

IoT 系统中协同中继通信的盲信道估计

钟晓强

(浙江工商职业技术学院, 浙江 宁波 315012)

摘要: 为 IoT 系统中的协同中继通信系统提出了一种分批机制的盲信道估计方法和一个包括改进的 RCA 误差函数的代价函数, 并采取 IRLS 算法解决优化问题。仿真结果表明, 该盲信道估计能正确地估计 CSI, 并且无需任何训练序列, 证明了该方法在只依靠小批量矢量的情况下能够实现快速盲信道估计的能力。

关键词: 物联网; 传感器网络; 盲信道估计; 协同中继通信; 衰落信道; 信道状态信息 (CSI)

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)05-0044-04

Blind channel estimation of relaying cooperative communication in IoT systems

Zhong Xiaoqiang

(Zhejiang Business Technology Institute, Ningbo 315012, China)

Abstract: The paper proposes a kind of framework batch blind channel estimation methods for the relay cooperative communication of IoT systems. It proposes a cost function including a modified RCA error function term and adopt IRLS algorithm to solve the optimization problem. The simulation results show this blind channel estimation method can estimate the CSI correctly without any training sequence, demonstrate that the method can achieve the capability of a fast blind estimation of the channel only rely on small batch vector size.

Key words: IoT; sensor networks; blind channel estimation; relaying cooperative communication; fading channel; CSI

“物联网”IoT(Internet of Things)指的是将各种信息传感设备(如射频识别(RFID)装置、红外感应器、全球定位系统、激光扫描器等)与互联网结合起来而形成的一个巨大网络^[1]。其目的是让所有的物品都与网络连接在一起,系统可以自动和实时地对物体进行识别、定位、追踪、监控并触发相应事件。物联网已被用于许多领域,例如零售、电子保健、医药、能源、农业和环境。物联网是一场依靠许多重要领域里动态创新的技术革命,随着集成电路的微型化和纳米技术的不断进步,越来越小的物体将有能力被集成在 RFID 的标签里。

RFID 标签是一个集成了众多传感器的装置,从对物联网的定义来看,其可以被当作由很多 RFID 组成的特别的传感器网络系统。传统的分布式 RFID 标签由于受到能源、物理尺寸和电池操作的限制,对其进行更换将会很不经济或很困难^[2],而目前的技术又不足以处理对未来能源应用局限性的问题。因此,在设计制造大规模、

低成本的传感器网络时,满足能源效率^[3]是很重要的一点。任何有关这方面的改善都将是一个重要的收益,在大多数情况下,能量传输过程中最容易产生能源消耗。一种有效的解决方案是采用双天线阵列的信道衰落,这种方法在蜂窝和无线局域网(WLAN)中得到了广泛应用,并提供了以前无法想象的数据传输速率和可靠的传输性能^[4]。然而,物联网标签(在本文的介绍中称之为“节点”)通常只有一个天线,这就必须利用节点的协同通信来解决这个问题,节点的协同通信允许实现使用了分布式节点的虚拟双天线阵列^[5-6]。目前绝大多数文章在分析他们的方法时是基于信道状态信息 CSI(Channel State Information)完全或部分已知的假设。

通常来说,最好的中继是根据包含了一跳和二跳信道信息的 CSI 来选择的。在选择最好的中继节点时具有部分 CSI 的性能是必需的,并且额外的中继点无法对增加性能做出贡献。

在物联网系统中,RFID 标签经常放在可移动的物体上(如商品、汽车和宠物)。由于节点的机动性和传播环境的影响,存在大量的时间变化。此外,在满足未来物联网系统中高速数据率服务的要求中存在的主要障碍之一是多径传播引起的信号衰落。

基于物联网系统特性的考虑,引进协同中继通信至物联网系统中,从而通过分集增益来节省能源和增加网络寿命,本文为物联网系统的协同中继通信系统提出了一种分批机制的盲信道估计的方法和一个代价函数,该函数包括改进的 RCA 的误差函数,并采取 IRLS 算法解决优化问题。仿真结果表明,该盲信道估计能正确地估 CSI,并且无需任何训练序列,证明了该方法在只依靠小批量矢量的情况下实现快速盲信道估计的能力。

1 协同中继通信系统模型

根据物联网系统要求所建立的协同中继系统如图 1 所示,包括一个信息源 S、中继 R 和目标 D 节点,这些都只具有一个天线。尽管看上去简单,但是系统存在许多有待解决的协同通信方面的理论问题,并且可以通过多中继点扩展到更加复杂的中继网络。假定 S 和 R 利用多路径通道进行协同传输,并且假定 CSI 不能在传输节点(如 S 和 R)中得到,在接收端 CSI 的获取取决于信道的衰减速度。

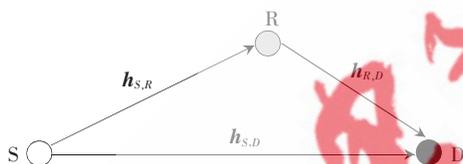


图 1 一个简单的协同中继通信系统

系统模型基于如下假定:

假定 A: 传输的信息符号序列和相应的信道噪声为等差序列。

假定 B: 传输的信息符号序列和相应的信道噪声是独立的序列。

假定 C: 传输的信息符号序列满足次高斯和零均值分布。

以 $s(k)$ 表示从 S 和 $M_{i,j}$ 传输的信息符号序列, $(i,j) \in \{(S,R), (S,D), (R,D)\}$ 为相应的信道记忆长度。在第一阶段,分别以 $x_{S,R}(k)$ 和 $x_{S,D}(k)$ 表示在 R 和 D 处在时间段 k 中接收到的基带信号^[7]。

$$x_{S,R}(k) = \mathbf{h}_{S,R} \mathbf{S}_{S,R}(k) + \mathbf{v}_{S,R}(k) \quad (1)$$

$$x_{S,D}(k) = \mathbf{h}_{S,D} \mathbf{S}_{S,D}(k) + \mathbf{v}_{S,D}(k) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{S}_{S,R}(k) = [s(k), s(k-1), \dots, s(k-M_{S,R})]^T$, $\mathbf{S}_{S,D}(k) = [s(k), s(k-1), \dots, s(k-M_{S,D})]^T$; $\mathbf{S}_S = [s(N-1), s(N-2), \dots, s(0)]$ 表示从 S 传输的信号,其中 N 是数据的长度,很明显 $\mathbf{S}_{S,R} \in \mathbf{S}_S$ 和 $\mathbf{S}_{S,D} \in \mathbf{S}_S$; $\mathbf{h}_{S,R} = [h_{S,R}[0], \dots, h_{S,R}[M_{S,R}]]$ 和 $\mathbf{h}_{S,D} = [h_{S,D}[0], \dots, h_{S,D}[M_{S,D}]]$ 为衰减系数; $\mathbf{v}_{S,R}(k)$ 和 $\mathbf{v}_{S,D}(k)$ 是均值为零、对称复高斯随机变量方差为 N_0 的信道噪声模型。在第二个阶段, R 对接收到的信号 $x_{R,D}(k)$ 进行放大或进行解码,

并产生一个信号 $s_{re}(k)$ 转发到 D。由 D 接收到的信号为 $x_{R,D}(k)$:

$$x_{R,D}(k) = \mathbf{h}_{R,D} s_{re}(k) + \mathbf{v}_{R,D}(k) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{h}_{S,R} = [h_{S,R}[0], \dots, h_{S,R}[M_{S,R}]]$ 和 $\mathbf{v}_{R,D}(k)$ 分别表示衰减系数和信道噪声。不失一般性, $\{x(k)\}$ 表示接收的信号,其信道 $\mathbf{h} = [h_1, \dots, h_M]$, 信号源为 $\{s(k)\}$, 噪声为 $\{v(k)\}$ 。可以以统一的形式重写式(1)~式(3):

$$x(k) = \mathbf{h} \mathbf{s} + \mathbf{v}(k) = \sum_{i=1}^M h[i] s(k-i) + \mathbf{v}(k) \quad (4)$$

盲信道估计的目标是只通过观察到的数据 $\{x(k)\}$ 而不通过任何训练进行 CSI 估计。向量 $[w[0], \dots, w[L-1]]^T$ 表示复均衡权向量, 向量 $\mathbf{x}(k) = [x(k), \dots, x(k-L+1)]^T$ 表示观察到的信号向量, 其中上标 T 是向量(矩阵)转置操作符。以均衡顺序为 L , 则均衡器输出可表示为:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{L-1} w[i] x(k-i) = \mathbf{x}^T(k) \mathbf{w} \quad (5)$$

2 问题描述

2.1 代价函数

这里将提出盲信道估计的一个代价函数。由于接收端预先不知道发送器发送的符号序列, 因此, 信号群的符号统计 $R_p = E[|\text{Re}(s(k))|^2] / E[|\text{Re}(s(k))|]$ 是一个先验常数, RCA 是一种流行的盲挖掘更新算法^[8]。由于 RCA 最小化的代价函数是删减的符号量的均方差, RCA 的代价函数可以写为 $E[|y(k) - R_p \cdot c \cdot \text{sgn}(y(k))|^2]$, 其中 $E(\cdot)$ 表示期望算子, $c \cdot \text{sgn}(y(k)) = \text{sgn}(\text{Re}(y(k))) + j \cdot \text{sgn}(\text{Im}(y(k)))$ 表示复符号函数。

对于这个代价函数, 本文将修改的 RCA 代价函数称为改进-RCA 代价函数, 其表示为 $E[|y(k) - R_p \cdot c \cdot \text{sgn}(y(k))|]$, 并将作为约束条件应用到新的代价函数中。

以下是优化问题

$$\min_w \|\mathbf{w}\|_2^2$$

$$\text{如此, 则 } \min_w E[|y(k) - R_p \cdot c \cdot \text{sgn}(y(k))|] \quad (6)$$

其中 $\|\cdot\|_p$ 表示 p -范数操作。将式(5)代入式(6)中, 得到:

$$\min_w \|\mathbf{w}\|_2^2$$

$$\text{如此, 则 } \min_w E[|\mathbf{x}^T(k) \mathbf{w} - R_p \cdot c \cdot \text{sgn}(\mathbf{x}^T(k) \mathbf{w})|] \quad (7)$$

2.2 新的代价函数形式

引进惩罚因子和 Huber 损失函数将得到的代价函数转化为无约束优化问题。以 δ 表示式(7)中的最小值(δ 为非负数), 则式(7)可以写为:

$$\min_w \|\mathbf{w}\|_2^2$$

$$\text{如此, 则 } E[|\mathbf{x}^T(k) \mathbf{w} - R_p \cdot c \cdot \text{sgn}(\mathbf{x}^T(k) \mathbf{w})|] \quad (8)$$

通过引进拉格朗日罚函数法, 式(8)可以重写为一个无约束问题^[9], 如下:

$$\min_w \|\mathbf{w}\|_2^2 + c \cdot \{E[|\mathbf{x}^T(k) \mathbf{w} - R_p \cdot c \cdot \text{sgn}(\mathbf{x}^T(k) \mathbf{w})|] - \delta\} \quad (9)$$

其中惩罚因子 c 是一个正标量, 以 N 表示信号长

度,可得到:

$$\min_w \|w\|_2^2 + c \cdot \left[\sum_{k=1}^N \frac{1}{N} \cdot |x^T(k)w - R_p \cdot c \operatorname{sgn}(x^T(k)w)| - \delta \right] \quad (10)$$

以 $\lambda=c/N, \gamma=c \cdot \delta$ 进行表示。采用 Huber 损失函数

$$L_\varepsilon(\xi) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} \xi^2, & \xi \geq \varepsilon \\ 0, & \xi < \varepsilon \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\xi(k) = |x^T(k)w - R_p \cdot c \operatorname{sgn}(x^T(k)w)|$ 和 $\varepsilon > 0$, 得到:

$$D_0(w) = \|w\|_2^2 + \lambda \sum_{k=1}^N L_\varepsilon(\xi(k)) - \gamma \quad (12)$$

2.3 $D_0(w)$ 的二次逼近

考虑 $\xi(k)_l \geq \varepsilon$ 的情况(其中 l 是迭代次数),为了获得 IRLS 算法,提出和构建了一个在 $\xi(k)_l$ 邻域中采用泰勒级数展开的二次逼近 $L_\varepsilon(\xi(k))$ 如下:

$$L_\varepsilon(\xi(k)) = \left[L_\varepsilon(\xi(k)_l) + (\xi(k) - \xi(k)_l) \frac{dL_\varepsilon}{d\xi} \Big|_{\xi(k)_l} \right] = \left[L_\varepsilon(\xi(k)_l) + \frac{(\xi(k) - \xi(k)_l)^2}{2\xi(k)_l} \frac{dL_\varepsilon}{d\xi} \Big|_{\xi(k)_l} \right] \quad (13)$$

得到式(12)的近似表示方式为:

$$D_1(w) = \|w\|_2^2 + \frac{\lambda}{2\varepsilon} \sum_{k=1}^N a(k) |e(k)|^2 + Y$$

其中, $\xi(k)_l = |e(k)_l| = |x^T(k)w_l - R_p \cdot c \operatorname{sgn}(x^T(k)w_l)|$ 是误差项, Y 代表不依赖于 w 的常数项,权重 $a(k)$ 表示为:

$$a(k) = \frac{1}{\xi(k)_l} \frac{dL_\varepsilon}{d\xi} \Big|_{\xi(k)_l} \quad (14)$$

函数 $D_1(w)$ 是 $D_0(w)$ 的二次逼近。为了得到 $D_1(w)$ 的解,其梯度设置为 0,均衡器输出 $y(k)$ 假定是固定的,可得:

$$\nabla_w D_1(w) = 2w + \frac{\lambda}{\varepsilon} \sum_{k=1}^N a(k) e(k) x(k) = 0 \quad (15)$$

式(15)可以以矩阵的形式表示为:

$$\left(\frac{\lambda}{\varepsilon} X^H M_a X + 2I \right) w + \frac{\lambda}{\varepsilon} X^H M_a R = 0 \quad (16)$$

其中 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T, M_a$ 是一个对角线元素为 $a(k)$ 的对角矩阵, R 是一个在第 i 行包含 $R_p \cdot c \operatorname{sgn}(y(k))$ 的列向量, I 是单位矩阵以及 $(\cdot)^H$ 表示埃尔米特算子。

2.4 步长的选择

关于 IRLS 算法的详细步骤见参考文献[9]。在大多数实际应用中,滤波器的抽头系数由随机梯度下降法进行调整。目标是最终能接近一个全局或局部的最优点的邻域,而这取决于成本函数的性质。定义 $g_l = w_j - w_l$ 作为 $D_1(w)$ 的降序方向,其中 w_j 为在第 j 次迭代时式(16)的解。定义 $w_{l+1} = w_l + \mu_l g_l$ 。可能发生的是,在所有 $\mu_l > 0$ 的情况下 $D_1(w_{l+1}) > D_1(w_l)$,其中 μ 是步长,为一个小标量。为了协调这些需求,通过 ZLDS 步长规则选择一个零极限值的步长^[10],选择 $\mu_l = \mu_l / (\sqrt{l} + 1)$ 。则很容易证明该步长规则满足波里亚克的条件^[11] $\lim_{l \rightarrow \infty} \mu_l \|w_l\| = 0$ 和 $\sum_{l=0}^{\infty} \mu_l \|w_l\| = \infty$,其可提供基于步长选择的足够的收敛条件。

3 仿真结果

采用了所提出的盲信道估计方法,并使用瑞利和 Nakagami 分布进行仿真。Nakagami 分布可归纳为瑞利分布,但在衰减的程度上有更多的控制。在信号传输节点上(如 S 和 R)使用了滚降系数 $\alpha=0.5$ 的平方根升余弦传输滤波器。不失一般性,本文只显示了传输滤波器联合信道实部和节点间信道的仿真结果。在所有的仿真中,设置信号噪声比 $E_b/N_0=10\text{dB}$,批向量大小 $N=200$,并且采用了 16-QAM 方案。

3.1 放大转发协作通信

在放大转发协作通信的情况下,中继节点 R 接收到一个从源节点 S 传送的嘈杂的信号。该嘈杂的信号只是简单地被放大和转发到目标节点 D^[12]。比较通过这种方法实现的盲信道估计性能,确立信道 $h_{S,D}, h_{S,R}$ 和 $h_{R,D}$ 的顺序,分别为 10、15 和 20。在这些仿真中,由 30 个蒙特卡罗线索数来描绘这些图表。真正信道和预测信道的结果分布分别如图 2、图 3、图 4 所示。通过这三幅图可以观测以下结果:(1)这种方法对不同顺序的衰减信道有较好的鲁棒性;(2)盲信道估计性能即使是在小批量矢量大小的情况下也是令人满意的。

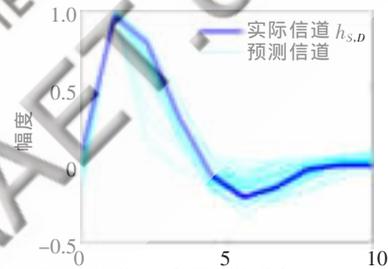


图2 信道 $h_{S,D}$ 和预测信道在 16-QAM、 $E_b/N_0=10\text{dB}, N=200$ 的情况的比较

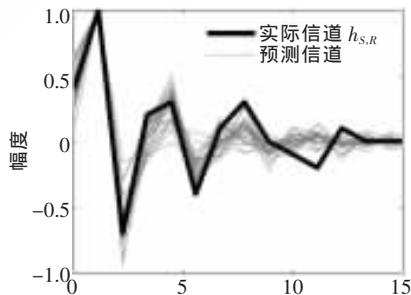


图3 信道 $h_{S,R}$ 和预测信道在 16-QAM、 $E_b/N_0=10\text{dB}, N=200$ 的情况的比较

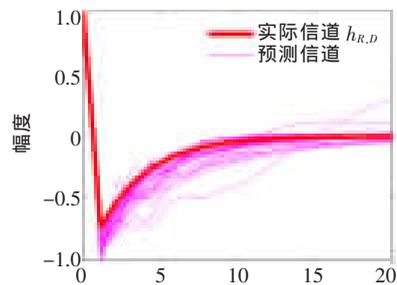


图4 信道 $h_{R,D}$ 和预测信道在 16-QAM、 $E_b/N_0=10\text{dB}, N=200$ 的情况的比较

网络与通信 Network and Communication

此外,这些仿真的算法迭代次数大约为 50,并且预测的性能在增量为 E_b/N_0 或 N 的情况下会更好。

3.2 译码转发协同通信的情况

不像放大和转发协同通信,译码转发协同通信意味着中继节点 R 尝试检测接收到的信息并转发接收到的信息。图 5 显示了信道 $h_{s,d} \otimes h_{r,d}$ 和预测的信道的比较结果,其中 \otimes 为卷积操作。需要指出的是本文并没有忽略 $S \rightarrow R$ 的噪声影响。 $v_{s,r} \otimes h_{r,d}$ 被认为是这些仿真中的另一项噪声,需加进 $v_{r,d}(k)$ 中。

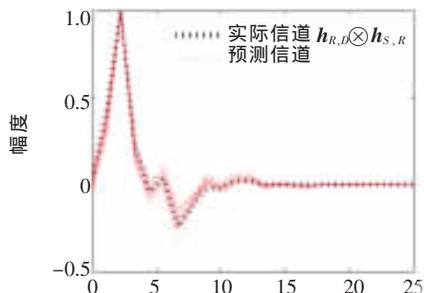


图 5 信道 $h_{s,r} \otimes h_{r,d}$ 和预测信道在 16-QAM、 $E_b/N_0=10\text{dB}$ 、 $N=200$ 的情况的比较

图 6 为在中继节点 R 中收到的译码信号的平均误码率。蒙特卡罗线索数目为 500。结果表明,盲信道估计性能在增量为 E_b/N_0 或 N 的情况下得到提高。其中噪声是客观因素,无法通过努力而改变,但可以扩大批矢量的大小 N ,然而这意味着操作的负担将变重。但这种方法可以通过很小的批矢量大小得到满意的预估性能。此外,还可以看到,图 6 中 $N=1000$ 和 $N=200$ 的曲线非常接近,意味着我们不要使用 $N \geq 1000$ 的太大的批矢量通过增加操作量来提升性能。

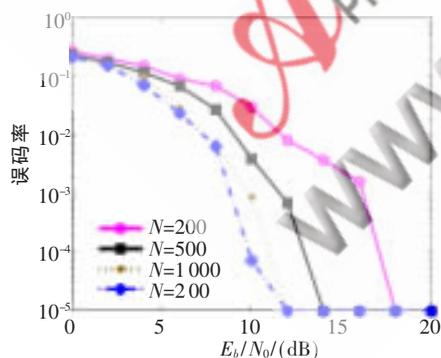


图 6 在中继节点 R 中收到的译码信号的平均误码率在 16-QAM 的情况下,随着 E_b/N_0 和批矢量大小 N 的增加而降低

本文为物联网系统中的协同中继通信提出了一种盲信道估计方法。阐述了包括用于改进的 RCA 代价函数的误差项的一个优化问题,并采用 IRLS 算法来解决该优化问题。通过这种方法,可以得到正确的 CSI,并用它来选择最佳的中继节点和波束成型。仿真结果表明,

该盲信道估计方法在只需很小的批矢量大小的情况下能正确地估计信道。更多没有在本文中出现的仿真结果也同样显示出该方法对于实现快速盲信道估计的能力。

参考文献

- [1] Internet of things in 2020: roadmap for the future. <http://www.smart-systems-integration.org/public/internet-of-things>, 2008.
- [2] GOLDSMITH A J, WICKER S B. Design challenges for energy constrained ad-hoc wireless networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2002,9(4):8-27.
- [3] Early challenges regarding the "Internet of Things", <http://ec.europa.eu/yourvoice/epm/forms/dispatch?form=IOTconsultation>, Nov. 2008.
- [4] CALDERBANK R, PAULRAJ A, POOR H V, et al. MIMO wireless communication [M]. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2007.
- [5] SENDONARIS A, ERKIP E, AAZHANG B. User cooperation diversity. Part II. Implementation aspects and performance analysis [J]. IEEE Transaction on Communications, Nov. 2003, 51(11):1939-1948.
- [6] GUI Shuguang, GOLDSMITH A J, BAHAI A. Energy-efficiency of MIMO and cooperative MIMO techniques in sensor networks [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2004,22(6):1089-1098.
- [7] LI H, ZHAO Q. Distributed modulation for cooperative wireless communications: A description of four schemes[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006,23:30-36.
- [8] YANG J, WERNER J J, GUY A. The multimodulus blind equalization and its generalized algorithms [J]. IEEE Transactions Journal on Selected Areas in Communications, 2002, 20(5):997-1015.
- [9] L AZARO M, SANTAMAR A I, V A J, et al. Blind equalization using the IRWLS formulation of the support vector machine[J]. Signal Processing, 2009(89):1436-1445.
- [10] ERDOGAN A T. A fractionally spaced blind equalization algorithm with global convergence [J]. Signal Processing, 2008(1):200-209.
- [11] SAYED A H. Fundamentals of adaptive filtering [M]. New York: John Wiley & Sons, 2003.

(收稿日期:2010-11-01)

作者简介:

钟晓强,男,1978年生,硕士,实验师,主要研究方向:电子与通信,电气自动化技术。