Revisitando Conceitos Importantes

Processos Estocásticos, Estacionariedade e Ergodicidade

Wilmer Yecid Córdoba Camacho

Unicap

2025

- Só observamos uma série temporal $y_1, y_2, ..., y_T$
- Essa série é uma possível realização do processo estocástico gerador de dados
- Suponha que você queira gerar S sequências com infinitas observações. Teríamos então um conjunto com as seguintes sequências

$$(y_t^{(1)})_{t=-\infty}^{\infty}, (y_t^{(2)})_{t=-\infty}^{\infty}, ..., (y_t^{(S)})_{t=-\infty}^{\infty}$$

 Em cada instante t há S estados da natureza. Para um dado período t, por exemplo, teríamos

$$\{y_t^{(1)}, y_t^{(2)}, ..., y_t^{(S)}\}$$

 Se pudéssemos observar essas S realizações poderíamos estimar vários momentos da série

- Só observamos uma série temporal $y_1, y_2, ..., y_T$
- Podemos então definir processo estocástico

Sejam (Ω, ζ, P) um espaço de probabilidades e Z um conjunto de índices de números reais. Defina a função $y(\cdot, \cdot)$ por

$$y(\cdot,\cdot): S \times \mathbb{Z} \to \mathbb{R}$$

A sequência ordenada de variáveis aleatórias $\{y(\cdot,t),t\in\mathbb{Z}\}$ é chamada de processo estocástico

Descompactando a Definição Formal

- (Ω, ζ, P) :
 - Ω: Conjunto de todos os resultados possíveis
 - ζ : Eventos que podemos medir
 - P: Probabilidade de cada evento
- Z: Dias, meses, anos que observamos
- $y(\omega, t)$: Valor no cenário ω no tempo t

Tradução

O processo estocástico é a coleção completa de todas as possíveis séries temporais que poderiam ocorrer.

Por que essa definição é importante?

Ela nos permite falar sobre **propriedades estatísticas** mesmo observando apenas **uma realização**.

- Definição: $\{y(s,\cdot), s \in \Omega\}$ em \mathbb{Z} são realizações do processo $\{y(\cdot,t), t \in \mathbb{Z}\}$
- ullet A esperança não condicional de y_t é dada por

$$E(y_t) = p \lim_{s \to \infty} \frac{1}{S} \sum_{s=1}^{S} y_t^{(s)}$$

- A esperança não depende das informações passadas. Ela depende da distribuição de Y.
- Se quisermos saber a esperança de uma série com T observações deveríamos ter que calcular T momentos. Mas isso não é possível já que só temos T dados.

- Precisamos impor mais restrições para calcular os momentos da série;
- Precisamos de ERGODICIDADE. Para definir ergodicidade preciso da definição de estacionariedade fraca que para ser definida, precisa da definição de autovariância.

Autocovariância e autocorrelação

 Dada uma particular realização de um processo estocástico, a função de autocovariância é definida como

$$egin{aligned} \gamma_{jt} &\equiv E\left[(y_t - \mu_t)(y_{t-j} - \mu_{t-j})
ight] = \ &= p\lim_{S o \infty} rac{1}{S} \sum_{s=1}^{S} (y_t^{(s)} - \mu_t)(y_{t-j}^{(s)} - \mu_{t-j}) \end{aligned}$$

Autocovariância e autocorrelação

- Exemplo: seja $y_t = \mu + \varepsilon_t$, sendo $\varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, \sigma^2)$. Qual a autocovariância?
- Sabemos que

$$\gamma_{jt} \equiv E[(y_t - \mu_t)(y_{t-j} - \mu_{t-j})]$$

Mas nesse nosso caso

$$\mu_t = E(y_t) = \mu + E(\varepsilon_t) = \mu$$

$$\mu_{t-j} = E(y_{t-j}) = \mu + E(\varepsilon_{t-j}) = \mu$$

Então

$$\gamma_{jt} = E[(y_t - \mu_t)(y_{t-j} - \mu_{t-j})] =
= E[(y_t - \mu)(y_{t-j} - \mu)] =
= E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-j})$$

Autocovariância e autocorrelação

• Assim, a autocovariância é igual a σ^2 , quando j=0 (que é a própria variância de y_t). Então, se j=0:

$$\gamma_{0t} = E[(y_t - \mu)(y_t - \mu)] = E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-0}) = \sigma^2$$

• E é igual a 0 para todos os outros valores de j diferentes de 0, então se $j \neq 0$:

$$\gamma_{jt} = E[(y_t - \mu)(y_{t-j} - \mu)] = E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-j}) = 0$$

Autocovariância e autocorrelação

 Podemos, então encontrar a autocorrelação. Sabemos que a correlação entre duas variáveis aleatórias X e Y pode ser definida como

$$corr(X, Y) = \frac{cov(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

Na nossa notação de autocovariância podemos reescrever

$$corr(y_t, y_{t-j}) = \frac{cov(y_t, y_{t-j})}{\sigma_{y_t}\sigma_{y_{t-j}}}$$

ullet Como em geral assumimos que $\sigma_{y_t}=\sigma_{y_{t-j}}$, então,

$$\sigma_{y_t}\sigma_{y_{t-j}}=\sigma^2=\gamma_{0t}.$$

• Usamos a notação γ_{jt} para representar $cov(y_t, y_{t-j})$ Portanto:

$$\rho_{jt} = \frac{\gamma_{jt}}{\gamma_{0t}}$$

Estacionariedade

- Estacionariedade é um conceito fundamental para que possamos proceder inferências estatísticas;
- Processo fracamente estacionário de novo! Se nem esperança e nem autocovariância dependem do tempo (e o segundo momento não centrado é finito) o processo é fracamente estacionário
- **Definição:** Um processo estocástico, ou a série temporal $\{y_t, t \in \mathbb{Z}\}$ é fracamente estacionário se

 - $2 E(y_t) = \mu para todo t \in Z$
- Em geral escrevemos com uma variação dessas três condições:

 - **2** $E(y_t) = E(y_{t-s}) = \mu$

Ergodicidade

 Um processo fracamente estacionário é ergódico para o primeiro momento se

$$E(y^{(S)}) \equiv p \lim_{S \to \infty} \frac{1}{S} \sum_{s=1}^{S} y_t^{(S)} = p \lim_{T \to \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} y_t^{(S)} \equiv E(y_t)$$

Na prática, o processo é ergódico para o primeiro momento se

$$\sum_{j=0}^{\infty} |\gamma_j| < \infty$$

Ruído Branco: Definição Formal

- ullet Seja uma sequência $\{arepsilon_t\}_{t=-\infty}^\infty$ de variáveis aleatórias. Se
 - $E(\varepsilon_t) = 0$ para todo t
 - $E(\varepsilon_t^2) = \sigma^2$ para todo t
 - $E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-j}) = 0$ para todo $j \neq 0$

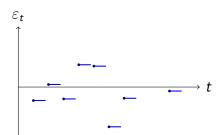
Dizemos que o processo é um RUÍDO BRANCO: $RB(0, \sigma^2)$

Características do Ruído Branco

Propriedades Fundamentais

- Média zero constante: $E(\varepsilon_t) = 0$
- Variância constante: $Var(\varepsilon_t) = \sigma^2$
- Ausência de autocorrelação: $Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-j}) = 0$ para $j \neq 0$
- Estacionariedade: É um processo estritamente estacionário

Exemplo Visual



Tipos de Ruído Branco

Ruído Branco Gaussiano

- $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$
- Independente e identicamente distribuído
- Mais forte: independência implica não-correlação
- Muito usado em modelos teóricos

Ruído Branco Genérico

- Apenas não-correlacionado
- Pode ter dependência não-linear
- Mais fraco: não-correlação não implica independência
- Mais realista em aplicações

Importante

A definição básica exige apenas não-correlação, não independência!

Função de Autocorrelação (FAC) do Ruído Branco

• Para um processo $RB(0, \sigma^2)$:

$$\rho_j = \begin{cases} 1 & \text{se } j = 0 \\ 0 & \text{se } j \neq 0 \end{cases}$$



Ruído Branco como "Bloco Básico de Construção"

 Muitos processos importantes são transformações de ruído branco:

Exemplos Clássicos

- Passeio Aleatório: $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$
- Processo MA(q): $y_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$
- Processo AR(p): $y_t = \phi_1 y_{t-1} + \cdots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$
- Processo ARMA(p,q): Combinação de AR e MA

Papel Fundamental

O ruído branco representa a "inovação" ou "choque" não previsível nos modelos!

Testando se uma Série é Ruído Branco

- Como verificar se uma série observada pode ser considerada ruído branco?
- Teste de autocorrelação: Estatística Q de Ljung-Box

$$Q = T(T+2) \sum_{j=1}^{k} \frac{\hat{\rho}_{j}^{2}}{T-j}$$

- Teste de heterocedasticidade: Teste ARCH/LM
- Análise gráfica: FAC e FACP dentro das bandas de confiança
- Teste de normalidade: Jarque-Bera para verificar se é gaussiano

Critério prático

Se todos os $\hat{\rho}_{j}\approx 0$ e a série parece "imprevisível", provavelmente é ruído branco.

Aplicações Práticas do Ruído Branco

Em Econometria

- Termo de erro em modelos de regressão
- Testes de especificação
- Análise de resíduos
- Simulações Monte Carlo

Em Finanças

- Modelos de precificação de ativos
- Teoria do passeio aleatório
- Modelos de volatilidade (GARCH)
- Simulação de cenários

Exemplo: Análise de Resíduos

Se os resíduos de um modelo ARIMA não forem ruído branco, o modelo está mal especificado!



Ruído Branco vs. Passeio Aleatório

Ruído Branco

$$y_t = \varepsilon_t$$

- Média constante
- Variância constante
- Não correlacionado
- Estacionário
- Reverte à média

Importante

Ambos usam ruído branco como inovação, mas comportam-se de forma completamente diferente!

Passeio Aleatório

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$$

- Média constante
- Variância $\to \infty$
- Altamente correlacionado
- Não-estacionário
- Não reverte

Extensões do Conceito

Ruído Branco Multivariado

- $\varepsilon_t = (\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \dots, \varepsilon_{kt})'$
- $E[\varepsilon_t] = \mathbf{0}$
- $Cov[\varepsilon_t] =$ °
- $Cov[\varepsilon_t, \varepsilon_{t-j}] = \mathbf{0}$ para $j \neq 0$

Ruído Branco com Heterocedasticidade Condicional

- $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$, com $z_t \sim RB(0,1)$
- σ_t^2 pode seguir processo ARCH/GARCH
- Importante em finanças (volatilidade variável no tempo)



Exemplo Numérico: Simulação

ullet Vamos simular um ruído branco gaussiano com $\sigma^2=1$

Tempo 1 2 3 4 5 · · · ·
$$ε_t$$
 0.324 -1.231 0.478 0.892 -0.645 · · ·

Média amostral
$$=rac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}arepsilon_{t}pprox0$$
 Variância amostral $=rac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T}(arepsilon_{t}-ar{arepsilon})^{2}pprox1$ $\hat{
ho}_{1}=rac{\sum_{t=2}^{T}(arepsilon_{t}-ar{arepsilon})(arepsilon_{t-1}-ar{arepsilon})}{\sum_{t=1}^{T}(arepsilon_{t}-ar{arepsilon})^{2}}pprox0$

Resumo: Por que o Ruído Branco é importante?

- Bloco fundamental para construção de modelos mais complexos
- Benchmark para testes de especificação de modelos
- Representa a componente n\u00e3o previs\u00edvel dos dados
- Garante a validade de procedimentos inferenciais
- Base para simulações e experimentos computacionais

Próximos Tópicos

- Processos MA (Média Móvel)
- Processos AR (Auto-regressivos)
- Processos ARMA
- Modelos de volatilidade (ARCH/GARCH)

Perguntas?