Sistemas de Comunicações Digitais

Curso de Graduação em Engenharia de Telecomunicações

Universidade Federal do Ceará

Semestre 2017.2

Parte 7

Recuperação de Portadora

Conteúdo

- **1** Método *M*-power
- 2 Implementação
- 3 Próxima aula

- O método M-power consiste em uma técnica de estimação de fase em malha aberta (feedforward) para sinais M-PSK sem offset ¹.
- Este método é NDA (non-data-aided), pois não depende dos simbolos transmitidos.
- Suporemos que o demodulador possiu perfeito conhecimento do atraso de símbolo, τ , e do o desvio de frequência, ν . Sendo assim, trabalharemos apenas com θ , i.e.,

$$s(t, \hat{\theta}_k) = s_l(t)e^{j\hat{\theta}_k}. \tag{1}$$

• O estimador é derivado a partir da suposição de que o sistema opera em uma baixa SNR. Esses cenários tornam os métodos DD ineficientes uma vez que a BER do sistema é maior.



 $^{^{1}}$ O esquema OQPSK, por exemplo, não se adequa a este método.

Do slide anterior, temos que

$$\Lambda(\mathbf{r}_{k}|\hat{\theta}_{k}) = \exp\left\{\frac{2}{K} \int_{(k-K)T}^{kT} \operatorname{Re}\left\{r(t)s^{*}(t,\hat{\theta}_{k})\right\} dt - \frac{1}{K} \int_{(k-K)T}^{kT} \left|s(t,\hat{\theta}_{k})\right|^{2} dt\right\}$$
(2)

• Recordando que $|z|^2 = zz^*$, para $z \in \mathbb{C}$, e que

$$s_l(t) = \sum_k A_k g(t - kT) \tag{3}$$

- $A_k \in \mathbb{C} \to k$ -ésimo símbolo transmitido
- $g(t) \in \mathbb{R} \to \text{pulso formatador}$



podemos reescrever o segundo termo da Eq.(2) como

$$\frac{1}{K} \int_{(k-K)T}^{kT} \left| s(t, \hat{\theta}_k) \right|^2 dt = \frac{1}{K} \sum_{i=k-K}^{k} \sum_{p=m-K}^{m} A_i A_p^* h\left([i-p] T \right)$$
 (4)

- $h(t) = g(t) * g(-t) = \int_{-\infty}^{\infty} g(t)g(t kT) dt$
- E o primeiro termo como

$$\frac{2}{K} \int_{(k-K)T}^{kT} \text{Re}\left\{r(t)s^{*}(t,\hat{\theta}_{k})\right\} dt = \frac{2}{K} \sum_{i=k-K}^{K} \text{Re}\left\{x_{i}A_{i}^{*}e^{-j\hat{\theta}_{i}}\right\}$$
(5)

• $x_k = [r(t) * g(-t)]|_{t=kT}$



• Como $h\left(t\right)$ obedece o critério de Nyquist e $z^{*}z=|z|^{2}$ para $z\in\mathbb{C}$, a equação (4) se torna

$$\frac{1}{K} \int_{(k-K)T}^{kT} \left| s(t, \hat{\theta}_k) \right|^2 dt = \frac{1}{K} \sum_{i=k-K}^{k} |A_i|^2$$
 (6)

Substituindo essas concluções, tem-se

$$\Lambda(\mathbf{r}_k|\hat{\theta}_k) = \exp\left\{\frac{2}{K} \sum_{i=k-K}^k \operatorname{Re}\left\{x_i A_i^* e^{-j\hat{\theta}_i}\right\} - \frac{1}{K} \sum_{i=k-K}^k |A_i|^2\right\}$$
(7)

• A equação anterior se torna mais elegante se observarmos que a métrica de decisão $\Lambda(\mathbf{r}_k|\hat{\theta}_k)$ pode ser mutiplicada pelo fator

$$\exp\left\{-\frac{1}{K}\sum_{i=k-K}^{k}|x_i|^2\right\} \tag{8}$$

sem causar consequnências na decisão². Sendo assim, tem-se

$$\Lambda(\mathbf{r}_k|\hat{\theta}_k) = \exp\left\{-\frac{1}{K} \sum_{i=k-K}^k \left| x_i e^{-j\hat{\theta}_i} - A_i \right|^2\right\}$$
 (9)

DETI (UFC) Sist. de Com. Digital Semestre 2017.2 8 / 16

• Para o sinal M-PSK, tem-se que $A_k = e^{j\frac{2\pi m}{M}}$, em que $m \in \{0,1,\ldots,M-1\}$. Recordando que $|z_1 \pm z_2|^2 = |z_1|^2 \pm 2 \mathrm{Re} \left\{z_1 z_2^*\right\} + |z_2|^2$, para $z_1,z_2 \in \mathbb{C}$, e ignorando os termos que não interferem na métrica, o função log-verossimilhança pode ser escrita como

$$\Lambda_L(\mathbf{r}_k|\hat{\theta}_k) = \ln \Lambda(\mathbf{r}_k|\hat{\theta}_k) = \sum_{i=k-K}^k \text{Re}\left\{x_i e^{-j\left(\frac{2\pi m}{M} + \hat{\theta}_i\right)}\right\}$$
(10)

• Mas recorde que $2\text{Re}\left\{z\right\} = z + z^*$ e

$$(z_1 + z_2)^p = \sum_{q=0}^p \binom{p}{q} z^p z^{q-p}$$
 (11)

 Realizando essas substituições e expandindo a exponencial complexa, tem-se

$$\Lambda_{L}(\mathbf{r}_{k}|\hat{\theta}_{k}) = \sum_{i=k-K}^{k} \sum_{p=0}^{\infty} \frac{1}{p!} \sum_{q=0}^{p} \binom{p}{q} x_{i}^{q} (x_{i}^{*})^{p-q} e^{j(p-2q)\hat{\theta}_{i}} e^{j\frac{2\pi m}{M}}$$
(12)

 Para uma SNR suficientemente baixa, a seguinte aproximação é válida [Mengali, 2013]:

$$\Lambda_L(\mathbf{r}_k|\hat{\theta}_k) \approx \text{Re}\left\{e^{-jM\hat{\theta}_k} \sum_{i=k-K}^k x_k^M\right\}$$
(13)

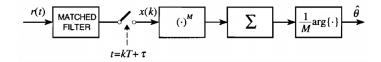
ullet O valor que $\hat{ heta}_k$ que maximiza a função log-verossimilhança é dada por

$$\hat{\theta}_k = \frac{1}{M} \operatorname{Arg} \left\{ \sum_{i=k-K+1}^k x_i^M \right\} \tag{14}$$

Conteúdo

- Método M-power
- 2 Implementação
- 3 Próxima aula

Implementação



Conteúdo

- Método M-power
- 2 Implementação
- Próxima aula



Implementação

 Apesentação de algumas arquiteturas de estimadores de tempo de símbolo.



Referências



Mengali, U. (2013). Synchronization techniques for digital receivers.

Springer Science & Business Media.

