Sistemas de Comunicações Digitais

Curso de Graduação em Engenharia de Telecomunicações

Universidade Federal do Ceará

Semestre 2017.2

Parte 6

Introdução a sincronização de sistemas de comunicação digital

Conteúdo

Introdução

Em sistemas de comunicações digitais, a saída do demodulador deve ser amostrada periodicamente, a cada intervalo de símbolo, para que a informação transmitida seja recuperada. Em um sistema de comunicação **síncrono** ou **coerente**, para que o sistema opere satisfatoriamente, devemos considerar (e corrigir) as seguintes imperfeições que incidem no sistema:

- **Atraso de símbolo**: como atraso de propagação é usualmente desconhecido, é necessário que o demodulador recupere a temporização de símbolo (*symbol timming*) para que o mesmo seja capaz de escolher o instante ótimo de amostragem, isto é o ínstante que maximize o diagrama de olho. O circuito que realiza essa tarefa é chamada de sincronizador (ou estimador ou recuperação) de temporização (ou relógio ou de tempo de símbolo). Aqui, iremos nos refirir a esse módulo como **estimador de relógio** [Abrantes, 2010]. Todo sistema de comunicação que transmite informação síncronamente requer um estimador de relógio [Mengali, 2013].

Introdução

- **Desvio de fase**: o atraso da propagação também resulta em um atraso de fase. Adicionalmente, a portadora local desconhece a fase inical da portadora do transmissor, o que gera uma diferença de fase. As imperfeições do oscilador de cristal também contribuem para um desvio de fase, uma vez que ela produz uma pequena diferença de fase (*drifting*) com o passar do tempo. Para que a detecção coerente seja livre de pertubações, tal como o *cross-talk*, faz-se necessário recuperar a fase do sinal transmitido. Chamamos esse circuito lógico de **estimador de fase**.

Introdução

- **Desvio de frequência**: devido a efeitos durante a progapapagação, como o efeito Doppler, existe uma diferença de frequência entre a portadora local e o sinal recebido. Salvo alguns esquemas de modulações que conseguem operar satisfatoriamente sob moderado desvio de frequência, o desvio de frequência também deve ser corrigido. O módulo que realiza essa tarefa é chamado de **estimador de frequência**. A recuperação da portadora é requerida sempre que o sinal é detectado coerentemente.

Modelando o nosso sistema

- Seja $s_l(t)$ o envelope complexo transmitido, o equivalente passa-baixa do sinal recebido é dado por:

$$\begin{aligned} r(t) &= s(t, \boldsymbol{\lambda}) + w(t), \\ &= s_l(t-\tau)e^{j(2\pi\nu t+\theta)} + w(t) \end{aligned} \tag{1}$$

em que

  - $s(t, \boldsymbol{\lambda}) = s_l(t-\tau)e^{j(2\pi\nu t+\theta)}$ é o sinal recebido considerando as imperfeições de atraso de símbolo e desvios de fase e frequência.
  - θ é o desvio de fase.
  - $\nu = f_c - f_{cL}$ é o desvio de frequência, sendo f_c e f_{cL} a frequência do sinal recebido e frequência da portadora local, respectivamente.
  - τ é o atraso de símbolo.
  - $\boldsymbol{\lambda} = (\theta, \nu, \tau)$ é o vetor de parâmetros.
  - $w(t)$ é um ruído Gaussiano branco com densidade de potência $N_0/2$.

Modelando o nosso sistema

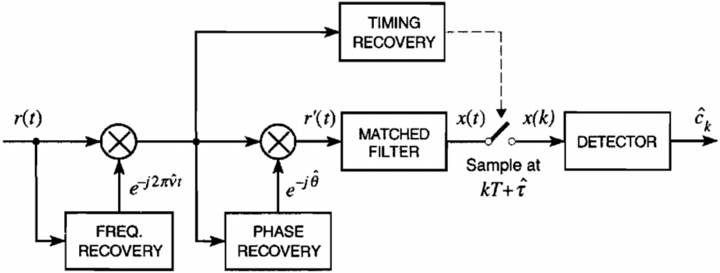
- Nosso objetivo é obter as estimativas de $\boldsymbol{\lambda}$, i.e., $\hat{\boldsymbol{\lambda}} = (\hat{\theta}, \hat{\nu}, \hat{\tau})$.
- Ao longo dessa desciplina, as pertubações que incidem no sistemas são modeladas como segue:
  - ν é um valor determinístico, mas desconhecido, que está dentro do intervalo $\pm 1/T$, sendo T o tempo de símbolo.
  - θ é um valor determinístico, mas desconhecido, que está dentro do intervalo $(0, 2\pi]$.
  - τ é um valor determinístico, mas desconhecido, que está dentro do intervalo $(0, T]$.
- Devido a complexidade do problema, suporemos que alguns parâmetros são conhecidos, ao passo que outros não.

Conteúdo

Tipos de estimações

- Existem diferentes estratégias para a estimação do vetor de parâmetros, e elas podem ser categorizadas a depender das seguintes características:
  - *Data-aided* (DA), *decision-directed* (DD), *non-data-aided* (NDA): o método DA faz uso de um preâmbulo para que o demodulador tenha o conhecimento adicional dos dados. Alternativamente, pode-se realizar a estimação dos parâmetros a partir das decisões feitas pelo detector, estratégia comumente chamada de estimação derecionada por decisão. Há ainda uma terceira estratégia, que não depende de dado algum, chamada de NDA. O método DA costumar obter melhor performance de estimação quando comparado com o método NDA [Mengali, 2013]. Naturalmente, o método DD opera em malha fechada (*feedback loop*).
  - *Clock-aided* ou *non-clock-aided*: similarmente, quando o estimador possui o conhecimento do reógio, dizemos que é uma estimação ajudada por relógio. Caso contrário, dizemos que a estimação é *non-clock-aided*.
  - Topologia do estimador: *feedforward* ou *feedback loops*.
  - Esquema da modulação: apesar de ser algo que independe do estimador utilizado, a presença ou a ausência de um *offset* na modulação interfere na estratégia adotada.

Exemplo do diagrama de blocos de um receptor coerente



- Normalmente, a recuperação da portadora (fase e frequência) é feita antes da recuperação do tempo de símolo. Mas axistem diferentes arquiteturas que podem recuperar os parâmetros em outra ordem, inclusive em paralelo ou conjunta (*joint estimation*).

Conteúdo

Estimador ML e MAP

- Existem basicamente dois critério amplamente empregados para a estimação de $\hat{\boldsymbol{\lambda}}$: o criétio de máxima verossimilhança (ML) e o critério de máxima a posteriori (MAP), que originam os estimadores ML e MAP, respectivamente.
- Realizando a projeção de $r(t)$ em um espaço de N funções ortonormais, obtemos, para o k-ésimo símbolo transmitido, o vetor $\mathbf{r}_k \in \mathbb{R}^N$.
- Pelo o teorema de Bayes, tem-se a seguinte relação

$$p(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k|\mathbf{r}_k) = \frac{p(\mathbf{r}_k \mid \hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)p(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)}{p(\mathbf{r}_k)} \tag{2}$$

Estimador ML e MAP

- $p(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)$ é a probabilidade a priori.
- $p(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k|\mathbf{r}_k)$ é a probabilidade a posteriori.
- $p(\mathbf{r}_k \mid \hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)$ é a função de verossimilhança.
- Como $p(\mathbf{r}_k)$ é igual para $\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k$, podemos disconsidera-la quando a símbolos forem equiprováveis.
- Quando a probabilidade a priori possui uma distribuição uniforme, também podemos disconsidera-la. Neste caso, o método MAP se torna igual ao ML, i.e.,

$$p(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k|\mathbf{r}_k) = p(\mathbf{r}_k \mid \hat{\boldsymbol{\lambda}}_k) \tag{3}$$

Estimador ML e MAP

- Duas perguntas surgem nesse momento:
  - Como calcular $p(\mathbf{r}_k \mid \hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)$?
  - Qual é o intervalo de observação utilizado para decidir $\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k$? Em outras palavras, seja $\{\mathbf{r}_{k-K+1}, \mathbf{r}_{k-K+2}, \ldots, \mathbf{r}_k\}$ a sequência utilizada para decidir $\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k$, qual é o valor de K?
    - $K = 1 \rightarrow$ *one-shot estimates*: Normalmente não utilizada na prática, mas é útil para analisar sua performance.
    - Update das estimativas $\rightarrow$ *tracking loop*: solução comumente utilizada na prática.

Estimador ML e MAP

- Como $w(t)$ é um ruído branco e Gaussiano, temos que:

$$p(\mathbf{r}_k|\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}}\right)^N \exp\left\{-\sum_{n=1}^{N}\frac{\left(r_{k,n} - s_{k,n}\right)^2}{2\sigma^2}\right\} \tag{4}$$

em que

- $$r_{k,n} = \int_{(k-K)T}^{kT} r(t)\phi_n(t)$$
- $$s_{k,n} = \int_{(k-K)T}^{kT} s(t, \hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)\phi_n(t)$$
  - $\phi_n(t)$ é a n-ésima função ortonormal.

Estimador ML e MAP

- Ignorando os termos constantes na Eq.(4), obtemos

$$\begin{aligned}\Lambda(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k) = & \ \exp\left\{ -\frac{1}{K}\int_{(k-K)T}^{kT}\left(r(t)-s(t,\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)\right)^2 \mathrm{d}t\right\} \\ = & \ \exp\left\{ -\frac{1}{K}\int_{(k-K)T}^{kT}|r(t)|^2\,\mathrm{d}t + \frac{2}{K}\int_{(k-K)T}^{kT}\mathrm{Re}\left\{r(t)s^*(t,\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)\right\}\mathrm{d}t \right. \\ & \left. -\frac{1}{K}\int_{(k-K)T}^{kT}\left|s(t,\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)\right|^2 \mathrm{d}t\right\} \qquad (5)\end{aligned}$$

Estimador ML e MAP

- É comum utilizarmos o log da função de máxima verossimilhança, isto é

$$\Lambda_L(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k) = \log \Lambda(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k) \tag{6}$$

$$\begin{aligned}\Lambda_L(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k) = &-\frac{1}{K}\int_{(k-K)T}^{kT} |r(t)|^2 \,\mathrm{d}t + \frac{2}{K}\int_{(k-K)T}^{kT} \mathrm{Re}\left\{r(t)s^*(t,\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)\right\} \mathrm{d}t \\ &- \frac{1}{K}\int_{(k-K)T}^{kT} \left|s(t,\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)\right|^2 \mathrm{d}t\end{aligned} \tag{7}$$

- Discartando o primeiro, obtemos

$$\begin{aligned}\Lambda_L(\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k) = &\frac{2}{K}\int_{(k-K)T}^{kT} \mathrm{Re}\left\{r(t)s^*(t,\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)\right\} \mathrm{d}t \\ &- \frac{1}{K}\int_{(k-K)T}^{kT} \left|s(t,\hat{\boldsymbol{\lambda}}_k)\right|^2 \mathrm{d}t\end{aligned} \tag{8}$$

Conteúdo

Próxima aula

- Apesentação de algumas arquiteturas de estimadores de fase.

Referências

Abrantes, S. A. (2010).
Recuperação digital da temporização com amostragem assíncrona–parte 1: transmissão em banda-base.

Mengali, U. (2013).
Synchronization techniques for digital receivers.
Springer Science & Business Media.