_k})^2 + (r_{Q_k} - \sqrt{S}m_{Q_k})^2}{N}\right) \quad (3)$$

假设采样的数据和噪声相互独立,那么 K 个采样数据的联合概率密度为

$$f(r|S, N) = \prod_{k=0}^{K-1} f(r_{I_k}, r_{Q_k}) = (\pi N)^{-K} \exp\left(-\frac{1}{N}\left(\sum_{k=0}^{K-1} (r_{I_k} - \sqrt{S}m_{I_k})^2 + \sum_{k=0}^{K-1} (r_{Q_k} - \sqrt{S}m_{Q_k})^2\right)\right) \quad (4)$$

其对数似然函数为

$$\Gamma(S, N) = \ln f(r|S, N) = -K \ln(\pi N) - \frac{1}{N} \left(\sum_{k=0}^{K-1} (r_{I_k} - \sqrt{S}m_{I_k})^2 + \sum_{k=0}^{K-1} (r_{Q_k} - \sqrt{S}m_{Q_k})^2\right) \quad (5)$$

对式(5) 求关于 S 和 N 的偏导,并使之等于 0,可得到 $\hat{S}_{ML}, \hat{N}_{ML}$ 为

$$\begin{aligned} \hat{S}_{ML} &= \left[\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (r_{I_k} m_{I_k} + r_{Q_k} m_{Q_k}) \right]^2 \\ \hat{N}_{ML} &= \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (r_{I_k}^2 + r_{Q_k}^2) - \left[\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (r_{I_k} m_{I_k} + r_{Q_k} m_{Q_k}) \right]^2 \end{aligned} \quad (6)$$

最后, 信噪比估计式为

$$\hat{\rho}_{\text{ML}} = \frac{\left[\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (r_{I_k} m_{I_k} + r_{Q_k} m_{Q_k}) \right]^2}{\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (r_{I_k}^2 + r_{Q_k}^2) - \left[\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (r_{I_k} m_{I_k} + r_{Q_k} m_{Q_k}) \right]^2} \quad (7)$$

分析该算法的应用条件会发现, 系统需要有完美的载波与符号同步, 然而对于实际的高动态环境, 系统载波同步不可能完全准确, 当存在较大的多普勒频移和载波相位偏差残留时, 该算法并不适用. 考虑到多普勒频移是由于两物体的相对运动造成, 结果呈现为信号的接收频率与发射频率不一致. 对接收到的信号而言, 其每个采样数据均包含了一个多普勒频移因子, 如何避开或者去掉多普勒频移因子, 成为解决估计问题的关键. 接下来, 将对动态环境下的信噪比估计问题进行研究.

2 高动态环境下的信噪比估计

考虑高动态环境下的高斯信道, 相对式(1) 可以表示为一个较复杂的模型:

$$r_k = \sqrt{S} m_k e^{j(\Delta\theta + 2\pi f_d k T_s)} + \sqrt{N} z_k \quad (8)$$

式中, $\Delta\theta$ 表示相位偏差, f_d 为载波多普勒频移, T_s 是采样时间间隔. 由于本文考虑数据辅助下的估计, 假设在估计周期内信道增益保持不变, 该增益可以看作是一个已知常数, 在式(8) 中省略.

为了消除多普勒频移的影响, 对 r_k 进行延迟共轭相乘, 将其变换为固定的相位因子:

$$\alpha_k = r_k r_{k-1}^* = S m_k m_{k-1}^* e^{j2\pi f_d T_s} + N(z_k z_{k-1}^*) + \sqrt{SN} \left(z_k m_{k-1}^* e^{-j(\Delta\theta + 2\pi f_d (k-1) T_s)} + z_{k-1}^* m_k e^{j(\Delta\theta + 2\pi f_d k T_s)} \right) \quad (9)$$

接着, 对式(9) 求期望, 实际中用时间平均来代替统计平均:

$$E\{\alpha\} = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} \alpha_k = \frac{S e^{j2\pi f_d T_s}}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} m_k m_{k-1}^* + \varphi \quad (10)$$

其中:

$$\varphi = \frac{N}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} z_k z_{k-1}^* + \frac{\sqrt{SN}}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} \left(z_{k-1}^* m_k e^{j(\Delta\theta + 2\pi f_d k T_s)} + z_k m_{k-1}^* e^{-j(\Delta\theta + 2\pi f_d (k-1) T_s)} \right) \quad (11)$$

下面对式(11) 中包含随机变量的公式作近似. 由于 m_k 是等概率的 QPSK 复信息数据, z_k 是零均值单位方差的复高斯白噪声, 并且随着 K 的增大, φ 越接近 0. 因此, 作近似 $\varphi \approx 0$.

对式(10) 取模, 消除相位因子的影响:

$$|E\{\alpha\}| = \left| \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} r_k r_{k-1}^* \right| = \hat{S} \left| \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} m_k m_{k-1}^* \right| \quad (12)$$

这里令:

$$\mu = \left| \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} m_k m_{k-1}^* \right| \quad (13)$$

由于假设的系统模型是存在数据辅助的, 因此可以通过辅助数据直接计算出因子 μ 的具体值, 从而得到估计信号功率为

$$\hat{S} = \frac{1}{\mu} \left| \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} r_k r_{k-1}^* \right| \quad (14)$$

接着, 噪声功率通过总功率与信号功率之差得到:

$$\hat{N} = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} |r_k|^2 - \hat{S} \quad (15)$$

最后,可以得到基于数据辅助的信噪比估计式为

$$\hat{\rho} = \frac{\left| \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} r_k r_{k-1}^* \right|}{\frac{\mu}{K} \sum_{k=0}^{K-1} |r_k|^2 - \left| \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} r_k r_{k-1}^* \right|}} \quad (16)$$

事实上,根据公式(12),(15),(16),对长度为 K 的数据序列进行信噪比估计需要约 $6K$ 次乘法运算,其中常数因子 μ 值可以事先由辅助数据计算并存储起来,估计信噪比时不需再做计算,而文献[15]中提出的谱分析估计法需要进行约 $40K$ 次乘法运算,相比而言本文给出的新算法计算量小很多,实时性高,特别适用于高动态环境.此外,从硬件实现的角度出发,本文算法复杂度低,不需要额外的数据存储,相比于需要进行傅里叶变换的谱分析算法,实现更为简单,效果更好.

3 噪声影响分析

噪声项对信噪比估计具有重要影响,本节我们对 MLDA 算法^[1]与本文给出的算法进行简单的噪声分析.

1) 对 MLDA 算法进行分析,根据文献[1]中的分析,可知:

$$\text{Re}\{r_k m_k^*\} = \sqrt{S} + \delta_{\text{ML}} \quad (17)$$

其中,

$$\delta_{\text{ML}} = \sqrt{N} (z_{I_k} m_{I_k} + z_{Q_k} m_{Q_k})$$

因此,噪声项的均值为

$$E\{\delta_{\text{ML}}\} = \sqrt{N} E\{z_{I_k} m_{I_k} + z_{Q_k} m_{Q_k}\} = 0 \quad (18)$$

噪声项的方差为

$$D\{\delta_{\text{ML}}\} = NE\{z_{I_k}^2 m_{I_k}^2 + z_{Q_k}^2 m_{Q_k}^2 + 2z_{I_k} z_{Q_k} m_{I_k} m_{Q_k}\} = \frac{N}{2} \quad (19)$$

从 MLDA 算法噪声项的分析来看,经过对 $r_k m_k^*$ 取实部运算,使得处理后的信号噪声功率减小,信噪比提高了近 3 dB,侧面证实了在有数据辅助的情况下最大似然类算法是最优的.

2) 对本文算法进行分析,根据式(11)可以得到新算法的噪声项为

$$\delta_{\text{new}} = N(z_k z_{k-1}^*) + \sqrt{SN} (z_{k-1}^* m_k e^{j(\Delta\theta + 2\pi f_d k T_s)} + z_k m_{k-1}^* e^{-j(\Delta\theta + 2\pi f_d (k-1) T_s)}) \quad (20)$$

其均值为

$$E\{\delta_{\text{new}}\} = N(z_k z_{k-1}^*) + \sqrt{SN} (z_{k-1}^* m_k e^{j(\Delta\theta + 2\pi f_d k T_s)} + z_k m_{k-1}^* e^{-j(\Delta\theta + 2\pi f_d (k-1) T_s)}) = 0 \quad (21)$$

噪声项方差为

$$D\{\delta_{\text{new}}\} = N^2 E\{|z_k|^2 |z_{k-1}|^2\} + N \sqrt{SNE} \left\{ \begin{aligned} & \left[z_k m_k^* |z_{k-1}|^2 e^{-j(\Delta\theta + 2\pi f_d k T_s)} + \right. \\ & \left. + z_{k-1}^* m_{k-1} |z_k|^2 e^{j(\Delta\theta + 2\pi f_d (k-1) T_s)} \right. \\ & \left. + z_k^* m_k |z_{k-1}|^2 e^{j(\Delta\theta + 2\pi f_d k T_s)} \right. \\ & \left. + z_{k-1} m_{k-1}^* |z_k|^2 e^{-j(\Delta\theta + 2\pi f_d (k-1) T_s)} \right] + \\ & SNE \left\{ |z_{k-1}|^2 |m_k|^2 + z_{k-1}^* m_{k-1} z_k^* m_k e^{j(2\Delta\theta + 2\pi f_d (2k-1) T_s)} \right. \\ & \left. + |z_k|^2 |m_{k-1}|^2 + z_{k-1} m_{k-1}^* z_k m_k^* e^{-j(2\Delta\theta + 2\pi f_d (2k-1) T_s)} \right\} = \\ & N^2 + 2SN \end{aligned} \right. \quad (22)$$

其实部和虚部的方差分别为

$$D\{\operatorname{Re}\{\delta_{\text{new}}\}\} = \frac{N^2}{2} + SN$$

$$D\{\operatorname{Im}\{\delta_{\text{new}}\}\} = \frac{N^2}{2} + SN \quad (23)$$

从新算法噪声项的分析可以得到, 处理后的信号噪声项功率增大, 信噪比降低, 且会随着原始信噪比的降低而降低, 这会使得其在没有相偏和多普勒频移的信噪比估计中, 性能要稍差于 MLDA 算法, 但此偏差可以通过数据量的增加来弥补. 此外, 在同时存在相偏与多普勒频移的情况下, 本文新算法几乎不受影响, 而 MLDA 算法的性能会变差, 且误差会随着数据量的增加而增大.

4 仿真结果分析

对本文算法、MLDA 算法^[1]、谱分析算法(FFT)^[15]进行仿真比较. 由于信噪比估计值 $\hat{\rho}$ 是一个随机变量, 衡量估计算法的性能往往采用 2 个指标: 一是偏差 $E_{\text{bias}} = E\{\hat{\rho} - \rho\}$, 它表示估计值 $\hat{\rho}$ 与实际信噪比值 ρ 的偏离程度, 理想的估计算法应该是无偏的(或者具有很低的偏差估计); 二是归一化均方误差 $E_{\text{NMSE}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left(\frac{\hat{\rho}_i - \rho}{\rho} \right)^2$, 它是估计误差的方差的归一化, 表示单次估计的可信度.

下面采用蒙特卡洛仿真来考察各种算法的偏离度和可信度. 在仿真中, 对长度为 K 的 MPSK 信号序列添加相偏和多普勒频移, 以及加性复高斯白噪声, 并且控制噪声功率使得信噪比在一定范围变化, 从而考察算法在各种信噪比下的性能. 由于仿真中添加噪声前后的信号都是可知的, 所以实际信噪比是可以准确计算出来的.

4.1 没有相偏与多普勒频移的仿真结果

图 1 和图 2 是数据长度 $K=4\ 096$, 相偏与多普勒频移均为零的情况下 3 种算法的仿真结果. 仿真中, 信号采用 QPSK 调制, 其中 $N_{\text{sym}}=256$, $N_{\text{ss}}=16$, 信道为复 AWGN 信道, 带“□”的线表示文献[15]中提到的谱分析算法(FFT), 带“*”的线表示文献[1]中用系数 $(1-3/2K)$ 修正后的最大似然估计法(MLDA), 带“○”的线表示文献[1]中给出的复信道下的克拉美罗界(CRB), 带“+”的线表示本文提出的新算法, 用无标记实线表示真实信噪比值.

从图 1 中可以看出, 3 种算法在高信噪比下估计性能都较好, 与真实值相接近. 随着信噪比降低, FFT 算法首先出现了估计偏差, 在 -15 dB 偏差接近 0.5 dB. 本文给出的算法与 MLDA 算法在低信噪比下均几乎没有偏差. 但从图 2 中, 可以清楚地看到 MLDA 算法的可信度更高, 与 CRB 界完全重合. FFT 算法的归一化均方误差略高于本文提出的新算法.

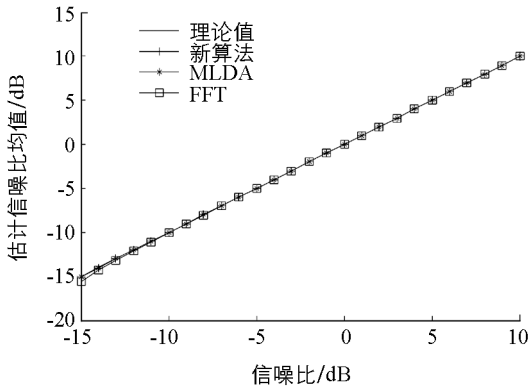


图 1 3 种算法的估计均值

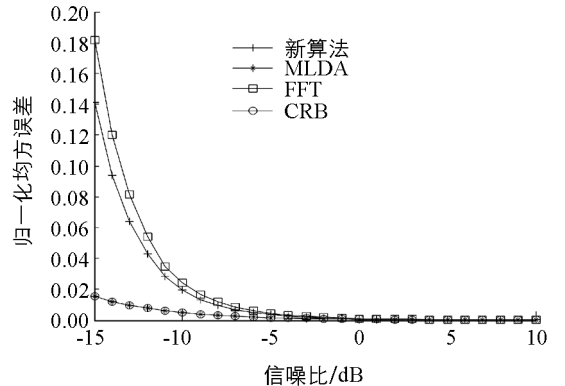


图 2 3 种算法的归一化均方误差

4.2 存在相偏与多普勒频移的仿真结果

由于实际的动态环境中存在波动变化的多普勒频移, 为了更加贴切地模拟真实环境, 因此对发送端输出的 QPSK、8PSK 信号添加 $f_d=60\text{ kHz}$, $T_s=0.5\text{ }\mu\text{s}$ 的多普勒频移, 以及变化范围在 $[-\pi, \pi]$ 的相位偏差, 然后信号经过复高斯白噪声信道到达接收端。

图 3 和图 4 描述的是新算法与谱分析算法在不同数据长度下的对比仿真结果, 由于 MLDA 算法在多普勒环境下估计偏差大, 故只绘出了其归一化均方误差。仿真中, 信号采用 QPSK 调制, 数据原始符号 N_{sym} 和过采样倍数 N_{ss} 如图中所示。从图中可以看出, 新算法几乎不受相偏与多普勒频移的影响, 其原因在于新算法通过数据延迟共轭相乘, 将多普勒频移转变成了固定的相位因子, 接着通过取模将其消除, 化解了多普勒频移带来的问题。而频域算法从频域的角度出发, 通过傅里叶变换避开了多普勒频移的影响, 性能略差于本文给出的算法。图 4 中描述了 MLDA 算法在存在相偏与多普勒频移下的归一化均方误差仿真结果, 由于 MLDA 算法在运算中是只对 ϵ_k 的实部做了处理, 当信号中存在相偏或者多普勒频移时, 其性能就会如图中所示严重恶化, 且误差会随着数据量增加而增大。

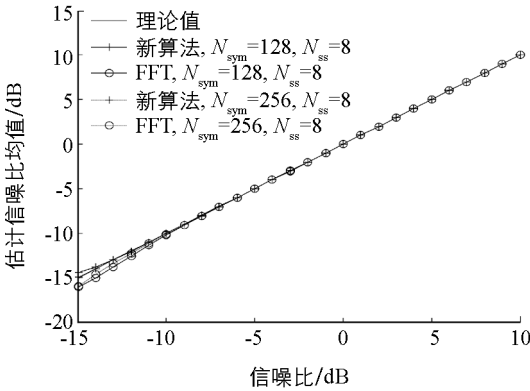


图 3 新算法与谱分析算法的估计均值

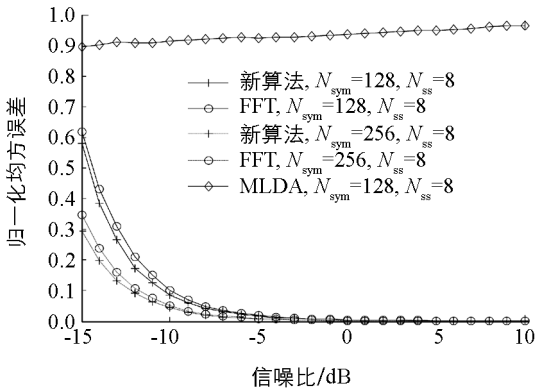


图 4 新算法与谱分析算法的归一化均方误差

图 5—图 8 描绘了不同估计符号数对算法性能的影响, 选取了符号数分别为 16、32 和 64 这 3 种情况。图 5 和图 6 绘出了新算法在复高斯白噪声信道中对 QPSK 信号进行信噪比估计的结果, 图 7 和图 8 绘出了新算法在复高斯白噪声信道中对 8PSK 信号进行信噪比估计的结果。

从图 5—图 8 中可以看出, 本章给出的新算法对 MPSK 信号进行估计均能取得较好的效果, 且精度随着数据量的增加而提高。

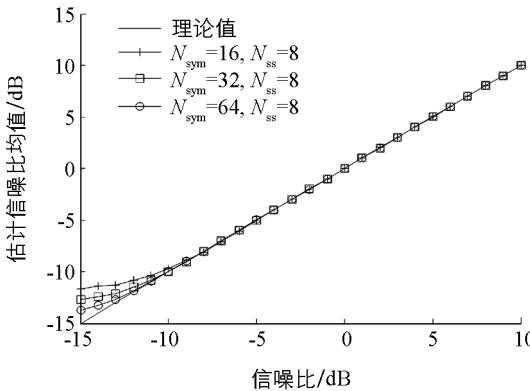


图 5 新算法的估计均值

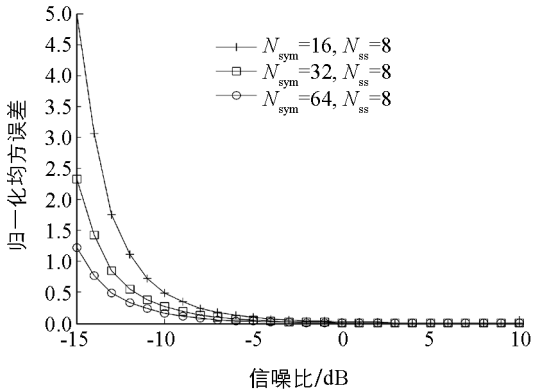


图 6 新算法的归一化均方误差

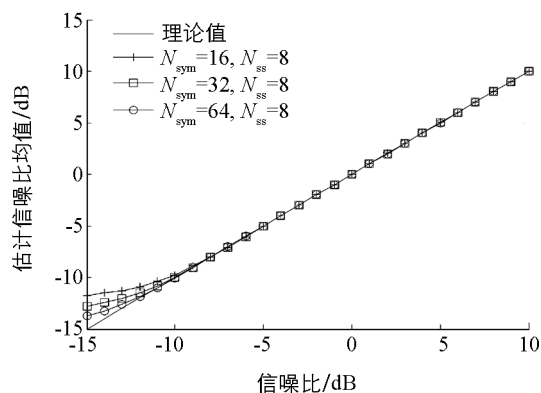


图 7 新算法的估计均值, 8PSK 信号

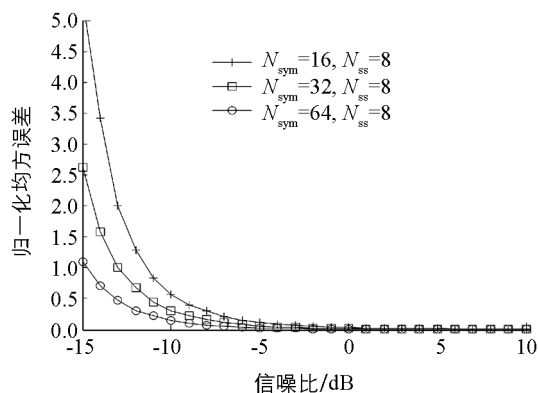


图 8 新算法的归一化均方误差, 8PSK 信号

5 结 论

本文首先回顾了最大似然信噪比估计算法, 然后针对移动信道的特性, 提出了一种基于数据辅助的稳健信噪比估计算法, 通过将多普勒频移转变成固定因子的方法, 在时域上解决了信噪比估计受相偏与多普勒频移的影响, 适用于高动态环境. 接着本文简要分析了噪声项对信噪比估计的影响, 最后本文给出了 QPSK、8PSK 调制信号经过复 AWGN 信道的仿真结果, 验证了新算法的性能. 与基于谱分析的算法相比, 本文算法在低信噪比下具有更低的估计偏差及均方误差, 因此是一种鲁棒性较强的算法, 其次该算法计算量很小, 实时性较高, 在实际系统中, 如果以精度要求为首要指标, 采用本文算法可以通过适当增加数据长度以达到要求.

参考文献:

- [1] PAULUZZI D R, BEAULIEU N C. A Comparison of SNR Estimation Techniques for the AWGN Channel [J]. IEEE Transactions on Communications, 2000, 48(10): 1681–1691.
- [2] 蒋政波, 洪伟, 刘进, 等. 基于数据辅助的 AWGN 信道下 QPSK 信号信噪比估计 [J]. 通信学报, 2008, 29(6): 119–125.
- [3] YAN C, WANG H, WU N, et al. Low Complexity snr Estimation for Linear Modulations on Awgn Channel [C] // 2012 IEEE Conference on Vehicular Technology (VTC Spring). Yokohama: IEEE Press, 2012: 1–5.
- [4] CHEN Y, BEAULIEU N C. An Approximate Maximum Likelihood Estimator for SNR Jointly Using Pilot and Data symbols [J]. IEEE Communications Letters, 2005, 9(6): 517–519.
- [5] HASSAN S A, INGRAM M A. SNR Estimation for M-Ary Non-Coherent Frequency Shift Keying Systems [J]. IEEE Transactions on Communications, 2011, 59(10): 2786–2795.
- [6] BEAULIEU N C, TOMS A S, PAULUZZI D R. Comparison of Four SNR Estimators for QPSK Modulations [J]. IEEE Communications Letters, 2000, 4(2): 43–45.
- [7] WANG A, XU H. Comparison of Several SNR Estimators for QPSK Modulations [C] // 2012 International Conference on Computer Science & Service System (CSSS). Nanjing: IEEE Press, 2012: 77–80.
- [8] GAPPMAIR W, LÓPEZ-VALCARCE R, MOSQUERA C. Cramer-Rao Lower Bound and EM Algorithm for Envelope-Based SNR Estimation of Nonconstant Modulus Constellations [J]. IEEE Transactions on Communications, 2009, 57(6): 1622–1627.
- [9] GAO P, TEPEDELENLIOGLU C. SNR Estimation for Nonconstant Modulus Constellations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(3): 865–870.
- [10] WIESEL A, GOLDBERG J, MESSER H. Non-Data-Aided Signal-to-Noise-Ratio Estimation [C] // 2002 IEEE Interna-

- tional Conference on Communications (ICC). New York: IEEE Press, 2002: 197–201.
- [11] HARRIS F, DICK C. SNR Estimation Techniques for Low SNR Signals [C] //2012 15th International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC). Taipei: IEEE Press, 2012: 276–280.
- [12] REN G, CHANG Y, ZHANG H. A New SNR's Estimator for QPSK Modulations in an AWGN Channel [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2005, 52(6): 336–338.
- [13] ÁLVAREZ-DÍAZ M, LÓPEZ-VALCARCE R, MOSQUERA C. SNR Estimation for Multilevel Constellations Using Higher-Order Moments [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1515–1526.
- [14] LÓPEZ-VALCARCE R, MOSQUERA C. Sixth-Order Statistics-Based Non-Data-Aided SNR Estimation [J]. IEEE Communications Letters, 2007, 11(4): 351–353.
- [15] HUA J, MENG L, XU X, et al. Novel Scheme for Joint Estimation of SNR, Doppler, and Carrier Frequency Offset in Double-Selective Wireless Channels [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(3): 1204–1217.
- [16] 胡冰舟, 张 蓉, 雷维嘉, 等. 一种基于平均周期图的频域信噪比估计算法 [J]. 电讯技术, 2014, 54(10): 1385–1390.

Robust Data-Aided SNR Estimation Wlgorithm in High Dynamic Environment

XIE Xian-zhong, LIU Yuan-yuan, LEI Wei-jia

Institute of Personal Communications, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: A robust data-aided (DA) signal-to-noise ratio (SNR) estimation algorithm in the time domain is proposed in this paper, aiming at the volatile Doppler shift and carrier wave phase offset under dynamical scenarios over the flat-fading complex channel. The proposed algorithm exploits data-aided, delay conjugate multiplies the received signal, converts Doppler shift into fixed phase factors, and overcomes the impacts of Doppler shift and carrier wave phase offset. Furthermore, the impact of noise is analyzed and simulation results show that, compared with algorithms based on the spectrum analysis, the proposed algorithm is superior in the performance, especially in the estimation accuracy under low SNR scenarios and has low complexity.

Key words: high dynamic environment; SNR estimation; time domain; Doppler shift; phase offset

责任编辑 汤振金

