

迭代均衡系统中的一种 SNR 估计方法

李强^① W H Mow^② 李少谦^①

^①(电子科技大学通信学院抗干扰移动通信国家重点实验室 成都 610054)

^②(香港科技大学电子与电机工程系 香港)

摘要: 该文首先分析了最大后验概率(Maximum *A posteriori* Probability, MAP)迭代均衡及其简化算法 Max-Log-MAP(MLM)、缩放软信息的 Max-Log-MAP 算法(Scaled Max-Log-MAP, SMLM)对 SNR 估计误差的敏感性问题, 然后利用 SMLM 算法对 SNR 估计误差不敏感的特性, 提出了一种基于 SMLM 的软输出信息估计信道 SNR 的方法。最后, 利用该算法, 还提出了一种新的迭代均衡算法, 并研究了其性能, 结果表明该算法不仅不需要任何导引符号开销, 还能获得非常接近具有理想的 SNR 的 MAP 算法的误码性能。

关键词: 缩放 Max-Log-MAP 算法; 软输出信息; SNR 估计; 迭代均衡

中图分类号: TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)04-0836-04

A SNR Estimation Method in Turbo Detection System

Li Qiang^① W H Mow^② Li Shao-qian^①

^①(National Key Lab. of Communication, Univ. of Electronic Science & Tech. of China, Chengdu 610054, China)

^②(Spt. of Electronic and Electric Engineering, Hongkong University of Science and Technology, Hongkong, China)

Abstract: In this paper, the sensitivity of MAP algorithm and its reduced ones as Max-Log-MAP and Scaled Max-Log-Map to SNR mismatch in turbo detection systems are analyzed. Due to the fact of insensitivity of Scaled Max-Log-MAP algorithm to SNR mismatch, a new SNR estimation method is proposed using the soft output extrinsic information. Then, a new turbo equalization scheme is also provided utilizing the SNR estimation algorithm, and the corresponding performance of new equalization algorithm is also studied. The simulation results show that new equalization scheme with reliability-based SNR estimation method performs very close to MAP algorithm with known SNR, although it does not need pilot symbols.

Key words: Scaled Max-Log-Map algorithm; Soft output information; SNR estimation; Turbo equalizer

1 引言

在现代移动通信系统中, 为获得最小的误码率, 对数最大后验概率(Log Maximum *A posteriori* Probability, Log-MAP)检测算法无疑是最优化的^[1], 但是 MAP 检测算法对 SNR 的估计误差非常敏感。另一方面, 一些次优算法如 MLM 和 SOVA 检测算法不受 SNR 估计误差的影响^[2-4]。然而, 在高损失信道上, 它们的误码性能明显差于已知信道 SNR 的 Log-MAP 算法^[2]。

最近, 缩放软输出外信息技术用于几个典型系统来改善低复杂度的次优算法的性能, 如 LDPC 码的最小和(Min-Sum)译码算法和 Turbo 译码的 MLM 算法等^[5-8], 但未见有文献报道在 Turbo 均衡器中的应用。

为了改善 Log-MAP 算法存在 SNR 估计误差时的误码性能, 一方面可以改善 SNR 估计精度, 其中导引辅助的 ML 估计最接近 CRB 界^[9], 但这需要很多的导引符号; 另一方

面, 基于 MLM 和 SMLM 对 SNR 估计误差不敏感的事实, 可以在部分帧采用 MLM 或 SMLM 算法, 从而估计信道 SNR, 使得其余帧可以利用 Log-MAP 的优点。

在文献[2,10]中, 基于 MLM 译码器的硬判决输出, 作者提出了一种在线 SNR 估计算法, 用于克服 Log-MAP 均衡算法对 SNR 误差的敏感性问题, 而保持 Log-MAP 的性能优势。实际上, 当交织深度较大时, MLM 均衡算法在部分帧的性能非常差, 导致所估计的信道 SNR 远离于正确的 SNR, 从而大大恶化 Log-MAP 算法的性能。

本文提出了一种基于 SMLM 译码器的软输出外信息来估计信道 SNR 的新方法, 并由此进一步提供了一种新的迭代均衡算法, 其主要贡献包括: (1)首次研究了 SMLM 迭代均衡算法的性能; (2)提出了一种基于 SMLM 软输出外信息的信道 SNR 估计算法; (3)提出了一种新的切换均衡算法并研究了其性能。

2 SMLM 迭代均衡及 SNR 误差的影响

图 1 是由 ISI 信道和编码器组成的串行级联系统采用 turbo 原理译码的结构图, 其中 ISI 信道的信道系数为 $h =$

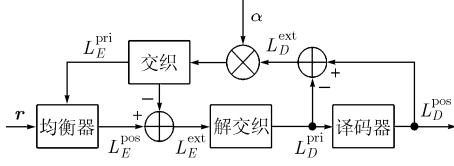


图 1 SMLM 迭代均衡原理框图

$\{h_0, h_1, \dots, h_{L-1}\}$ 。均衡器接收信道观察值 r , 利用先验信息 L_E^{pri} 产生后验对数似然信息 L_E^{pos} , 这样送入译码器的先验信息 L_D^{pri} 就是均衡器产生的外信息 $L_E^{\text{ext}} = L_E^{\text{pos}} - L_E^{\text{pri}}$ 解交织后的信号。译码器再产生的后验信息 L_D^{pos} 减去先验信息 L_D^{pri} 就是译码器产生的额外信息 L_D^{ext} , 该信息经过和一不大于 1 的因子 α 缩放后, 再交织产生下一次迭代的均衡器的先验信息 L_E^{pri} 。均衡器和译码器均采用 MLM 算法, 如果 $\alpha = 1$, 图 1 就是 MLM 迭代均衡结构。在第一次迭代, 设置 $L_E^{\text{pri}} = 0$ 。

假定输入二进制字符集 $\{+1, -1\}$, 对 MLM 均衡算法, 其后验对数似然值为

$$L_E^{\text{pos}}(x_k) = \max_{(s',s), x_k=1} (\alpha_{k-1}(s') + \gamma_k(s',s) + \beta_k(s)) - \max_{(s',s), x_k=-1} (\alpha_{k-1}(s') + \gamma_k(s',s) + \beta_k(s)) \quad (1)$$

其中 s' 和 s 分别表示 $k-1$ 和 k 时刻信道的状态。 $\alpha_k(s')$ 和 $\beta_k(s)$ 可递推计算:

$$\alpha_k(s) = \max_{s'} (\alpha_{k-1}(s') + \gamma_k(s',s)) \quad (2)$$

$$\beta_{k-1}(s') = \max_s (\beta_k(s) + \gamma_k(s',s)) \quad (3)$$

因此, 只要求得分支度量值 $\gamma_k(s',s)$, 译码就可以实现了, 对均衡器, $\gamma_k(s',s)$ 为

$$\gamma_k(s',s) = -\frac{1}{2\sigma_{\text{eq}}^2} \left| \gamma_k - \sum_{i=0}^{L-1} h_i x_{k-i} \right|^2 + \frac{1}{2} x_k L_E^{\text{pri}}(x_k) \quad (4)$$

这里, σ_{eq}^2 是假定信道系数 h 已知时估计的信道噪声方差, 设真实信道噪声功率为 σ_{ch}^2 , $P = 10^{-\left(\Delta \left(\frac{E_b}{N_0}\right)\right)/10}$ 为估计噪声误差系数, 则容易推得:

$$\sigma_{\text{eq}}^2 = P \times \sigma_{\text{ch}}^2 \quad (5)$$

令在理想的噪声估计情况下, 均衡器产生的后验似然值为 $L_{E,\text{ideal}}^{\text{pos}}$, 由式(1)~式(5)不难证明:

$$L_E^{\text{pos}} = \frac{1}{P} L_{E,\text{ideal}}^{\text{pos}} \quad (6)$$

对于 SMLM 算法, 仅仪式(4)的第 2 项需要乘以因子 α , 但显然不会改变式(6)中软输出信息关于 SNR 偏移因子的关系。而且因为 $P > 0$, 因此式(6)并不改变最终数据的判决, 但会改变对数似然值的大小。换句话说, 迭代均衡器的硬判决结果不受信道 SNR 估计误差的影响, 但软输出结果和 SNR 误差是相关的。另一方面, 众所周知, 软判决结果比硬判决更为可靠, 因此, 为了利用软输出结果准确地估计信道 SNR, 需要考虑新的参量。幸运的是, 软输出外信息似然值的 SNR 与信道 SNR 估计误差是不相关的, 其定义如下:

$$\text{SNR}_{\text{LLR}} = \frac{\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |L_E^{\text{ext}}(x_k)|^2 \right)^2}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |L_E^{\text{ext}}(x_k)|^2 - \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |L_E^{\text{ext}}(x_k)| \right)^2} \quad (7)$$

这里, N 是帧长。由此, 可以得出结论, SMLM 或者 MLM 迭代均衡器的硬判决结果对信道 SNR 误差不敏感; 虽然其软输出外信息对 SNR 误差是敏感的, 但其软输出外信息的 SNR 仅仅包含真实信道 SNR 的信息。

3 SNR 估计算法

本节首先通过仿真证实了 SMLM 能显著改善 MLM 迭代均衡系统的误码性能。如图 2 所示, 在 Proakis C 信道上^[11], 采用记忆长度 $M = 2$, 生成多项式为 $[1, 7/5]_{\text{oct}}$ 的递归系统卷积码, 交织长度是 4096bit, 当 $E_b/N_0 = 5$ dB 时, 经过 8 次迭代后, Log-MAP 的误码率大约为 2×10^{-4} , 而 MLM 大约是 6.5×10^{-2} , 而 SMLM 的误码率大约为 2×10^{-3} 。这里, 优化的缩放因子是通过大量仿真获得的。

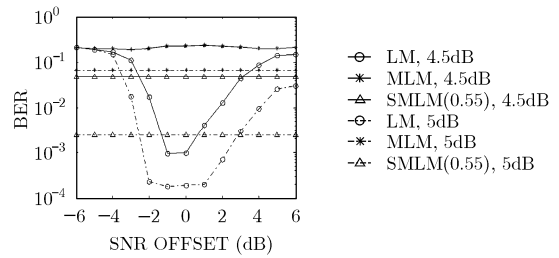


图 2 Scaled Max-Log-MAP 和 Max-Log-MAP 均衡算法的性能

因此, 采用 SMLM 的软输出外信息进行信道 SNR 估计。由式(1)~式(7)可知, SNR_{LLR} 仅仅是信道 SNR (记为 SNR_c)、缩放因子 α 和迭代次数 n 的函数, 于是式(7)可简记为

$$\text{SNR}_{\text{LLR}} = f(\text{SNR}_c, \alpha, n) \quad (8)$$

仿真结果表明(由于篇幅所限, 本文没有提供相关结果), 优化的缩放因子 α 仅仅是编码结构和信道的函数, 与 SNR_c 的估计偏差无关, 而且 SNR_c 本身的影响也几乎可以忽略。至于迭代次数对式(8)映射关系的影响, 固定发射机结构和 α , 仿真了不同 SNR_c 情况下, 使用 SMLM 算法的所有收敛帧的平均 SNR_{LLR} 随着迭代次数增加的变化曲线。图 3 显示了在 C 信道上, $M = 2$ 且交织深度为 4096 时, SMLM 迭代均衡的软输出外信息随迭代次数的变化关系, 其中优化的缩放因子 $\alpha = 0.55$ 。从中可以看出, 对任何一个 SNR_c , 当迭代次数增加到一定值后, SNR_{LLR} 仅仅是 SNR_c 的函数。这时, SNR_c 可以由收敛帧的 SNR_{LLR} 确定, 即

$$\text{SNR}_c = f^{-1}(\text{SNR}_{\text{LLR}}) \quad (9)$$

不过, MLM 算法非常复杂, 很难明确写出式(9)的解析表达式, 但是可以通过预仿真, 得到采用 SMLM 算法的 SNR_{LLR} 和 SNR_c 的关系对照表, 在译码过程中, 根据每次

计算得到的 SNR_{LLR} ，查表获得 SNR_c 。作为一个例子，当交织深度为 4096bit，在 Proakis C 信道上， SNR_c 和 SNR_{LLR} 的成对对应关系集合为 $\{(4.5, 8.35), (5, 10.39), (5.5, 11.25), (6, 12.02)\}$ ，单位均是 dB。其 SNR_{LLR} 的归一化标准偏差分别是 $\{0.1377, 0.1172, 0.1119, 0.1045\}$ ，显然都是非常小的。

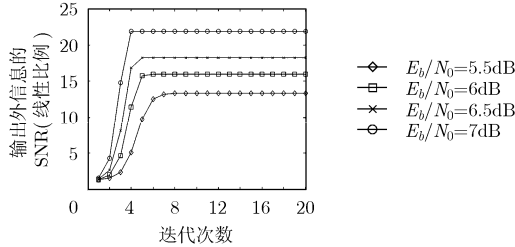


图3 SMLM 软输出外信息 SNR 随迭代次数的变化

4 切换迭代均衡算法

基于以上的结果，本文提出了一种新的均衡策略，称为切换 MAP 均衡策略(SME)，在算法描述之前，先定义一些参数： N_{max} 为最大迭代次数； SNR_c 为第 i 次迭代后的 SNR_{LLR} ； SNR_D 为相邻两次迭代的 SNR_{LLR} 增量阈值，用于判定 SMLM 算法的收敛性； SNR_t 为用于判定 SMLM 算法收敛性的阈值； N_m 为连续使用 LM 算法的最大帧数； n_f 为执行 LM 算法的帧计数器；Alg_Flg 为指示一帧所使用的算法。取 0 表示 SMLM，取 1 表示 LM 算法。

这样，新的均衡算法描述如下：

输入： N_{max} ， SNR_D ， SNR_t 和 N_m

步骤 1 初始化 Alg_Flg = 0， $\text{SNR}_c = -1$ ， $\text{SNR}_0 =$

0；

步骤 2 对新输入的帧，采用 SMLM 算法，并利用硬判决辅助(HDA)的迭代停止准则；

步骤 3 若该帧收敛，计算 SNR_{LLR} ，并查表获得 SNR_c ，设置 Alg_Flg = 1 和 $n_f = 0$ ；

步骤 4 若 $\text{SNR}_c = -1$ ，返回步骤 2；

步骤 5 对一个新的帧，借助 HDA 准则，所有迭代均采用 LM 算法， $n_f = n_f + 1$ ；

(1) 若 $n_f \leq N_m$ ，继续步骤 5；

(2) 若 $n_f > N_m$ ，设置 Alg_Flg = 0。

步骤 6 对新的一帧，采用 SMLM 算法，每次迭代后计算 SNR_i ；

(1) 若 $\text{SNR}_i - \text{SNR}_{i-1} < \text{SNR}_D$ 且 $\text{SNR}_i < \text{SNR}_t$ ，设置 Alg_Flg = 1，回到步骤 5；

(2) 否则，用 SMLM 算法继续迭代。迭代停止后，

(a)若该帧收敛，计算 SNR_{LLR} ，并查表获得 SNR_c ，设置 Alg_Flg = 1 和 $n_f = 0$ ，回到步骤 5；

(b)否则，继续步骤 6。

5 仿真结果

本节对建议的算法进行了仿真验证，同时为便于比较，

本文还提供了采用 ML 的 SNR 估计算法以及相应的 LM 均衡算法的结果，此外，与文献[10]的结果也进行比较讨论。对 ML 估计，本文利用了 SNR 概率分布模型来产生已估计的信道 SNR，其概率分布模型如下。

(1)最大似然估计 SNR 的概率分布 对 BPSK 调制，如果信道系数已知，匹配滤波后的信号 y_i 等价于高斯信号，这样，估计信号的幅度 S 和噪声功率估计 N_{ML} 分别为：

$$S = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |y_n|, \quad N_{\text{ML}} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |y_n|^2 - S^2 \quad (10)$$

估计的信道信噪比 γ_c 为

$$\gamma_c = \frac{S^2}{N_{\text{ML}}} \quad (11)$$

从式(10)可知， S 是均值为 1，方差为 σ_{ch}^2/N 的高斯变量，因此 S^2 是自由度 $v_1 = 2$ 的非中心 χ^2 分布变量，其非中心参数 $\delta = N/\sigma_{\text{ch}}^2$ 。 N_{ML} 服从自由度 $v_2 = 2N$ 的中心 χ^2 分布，其潜在的高斯变量的均值为 0，方差为 σ_{ch}^2/N 。也就是，估计的 γ_c 是一个非中心 χ^2 变量与中心 χ^2 变量的比值，根据数学知识可知，一个非中心的 χ^2 分布变量与一个中心 χ^2 分布变量的归一化比值变量应该服从非中心 F 分布，即： $Z = \frac{v_2}{v_1} \gamma_c$ 服从分子自由度为 2，分母自由度为 $2N$ ，以及非中心参数为 N/σ_{ch}^2 的非中心 F 分布。非中心 F 分布的概率分布函数为

$$F(Z|v_1, v_2, \delta) = \sum_{j=0}^{\infty} \left(\frac{\left(\frac{1}{2}\delta\right)^j}{j!} \right) e^{-\frac{\delta}{2}} I\left(\frac{v_1 Z}{v_2 + v_1 Z} \middle| \frac{v_1}{2} + j, \frac{v_2}{2}\right) \quad (12)$$

其中 $I(x|a, b)$ 是以 a, b 为参数的不完全 β 函数。由式(12)， Z 和 γ_c 的关系很容易得到 γ_c 的分布表达式。

(2)仿真结果 仿真中本文采用了 Proakis C 信道，信道系数 $\mathbf{h} = \{0.227, 0.46, 0.688, 0.46, 0.227\}$ ，交织深度为 4096 bit，设置 $N_{\text{max}} = 10$ ， $N_m = 4$ ，并且仿真发现 $\text{SNR}_D = 0.04$ 以及 $\text{SNR}_t = 2$ 是合适的选择。SNR 的 ML 估计采用发射机数据辅助(TxDA)方法，即 N 的值就是导引的数量。

为节约仿真时间，本文选择了 $M = 2$ 和 $M = 3$ 的 RSC 码，生成多项式分别为 $[1, 7/5]_{\text{oct}}$ 和 $[1, 17/15]_{\text{oct}}$ ，而且均衡器和译码器总是采用同样的算法。

图 4 表明了在上述仿真条件下，当 $M = 2$ 且信噪比大于 5dB 时，基于 SMLM 译码器软输出信息的可靠性的 SNR 估计方法能够非常准确的估计出信道真实的 SNR，在 E_b/N_0 低于 5dB 的区域，新的估计方法和均衡算法的性能仅比已知信道 SNR 时略有损失，比如，在 $\text{BER} = 10^{-3}$ 处，损失仅约为 0.1dB。这是因为在低信噪比时，SMLM 算法在最大迭代次数内收敛的概率变小，以致更多帧使用过去的 SNR，导致系统误码性能变差。

此外，图 4 还表明建议的算法与具有 50 个导引符号的 ML 估计方法的误码性能相当，即采用新的算法，至少可以

节约 50 个导引符号的开销。

图 5 是 $M = 3$ 的仿真结果。它表明当编码器具有更大记忆长度时, 迭代均衡系统需要更高的 SNR 估计精度, 对 ML 估计方法, 也就需要更多的导引符号开销。同样在 $\text{BER} = 10^{-3}$ 处, 利用 100 个导引符号的 ML 估计方法和已知 SNR 时, 算法性能还有约 0.2dB 的差距, 而新算法和已知 SNR 的性能损失不足 0.1dB。即本文算法在 $M = 3$ 时至少可节约 100 个以上的导引符号开销。

另一方面, 图 4 和图 5 还给出了文献[10]的结果, 它是在每帧的第一次迭代采用 MLM 算法, 并利用其硬判决结果估计 SNR, 利用该 SNR 使以后的迭代可切换到 LM 算法。为公平比较, 本文仅考虑文献[10]中非 SNR 迭代估计的情况, 因为本文算法也没有采用迭代估计方法。结果表明, 新的算法比文献[10]的算法具有很大的增益。在 $M = 2$ 时, $\text{BER} = 10^{-3}$ 处, 新的均衡算法比文献[10]的算法约有 1dB 功率节约, 而 $M = 3$ 时, 相应的增益甚至超过 1dB。实际上, 这些增益来自于 3 个方面: (1)新算法采用了软输出外信息估计 SNR, 而不是文献[10]的硬判决结果; (2)新算法中, SMLM 算法用于估计信道 SNR, 文献[10]是利用 MLM 算法, 而本文的研究结果已表明 SMLM 的性能比 MLM 优; (3)新的均衡算法没有利用不可靠的 SNR 估计值, 而文献[10]的均衡算法不能避免这一点。

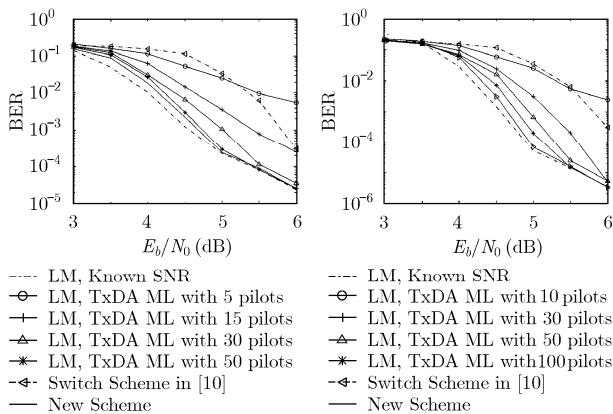


图 4 切换迭代均衡的性能

图 5 切换迭代均衡的性能

6 结束语

SMLM 均衡算法不仅对 SNR 估计误差不敏感, 而且还具有比 MLM 更好的误码性能。由于在高损失信道上, SMLM 均衡算法和已知信道 SNR 的 LM 算法仍有较大的性能差距, 并基于对收敛帧, SMLM 译码器软输出外信息的 SNR 只是信道真实 SNR 的函数, 而与 SNR 估计误差无关的事实, 本文提出了一种新的基于 SMLM 译码器软输出信息的可靠性的信道 SNR 估计方法, 同时提出了一种 SMLM 和 Log-MAP 之间的切换均衡策略, 既改善了 SMLM 均衡系统的误码性

能, 又使得系统对 SNR 估计误差不敏感, 更重要的新算法还不需要任何额外的导引开销, 仿真结果证明了该方法的有效性。

参考文献

- [1] Bahl L, Cocke J, Jelinek F, and Raviv J. Optimal decoding of linear codes for minimizing symbol error rate[J]. *IEEE Trans. on Infor. Theory*, 1974, 20(2): 284-287.
- [2] Mohammad Ali Khalighi. Effect of mismatched SNR on the performance of Log-Map turbo detector[J]. *IEEE Trans. on Vehicular Tech.*, 2003, 52(5) 1386-1397.
- [3] Worm A, Hoeher P, and When N. Turbo-decoding without SNR estimation[J]. *IEEE Commun. Lett.*, 2000, 14(6): 193-195.
- [4] Summers T A and Wilson S G. SNR mismatch and online estimation in turbo decoding[J]. *IEEE Trans. on Commun.*, 1998, 46(4): 421-423.
- [5] Heo J. Analysis of scaling soft information on low density parity check code[J]. *Electronics Letters*, 2003, 39(2): 219-221.
- [6] Chi Zhipei, Song Leilei, and Parhi K K. On the performance/complexity tradeoff in block turbo decoder design[J]. *IEEE Trans. on Commun.*, 2004, 52(2): 173-175.
- [7] Jun Heo and Chugg K M. Optimaization of scaling soft information in iterative decoding via density evolution[J]. *IEEE Trans. on Commun.*, 2005, 53(6): 957-961.
- [8] Chen Jinghu and Fossorier M P C. Near optimum universal belief propagation based decoding of low-denisty parity check codes[J]. *IEEE Trans. on Commun.*, 2002, 50(3): 406-414.
- [9] Pauluzzi D R and Beaulieu N C. A comparison of SNR estimation techniques for the AWGN channel[J]. *IEEE Trans. on Commun.*, 2000, 48(10): 1681-1691.
- [10] Shahram Talakoub and Behnam Shahrava. Turbo equalization with iterative online SNR estimation[C]. *IEEE Wireless Communication and Network Conference*, 13-17 March, 2005, 2: 13-17.
- [11] Proakis J G. *Digital Communications*[M]. 4th edition, New York: McGraw Hill, 1998, chapter 10.

李 强: 男, 1973 年生, 博士生, 研究方向为无线通信、信号检测与估计、信道纠错码。

W H Mow: 男, 1968 年生, 助理教授, 研究方向为序列设计与信道纠错码。

李少谦: 男, 1957 年生, 教授, 博士生导师, 抗干扰通信技术国防重点实验室主任, 国家 863 计划通信主题个人通信专家组成员, 现从事扩频通信、移动通信方面的教学和研究工作。

