第 42卷 第 5 期　　电　子　与　信　息　学　报　　Vol. 42No. 5
2020年5月　　Journal of Electronics & Information Technology　　May 2020

无线传感网络量化及能量优化策略

吕敬祥　　罗文浪*

(井冈山大学电子与信息工程学院　吉安　343009)

(流域生态与地理环境监测国家测绘地理信息局重点实验室　吉安　343009)

摘　要：由于无线传感网络(WSN)存在能量和带宽的限制，在网络中直接传送模拟信号受到了极大地制约，因此对模拟信号量化是节省网络能量和保证有效带宽的重要手段。为此，该文以融合中心的重构绝对均值误差最小为原则，设计一种网络量化及能量优化方法。首先，针对单传感器，在能量固定的情况下推导了最优量化位数及在量化位数固定的情况下推导了最优能量分配。其次，在单传感器的基础上，进一步推导多传感器情况下最优量化位数及最优能量分配。以上两种情况都考虑了传感器测量噪声及信道衰落损耗。最后，通过数值仿真方法验证了文中所提方法的正确性，并将其与等能量分配进行了比较，获得了较好的效果。

关键词：无线传感网络；最优能量分配；量化；分簇

中图分类号：TN915.04　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1009-5896(2020)05-1118-07

DOI: 10.11999/JEIT190185

Quantization and Energy Optimization Strategy of Wireless Sensor Networks

LÜ Jingxiang　　LUO Wenlang

(*Faculty of Electronics and Information Engineering*, *Jing Gang Shan University*, *Ji'an* 343009, *China*)

(*Key Laboratory of Watershed Ecology and Geographical Environment Monitoring*, *National Administration of Surveying*, *Mapping and Geoinformation*, *Ji'an* 343009, *China*)

Abstract: Due to the limitation of energy and bandwidth in Wireless Sensor Networks(WSN), the direct transmission of analog signals in the network is greatly restricted. Therefore, quantization of analog signals is an important means to save network energy and ensure effective bandwidth. To this end, based on the principle of minimum absolute mean reconstruction error a network quantization and energy optimization method is designed in this paper. Firstly, for single sensor, the optimal quantization bit number is derived under the condition of fixed energy and the optimal energy distribution is derived under the condition of fixed quantization bit number. Secondly, on the basis of single sensor, the optimal quantization bit number and optimal energy allocation are further deduced in multi-sensor case. In both cases, the sensor measurement noise and channel fading loss are considered. Finally, the numerical simulation results show that the proposed method is correct and better than the equal energy distribution.

Key words: Wireless Sensor Networks(WSN); Optimal power allocating; Quantization; Cluster-based

1　引言

在无线传感网络的多数应用场景中，网络节点由不可充电或更换不方便的电池供电，因此，如何节省能量延长网络寿命，提高通信的带宽利用率是无线传感网络中一项富有挑战性的工作。常用的节能策略主要包括多跳短距离通信[1]、MAC协议层冲突避免策略[2]、休眠机制[3]及数据融合等[4]。文献[5]证明在无线传感网络中，当发送端和接收端都贴近地面时，由于干扰大，障碍物多，此时，通过数据融合能增强网络生存能力、提高网络可靠性和鲁棒性。另一方面，由于受节点计算能力、存储能力等资源的限制，网络中的通信带宽通常也是受限的，在这些情况下不能直接传送模拟量到数据融合中心，对采集的物理量必须进行数字化。

收稿日期：2019-03-26；改回日期：2019-11-07；网络出版：2019-11-13

*通信作者：　罗文浪　lpanpan2005@sina.com.cn

基金项目：国家自然科学基金(51867011)，江西省教育厅科技计划项目(GJJ180576)，省部重点实验室开放基金(WE2016014)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (51867011), The Education Office Science and Technology Plan Project of Jiangxi Province (GJJ180576), The Provincial Key Laboratory Open Fund (WE2016014)

为此，研究者针对无线传感网中的量化问题开展了许多研究[6,7]。Guo等人[8]研究了在有窃听者的情况下，分布式估计方案的性能。对多发送天线传感器网络和多传感器情况进行研究给出了相应的传输策略。郭黎利等人[9]为了解决1 bit量化所导致信息损失较大的问题，提出一种基于多比特量化的最大自然估计方法，推导了基于N bit量化数据下目标估计下界。王瑛等人[10]提出了基于遗传算法的最优量化设计方法，优化了检测的性能指标。Blum[11]研究了时不变断点约束的局部最优量化，表明对高斯噪声最优量化在二次检测中是不对称的。Zhou等人[12]在目标追踪的无线传感网络中提出了自适应阈值量化，基于信号幅度的概率密度函数，通过最大信息熵的方法实现了自适应阈值量化。Lee[13]使用群体智能(swarm intelligence)优化方法研究了最优能量分配机制及最优量化方法，仿真显示所提方法优于传统的能量分配机制，获得了较小的重构误差。但是，所有这些工作都假设每个传感器无错误传送量化数据到数据融合中心，这显然不符合实际情况，因为传感器和融合中心的链路衰减及衰落会降低估计性能。文献[14]考虑了二进制对称信道及高斯白噪声信道，但仍没考虑信道衰落情况。因此本文考虑信道存在衰落且有噪声情况下的量化及能量分配问题。

2　点对点链路

如图1所示描绘了单传感器到融合中心的点对点链路原理，一个单传感器采集一个未知的局部测量值θ，一般来说这个值会受到噪声n干扰，假定均值为0，方差为σ^2。实际的测量值为$A=\theta+n$，对其进行归一化，因此$A\in[0,1]$，量化器把A量化成A_Q可表示为式(1)

$$A_Q=\sum_{i=1}^{N}b_i2^{-i} \tag{1}$$

其中，N是量化长度，量化位$\{b_i\}_{i=1}^{N}$通过路径损耗的平坦瑞利衰落信道传播到融合中心。在融合中心传感器观测值被重构为$\bar{A}$可表示为式(2)

$$\bar{A}=\sum_{i=1}^{N}\bar{b}_i2^{-i} \tag{2}$$

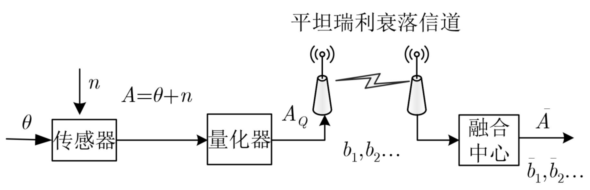

图 1 单传感器传播到融合中心模型图

无线传感网络设计中最关键因素之一是能量限制问题，因此本文推导：(1)当所有的量化位能量分配是固定的时候，量化的最优位数目；(2)利用最优量化位数目，在最小化重构误差的限制下求解能量分配方案。

2.1　等能量分配下最优量化位

这种情况下，认为所有量化位能量分配是固定的，即$E_b=E/N$, N为量化位长度，E为总能量。传感器和融合中心之间通过平坦瑞利衰落信道连接，假设采用BPSK调制，其错误概率为[15]

$$P_{\rm e}(E_b/N_0)=P_{\rm e}(E/NN_0)=\frac{NN_0}{4E} \tag{3}$$

其中，N_0功率谱密度。显然，融合中心的构建误差$A-\bar{A}$可表示为

$$\begin{aligned}A-\bar{A}&=\sum_{i=1}^{\infty}b_i2^{-i}+\sum_{i=1}^{N}b_i2^{-i}-\sum_{i=1}^{N}b_i2^{-i}-\sum_{i=1}^{N}\bar{b}_i2^{-i}\\&=\sum_{i=N+1}^{\infty}b_i2^{-i}+\sum_{i=1}^{N}(b_i-\bar{b}_i)2^{-i}\end{aligned} \tag{4}$$

利用绝对值的三角不等式$|a+b|\le|a|+|b|$，所以

$$\left|A-\bar{A}\right|\le\sum_{i=N+1}^{\infty}2^{-i}+\sum_{i=1}^{N}\left|b_i-\bar{b}_i\right|2^{-i} \tag{5}$$

对式(5)取数学期望(E表示数学期望)

$${\rm E}\left[\left|A-\bar{A}\right|\right]\le2^{-N}+\sum_{i=1}^{N}{\rm E}\left[\left|b_i-\bar{b}_i\right|\right]2^{-i} \tag{6}$$

其中，${\rm E}\left[\left|A-\bar{A}\right|\right]=P_{\rm e}(E_b/N_0)$，因此

$$\begin{aligned}{\rm E}\left[\left|A-\bar{A}\right|\right]&\le2^{-N}+P_{\rm e}(E_b/N_0)\sum_{i=1}^{N}2^{-i}\\&\le2^{-N}+P_{\rm e}(E/NN_0)(1-2^{-N})\end{aligned} \tag{7}$$

从式(7)可以看出融合中心的重构误差大小确实与量化位长度N有关，可用函数$f(N)$表示。因此量化位最优数目应满足

$$\begin{aligned}N_{\rm opt}&=\arg\min f(N)\\&=\arg\min\left(2^{-N}+(1-2^{-N})P_{\rm e}\left(\frac{E}{NN_0}\right)\right)\end{aligned} \tag{8}$$

从式(8)可以看出，第1项随着量化位长度N的增加而减小，第2项随着量化位长度N的增加而增加。显然，N存在一个最优值能使$f(N)$最小，通过求导方法可以求出N。

2.2　量化长度固定时按位最优能量分配策略

由于每位的错误概率不同，所以从式(7)可以看出每位的权值是不同的，因此应该优化每位的能量分配。这里限定量化位长度N不变，讨论每个量

化位能量的最优分配问题。设e_i为第i位所占总能量E的百分比，且满足$\sum_{i=1}^{N} e_i=1,\ e_i\ge 0,\ E_b=e_iE$，此时有

$$\begin{aligned}&\mathrm{E}\left[|A-\bar{A}|\right]\\&\quad=2^{-N}+(1-2^{-N})P_{\mathrm{e}}\left(\frac{e_iE}{NN_0}\right)\end{aligned}\tag{9}$$

其中，$\mathrm{E}\left[|A-\bar{A}|\right]$表示取$|A-\bar{A}|$的数学期望，为了判定这种情况下的绝对均值重构误差，令$\overline{\boldsymbol{e}}=[e_1,e_2,\cdots,e_N]^{\mathrm{T}}$，能量分配方案将变成求解式(10)的优化问题

$$\begin{aligned}&\min\ f_0(\overline{\boldsymbol{e}};N)=2^{-N}+\sum_{i=1}^{N}P_{\mathrm{e}}\left(\frac{e_iE}{N_0}\right)2^{-i}\\&\mathbf{s.t.}\ f_i(\overline{\boldsymbol{e}})=e_i\ge 0,\ i=1,2,\cdots,N,\\&\qquad g(\overline{\boldsymbol{e}})=\sum_{i=1}^{N}p_i=1\end{aligned}\tag{10}$$

显然，只要错误概率$P_{\mathrm{e}}\left(\dfrac{e_iE}{N_0}\right)$为凸函数，目标函数必为凸函数，考虑采用BPSK且为平坦瑞利衰落信道，错误概率$P_{\mathrm{e}}\left(e_iE/N_0\right)=P_{\mathrm{e}}(\gamma)=1/4\gamma$，根据凸函数判断条件，对其求2阶导数得

$$P_{\mathrm{e}}''(\gamma)=\frac{1}{2\gamma^3}\tag{11}$$

可以看出$P_{\mathrm{e}}''(\gamma)\ge 0$因此信道错误概率为凸函数。假定$\overline{\boldsymbol{e}}_N^*=[e_1^*,e_2^*\cdots,e_N^*]$是传播$N$位时目标函数$f_0(\overline{\boldsymbol{e}}_N^*;N)$的最优解，$\overline{\boldsymbol{e}}_{N'}^*=[\overline{e_1^*},\overline{e_2^*}\cdots,\overline{e_{N'}^*}]$是传播$N'$位时目标函数$f_0(\overline{\boldsymbol{e}}_{N'}^*;N')$的最优解。由于$f_0(\overline{\boldsymbol{e}};N)$为凸函数，因此，只要满足$N>N'$，就有$f_0(\overline{\boldsymbol{e}}_N^*;N)<f_0(\overline{\boldsymbol{e}}_{N'}^*;N')$，可以证明，给定量化长度$N$后，存在唯一解$\overline{\boldsymbol{e}}_N^*=[e_1^*,e_2^*\cdots,e_N^*]$使得目标函数$f_0(\overline{\boldsymbol{e}}_N^*;N)$最小

$$e_i^*=\sqrt{\frac{1}{4(E/N_0)2^i\nu^*}},\quad i=1,2,\cdots,N\tag{12}$$

ν^*为常数，调节e_i^*，使得$\sum_{i=1}^{N}e_i^*=1$成立。

3 多对一链路

3.1 重构误差推导

这节假定多个传感器监测同一参数的情况如图2所示，每个传感器的测量值可表示为

$$x_k=\theta+n_k,\ k=1,2,\cdots,N\tag{13}$$

传感器噪声n_k满足零均值，方差为σ_k^2空间不相关条件，通过变换将测量值变换为$[0,1]$。传感器k量化它的观测值成N_k位如式(14)

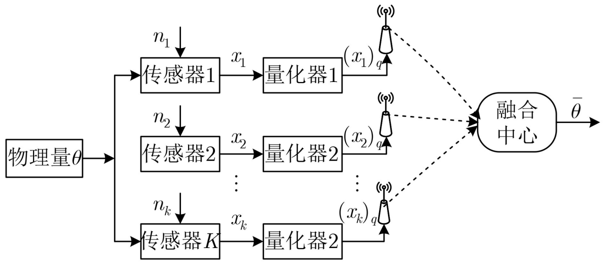

图 2 多链路模型

$$(x_k)_q=\sum_{i=1}^{N_k}b_i^k2^{-i}\tag{14}$$

每位通过平坦瑞利信道传送到融合中心，然后重构成

$$\overline{x}_k=\sum_{i=1}^{N_k}\overline{b}_i^k2^{-i}\tag{15}$$

和2.2节一样，本文研究每个传感器量化位长度N_k固定的情况下最优能量分配策略，采用最小化值$E\left|\bar{\theta}-\theta\right|^2$来进行分析。根据最优线性无偏估计理论[16]有

$$\bar{\theta}=\left(\sum_{k=1}^{K}\frac{1}{\sigma_k^2}\right)^{-1}\sum_{k=1}^{K}\frac{\overline{x}_k}{\sigma_k^2}\tag{16}$$

因此，

$$\bar{\theta}-\theta=\left(\sum_{k=1}^{K}\frac{1}{\sigma_k^2}\right)^{-1}\sum_{k=1}^{K}\frac{\overline{x}_k-\theta}{\sigma_k^2}\tag{17}$$

又由于考虑了零均值加性噪声n_k，故$\theta=x_k-n_k$，代入式(17)有

$$\bar{\theta}-\theta=\left(\sum_{k=1}^{K}\frac{1}{\sigma_k^2}\right)^{-1}\sum_{k=1}^{K}\frac{\overline{x}_k-(x_k-n_k)}{\sigma_k^2}\tag{18}$$

显然，重构误差满足$s_k=\overrightarrow{x_k}-x_k$，因此

$$\begin{aligned}\mathrm{E}\left|\bar{\theta}-\theta\right|^2&=\left(\sum_{k=1}^{K}\frac{1}{\sigma_k^2}\right)^{-2}\mathrm{E}\left|\sum_{k=1}^{K}\frac{s_k+n_k}{\sigma_k^2}\right|^2\\&=\left(\sum_{k=1}^{K}\frac{1}{\sigma_k^2}\right)^{-2}\mathrm{E}\left\{\left|\sum_{k=1}^{K}(s_k/\sigma_k^2)\right|^2\right.\\&\qquad\left.+\left[\left(\sum_{k=1}^{K}(s_k/\sigma_k^2)\right)\left(\sum_{k=1}^{K}(n_k/\sigma_k^2)\right)\right]\right\}\\&\qquad+\left(\sum_{k=1}^{K}\frac{1}{\sigma_k^2}\right)^{-2}\sum_{k=1}^{K}\frac{1}{\sigma_k^2}\end{aligned}\tag{19}$$

文献[17]指出当n_k带宽限制到$2\pi/\varDelta$(这里$\varDelta=2^{-N_k}$是量化间隔)，量化误差$(x_k)_q-x_k$与输入$x_k=\theta+n_k$无关，因此只要量化区间$\varDelta=2^{-N_k}$相对

σ_k来说足够的小，重构误差和测量噪声n_k无关。于是，要最小化$\mathrm{E}\left|\bar{\theta}-\theta\right|^2$，只需要最小化$\mathrm{E}\left(\left|\sum_{k=1}^{K} s_k/\sigma_k^2\right|^2\right)$。对任何有界随机变量$Z\in[-U,U]$，如果概率密度函数用$p(z)$表示，则有$\mathrm{E}|Z|^2=\int_{-U}^{U}|z|^2p(z)\mathrm{d}z=U\mathrm{E}\,|Z|$。可以看出$\sum_{k=1}^{K} s_k/\sigma_k^2$是有界的，因此只需最小化$\mathrm{E}\left|\sum_{k=1}^{K} s_k/\sigma_k^2\right|$，于是

$$\begin{aligned}\mathrm{E}\left|\sum_{k=1}^{K} s_k/\sigma_k^2\right| &\le \sum_{k=1}^{K}\frac{E\,|s_k|}{\sigma_k^2}\\ &\le \sum_{k=1}^{K}\frac{\mathrm{E}\left|s_k-(x_k)_q+(x_k)_q+x_k\right|}{\sigma_k^2}\\ &\le \sum_{k=1}^{K}\frac{\mathrm{E}\left|(\bar{b}_i^k-b_i^k)2^{-i}+\sum\limits_{i=N_k+1}^{\infty}2^{-i}\right|}{\sigma_k^2}\\ &\le \sum_{k=1}^{K}\frac{\left|\sum\limits_{i=N_k+1}^{\infty}2^{-i}+\sum\limits_{i=1}^{N_k}E\left|(\bar{b}_i^k-b_i^k)\right|2^{-i}\right|}{\sigma_k^2}\end{aligned} \tag{20}$$

此时重构误差可化简为

$$\mathrm{E}\left|\bar{\theta}-\theta\right|^2=\sum_{k=1}^{K}\frac{2^{-N_k}+(1-2^{-N_k})P_{\mathrm{e}k}(\gamma)}{\sigma_k^2} \tag{21}$$

3.2 量化长度固定时按位最优能量分配策略

假设每个传感器传送的位数固定为N，即对所有的k都有$N_k=N$, e_k是第k个传感器占总能量的百分比，网络总能量E_{T}, N_0是信道噪声，假设所有信道噪声相同。第k个传感器的每位能量分配$E_b^k=e_kE_{\mathrm{T}}/N$，因此错误概率为

$$P_{\mathrm{e}k}(\gamma)=P_{\mathrm{e}k}\left(\frac{e_kE_{\mathrm{T}}}{NN_0}\right) \tag{22}$$

式(21)可转化为

$$\mathrm{E}\left|\bar{\theta}-\theta\right|^2=\sum_{k=1}^{K}\frac{2^{-N_k}+(1-2^{-N_k})P_{\mathrm{e}k}\left(\dfrac{e_kE_{\mathrm{T}}}{NN_0}\right)}{\sigma_k^2} \tag{23}$$

能量分配优化问题可转化为

$$\begin{aligned}&\min\ f_0(\bar{\boldsymbol{e}},N)=\sum_{k=1}^{K}\frac{2^{-N}}{\sigma_k^2}+\frac{(1-2^{-N})p_{ek}(e_kE_{\mathrm{T}}/NN_0)}{\sigma_k^2},\\ &\mathrm{s.\,t.}\ f_k(\bar{\boldsymbol{e}})=-e_k\le 0,\quad k=1,2,\cdots,K,\\ &g(\bar{\boldsymbol{e}})=\sum_{k=1}^{K}e_k=1\end{aligned} \tag{24}$$

式中，$\bar{\boldsymbol{e}}=[e_1,e_2,\cdots,e_K]^{\mathrm{T}}$，假定最优解$\bar{\boldsymbol{e}}^*=[e_1^*,e_2^*,\cdots,e_K^*]$为最优解，则KKT条件

$$\begin{aligned}&e_k^*\ge 0,\quad \lambda_k^*\ge 0,\\ &\lambda_k^*e_k^*=0,\ k=1,2,\cdots,K\end{aligned} \tag{25}$$

$$\sum_{k=1}^{K}e_k^*=1 \tag{26}$$

$$\nabla f_0(\bar{\boldsymbol{e}}^*,N)+\sum_{k=1}^{K}\lambda_k^*\nabla f_k(\bar{\boldsymbol{e}})+\nu^*\nabla g(\bar{\boldsymbol{e}})=0 \tag{27}$$

∇表示梯度，化简式(27)可得

$$\frac{1}{\sigma_k^2}\frac{E_{\mathrm{T}}}{NN_0}\frac{\mathrm{d}p_{\mathrm{e}}(\gamma)}{\mathrm{d}\gamma}\Big|_{\gamma=(E_T/NN_0)e_k}-\lambda_k^*+\nu^*=0 \tag{28}$$

假定第k个传感器到融合中心的信道为平坦瑞利衰落信道，路径衰落$a_k=d_k^{\alpha}$，d_k表示第k个传感器到融合中心的距离，α是信道衰落指数，采用BPSK，则可算出最优能量分配

$$e_k^*=\sqrt{\frac{a_kN}{4\sigma_k^2\nu^*(E_{\mathrm{T}}/N_0)}},\ k=1,2,\cdots,K \tag{29}$$

其中，ν^*是常数，用来调节e_i^*，使得$\sum_{i=1}^{N}e_i^*=1$成立。通过1维数值搜索求解最优问题求解

$$N_{\mathrm{opt}}=\arg\ \min\ f_0(\bar{e}^*,N) \tag{30}$$

3.3 量化长度不固定时按位最优能量分配策略

假设第k个传感器的量化位用N_k表示，$k=1,2,\cdots,K$，建立最优化问题为

$$\begin{aligned}&\min\ f_0(\bar{\boldsymbol{e}},N_k)=\sum_{k=1}^{K}\frac{2^{-N_k}}{\sigma_k^2}+\frac{(1-2^{-N_k})p_{\mathrm{e}k}\left(\dfrac{e_kE_{\mathrm{T}}}{N_kN_0}\right)}{\sigma_k^2}\\ &\mathrm{s.\,t.}\ f_k(\bar{\boldsymbol{e}})=-e_k\le 0,\ k=1,2,\cdots,K,\\ &g(\bar{\boldsymbol{e}})=\sum_{k=1}^{K}e_k=1\end{aligned} \tag{31}$$

观察式(31)这个优化问题，可知本优化的不同点在于存在两个变量N_k和e_k，如果给定N_k，$k=1,2,\cdots,K$，则这个优化问题可转化为式(24)中的优化问题。要求解这个优化问题，必须联合N_k和e_k，因此采用迭代算法：

(1) 假定步骤s时，有$N_k=N_k^s$, $k=1,2,\cdots,K$，此时$\bar{\boldsymbol{e}}=\left[e_1^{(s)},e_2^{(s)},\cdots,e_k^{(s)}\right]$可作为式(32)的最优解。

(2) 更新$N_k^{(s)}$为$N_k^{(s+1)}$进行迭代

$$N_k^{s+1}=\arg\min\left[\frac{1}{2^{N_k}}+(1-2^{-N_k})p_{\mathrm{e}k}\left(\frac{e_kE_{\mathrm{T}}}{N_kN_0}\right)\right] \tag{32}$$

(3) 返回第$(s+1)$步。

当$p_{ek}(\gamma)$是凸函数且$(N_k)_{k=1}^K$是固定时，式(32)中的优化问题为凸优化，因此能量分配问题可通过数值计算求得。容易证明目标函数每次迭代后总是减小，即

$$f_0(e^{(s+1)};N_k^{s+1}) \le f_0(e^{(s)};N_k^{s+1}) \le f_0(e^{(s)};N_k^{s}) \quad (33)$$

因此上面迭代算法总是能收敛的。

4 数值仿真结果

在此节中，通过数值仿真来验证上文的分析结果。

4.1 单传感器到融合中心数值仿真

本节考虑单传感器通过平坦瑞利衰落信道传播量化值到融合中心，使用的参数分别为$E/N_0=200$, $N=20$。分别仿真等能量分配和最优能量分配两种情况，它们的重构误差比较如图3所示，最优能量分配因子如图4所示。从图3可以看出，最优量化位$N_{\rm opt}=7$；最优能量分配的重构误差优于等能量分配的重构误差，等能量分配时，随着量化位数目的增加，重构误差将增加，而最优能量分配时重构误差在最优量化位后几乎维持不变，这是因为随着量化位长度的增加，等能量分配时的所有传输位的错误概率会增大；除此之外从图4可以看出随着量化位数目的增加在最优能量分配机制中较大的能量分配给低位。

从式(7)也可以看出重构误差与信号的信噪比有关，为此，在不同信噪比情况下分析其对重构误差的影响，这里信噪比的定义为

$$\mathrm{SNR}=10\lg(s^2/\sigma^2) \quad (34)$$

通过改变噪声方差可以得到不同的信噪比，这里分别取信噪比为10 dB, 20 dB和30 dB进行仿真，等能量分配时的结果如图5所示。可以看出信噪比的提高可以明显改善重构误差，这符合通信的一般原理，进一步说明结果的正确性。

4.2 多传感器到数据融合中心数值仿真

假定部署$K=10$个传感器来检测环境物理量，传感器噪声方差分别为$\sigma_1^2,\sigma_2^2,\cdots,\sigma_{10}^2$，传感器到融合中心的距离$d_k$是不同的$d_k\in[1,10]$，路径损耗$\alpha=3$, $E_{\rm T}/N_0=200$。图6显示量化长度固定时重构误差与量化位数的关系，最优能量分配机制减小了重构误差，最优量化位数目在5～10之间。图7显示采用迭代算法计算量化位不固定但每次迭代每个传感器的位数是一样时的重构误差比较，可以看出最优能量分配时其效果也优于固定能量分配。

和单传感器到融合中心数值仿真一样，可以研究当量化位取最优量化位时，最优能量分配因子的数值仿真。这里最优量化位统一取$N_{\rm opt}=6$, $k=1,2,\cdots,K$，其他参数分下面3种情况：

情况1：$\sigma_k^2=0.01k$, $d_k=1$；

情况2：$\sigma_k^2=0.01$, $d_k=k/5$；

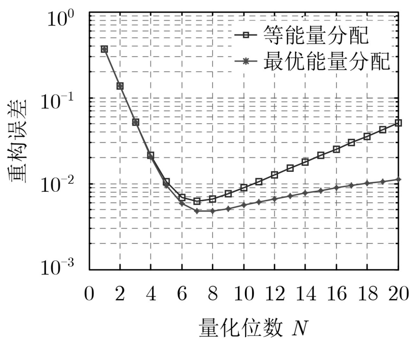

图 3 等能量和最优能量分配重构误差比较

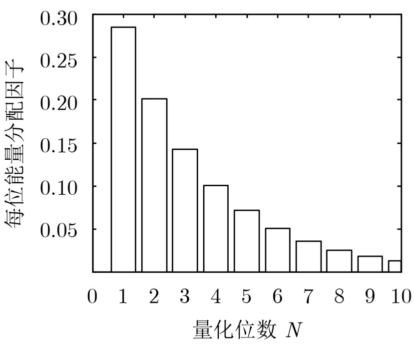

图 4 最优能量分配因子

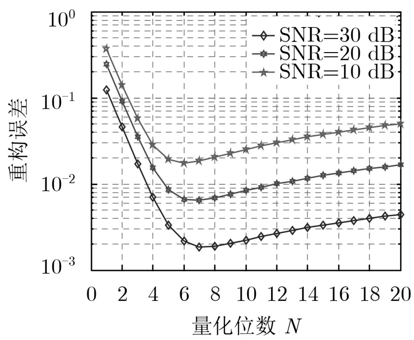

图 5 等能量分配时不同信噪比重构误差

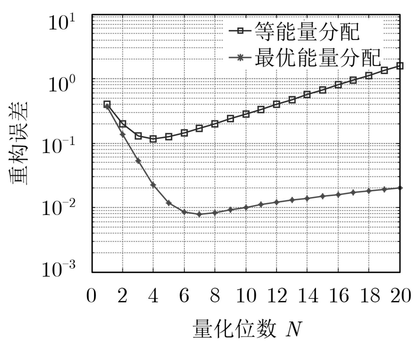

图 6 量化位长度固定时重构误差比较

情况3：$\sigma_k^2 = 0.01k$, $d_k \in [1, 10]$。能量分配因子如图8所示。

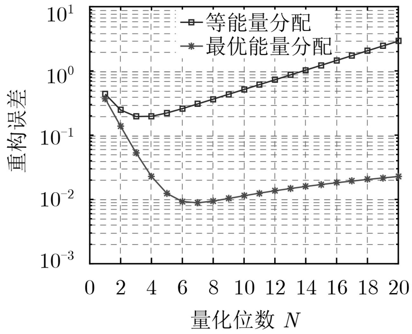

图 7 量化位长度不固定时重构误差比较

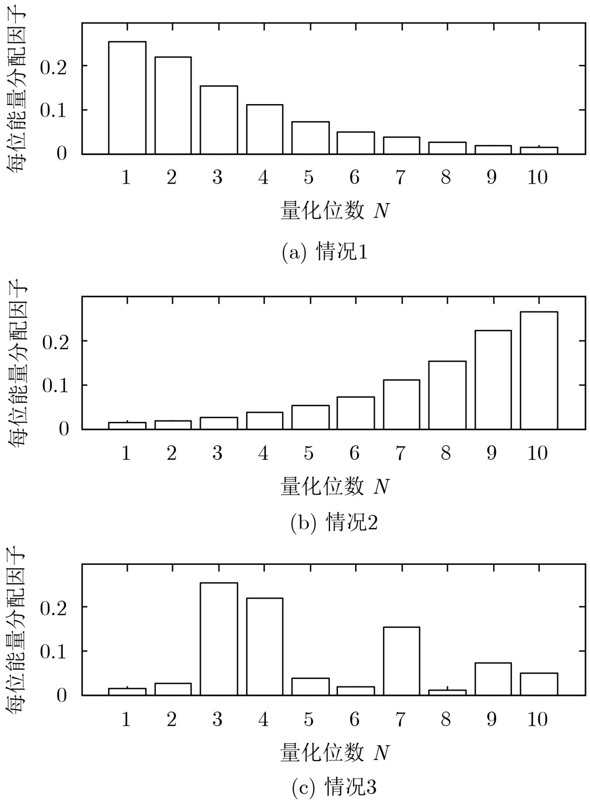

图 8 最优量化位固定时最优能量分配

从图8可以看出噪声方差相同的情况下传感器与融合中心之间的距离d_k对能量分配产生影响，d_k值越大分配的能量越多；d_k相同的情况下，噪声方差对能量分配也会产生影响，分配较低的能量给噪声方差较大的传感节点。

5　结束语

在无线传感网中，通常情况下，传感器通过采集所监测的物理信号送至数据融合中心，在融合中心对收集的相关参数进行估计。能量和带宽严重影响了无线传感网络的发展，因此本文研究在平坦瑞利衰落信道中无线传感网络中最优能量分配机制及最优量化策略。在点对点网络中，通过最小化绝对均值误差的方式，算出了最优量化位；在多对一的传感网络中推导了最优量化位数和最佳能量分配，除此之外本文还提出一种迭代算法来求解最优问题。仿真结果表明最优能量分配机制都优于等能量分配机制。需要说明的是本文仅研究了平坦瑞利衰落信道的情况，后续的工作可以对不同信道条件下能量分配及量化进行研究比较为无线传感网络的实际设计提供理论依据。

参 考 文 献

[1] 刘伟, 杜佳鸿, 贾素玲, 等. 能量有效的无线传感器网络分簇路由协议[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(1): 50–56. doi: 10.13700/j.bh.1001-5965.2018.0251.
LIU Wei, DU Jiahong, JIA Suling, *et al.* Energy efficient clustering routing protocol for wireless sensor networks[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, 45(1): 50–56. doi: 10.13700/j.bh.1001-5965.2018.0251.

[2] ALVI A N, BOUK S H, AHMED S H, *et al.* BEST-MAC: Bitmap-assisted efficient and scalable TDMA-based WSN MAC protocol for smart cities[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 312–322. doi: 10.1109/ACCESS.2016.2515096.

[3] QUINTERO V, PEREZ A, ESTEVEZ C, *et al.* State-of-charge estimation to improve decision making by MAC protocols used in WSNs[J]. *Electronics Letters*, 2019, 55(3): 161–163. doi: 10.1049/el.2018.7666.

[4] 张聚伟, 王宇, 杨挺. 基于数据融合的有向传感器网络全覆盖部署[J]. 传感技术学报, 2017, 30(1): 139–145. doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2017.01.025.
ZHANG Juwei, WANG Yu, and YANG Ting. Full coverage deployment algorithm of directional sensor network based on data fusion[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2017, 30(1): 139–145. doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2017.01.025.

[5] ZHANG Senlin, CHEN Huayan, LIU Meiqin, *et al.* Optimal quantization scheme for data-efficient target tracking via UWSNs using quantized measurements[J]. *Sensors*, 2017, 17(11): 2565–2584. doi: 10.3390/s17112565.

[6] ZHANG Linxia, NIU Dunbiao, SONG Enbin, *et al.* Joint optimization of dimension assignment and compression in distributed estimation fusion[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(9): 2453–2468. doi: 10.1109/TSP.2019.2904935.

[7] CHEN Bo, ZHANG Wenan, and YU Li. Distributed finite-horizon fusion Kalman filtering for bandwidth and energy constrained wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(4): 797–812. doi: 10.1109/tsp.2013.2294603.

[8] GUO Xiaoxi, LEONG A S, and DEY S. Estimation in wireless sensor networks with security constraints[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(2): 544–561. doi: 10.1109/TAES.2017.2649178.

[9] 郭黎利, 高飞, 孙志国. 无线传感器网络中基于多比特量化的极大似然分布式估计方法[J]. 电子学报, 2016, 44(11): 2773–2779. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.11.029.

GUO Lili, GAO Fei, and SUN Zhiguo. Multi-level quantization scheme for distributed maximum likelihood estimation in wireless sensor networks[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(11): 2773–2779. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.11.029.

[10] 王瑛, 邹芳, 王飞雪, 等. 多次观测信号检测的最优量化[J]. 电子学报, 2008, 36(3): 575–580. doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2008.03.032.

WANG Ying, ZOU Fang, WANG Feixue, *et al*. Optimum quantization for multi-observation signal detection[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(3): 575–580. doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2008.03.032.

[11] BLUM R S. Asymptotically optimum quantization with time invariant breakpoints for signal detection[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1991, 37(2): 402–407. doi: 10.1109/18.75265.

[12] ZHOU Yan, LI Jianxun, and WANG Dongli. Target tracking in wireless sensor networks using adaptive measurement quantization[J]. *Science China Information Sciences*, 2012, 55(4): 827–838. doi: 10.1007/s11432-011-4327-3.

[13] LEE J. Optimal power allocating for correlated data fusion in decentralized WSNs using algorithms based on swarm intelligence[J]. *Wireless Networks*, 2017, 23(5): 1655–1667. doi: 10.1007/s11276-017-1454-9.

[14] MOHAJERZADEH A H, YAGHMAEE M H, and FAKOOR V. Total data collection algorithm based on estimation model for wireless sensor network[J]. *Wireless Personal Communications*, 2015, 81(2): 745–778. doi: 10.1007/s11277-014-2156-6.

[15] LEE E A and MESSERSCHMITT D G. Digital Communication[M]. Boston: Kluwer Academic, 1988.

[16] KAY S M. Fundamentals of Statistical Signal Processing, Volume Ⅲ: Practical Algorithm Development[M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 2013: 415–416.

[17] SRIPAD A and SNYDER D. A necessary and sufficient condition for quantization errors to be uniform and white[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1977, 25(5): 442–448. doi: 10.1109/TASSP.1977.1162977.

吕敬祥：男，1977生，博士，讲师，研究方向为物联网.
罗文浪：男，1967生，博士，教授，研究方向为智能信息处理.