

Appunti del corso Processi stocastici

Marco Frego,
Marco Pizzato,
Luca Tasin,
Luciano Tubaro

anno accademico 2007-2008

Indice

1	Introduzione ai Processi Stocastici	5
1	5
2	5
3	5
4	5
5	5
2	Processi Stocastici	7
1	Processi Gaussiani	7
2	Processi di Markov	8
3	Relazione di Chapman-Kolmogorov per Processi di Markov	9
4	Processo di Wiener	9
5	Brownian Bridge	9
6	Martingale	9
3	Equazioni Differenziali Stocastiche	11
1	11
2	11
3	11
4	Semigrupp0 e Integrale	13
1	13
2	13
3	13
4	13

Capitolo 1

Introduzione ai Processi Stocastici

1

2

3

4

5

Capitolo 2

Processi Stocastici

1 Processi Gaussiani

I *Processi Stocastici Gaussiani* sono caratterizzati dalla proprietà che tutte le misure finite dimensionali $\mu \in \mathcal{M}$ sono distribuzioni normali, in cui è tradizione indicare la media con la funzione $m(t) := \mathbb{E}(X_t)$ e la funzione di covarianza con $\varphi(s, t) := \mathbb{E}((X_t - m(t))(X_s - m(s)))$. Dunque secondo questa definizione, l' n -esima misura finita dimensionale si scrive così:

$$\mu_{t_1, \dots, t_n}(B) := \int_B \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n \frac{1}{\sqrt{\det(A)}} e^{-\frac{1}{2} \langle A^{-1}(x - m_{t_1, \dots, t_n}), x - m_{t_1, \dots, t_n} \rangle} dx$$

dove $x \in \mathbb{R}^n$, $m_{t_1, \dots, t_n} = (m(t_1), \dots, m(t_n))$, $A = a_{ij} = \varphi(t_i, t_j) \forall i, j = 1 \dots n$.

La matrice di covarianza A deve avere rango massimo in questa notazione, altrimenti non risulterebbe invertibile. Per evitare questo problema si preferisce usare la funzione caratteristica

$$\phi_{t_1, \dots, t_n}(z) = \int_{\mathbb{R}^n} e^{i \langle z, x \rangle} \mu_{t_1, \dots, t_n} dx = e^{i \langle m_{t_1, \dots, t_n}, z \rangle - \frac{1}{2} \langle Az, z \rangle}$$

In questa maniera non si ha più la dipendenza da A^{-1} e non serve dunque richiedere che sia non degenere.

Esempio 1. Calcolare $\mathbb{E}((X_t - X_s)^2)$.

Soluzione. Risulta

$$\boxed{\mathbb{E}((X_t - X_s)^2) = \varphi(t, t) - 2\varphi(s, t) + (m(t) - m(s))^2.}$$

Infatti

$$(X_t - X_s)^2 = (X_t - m(t) + m(t) - (X_s - m(s)) - m(s))^2$$

chiamando $Y_t = X_t - m(t)$, $Y_s = X_s - m(s)$ e sostituendo si ricava

$$(Y_t - Y_s + m(t) - m(s))^2 = (Y_t - Y_s)^2 + 2(m(t) - m(s))(Y_t - Y_s) + (m(t) - m(s))^2$$

Ora, poichè

$$\mathbb{E}(Y_t - Y_s) = \mathbb{E}(Y_t) - \mathbb{E}(Y_s) = m(t) - m(t) - m(s) + m(s) = 0$$

rimane solamente

$$\begin{aligned}\mathbb{E}((X_t - X_s)^2) &= \mathbb{E}((Y_t - Y_s)^2) + 0 + (m(t) - m(s))^2 = \\ \mathbb{E}(Y_t^2 - 2Y_tY_s + X_s^2) + (m(t) - m(s))^2 &= \varphi(t, t) - 2\varphi(s, t) + (m(t) - m(s))^2.\end{aligned}$$

2 Processi di Markov

Definizione 2.1. *Un processo di Markov è un processo stocastico (X_t) e una famiglia di probabilità di transizione $p(s, x; t, I)$ tali che siano verificate le seguenti condizioni:*

1. $(s, x, t) \rightarrow p(s, x; t, I)$ sia una funzione misurabile,
2. $I \rightarrow p(s, x; t, I)$ sia una misura di probabilità,
3. valga la seguente relazione di Chapman-Kolmogorov

$$p(s, x; t, I) = \int_{\mathbb{R}} p(s, x; r, dz) p(r, z; t, I),$$

4. $p(s, x; s, I) = \delta_x(I)$
5. $\mathbb{E}(\mathbf{1}_I(X_t) | \mathcal{F}_s) = p(s, X_s; t, I) \quad (= \mathbb{E}(\mathbf{1}_I(X_t) | X_s)),$ ove $\mathcal{F}_t = \sigma\{X_u : u \leq t\}$.

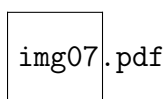


Figura 2.1: Proprietà di transizione

L'ultima proprietà della definizione è sostanzialmente equivalente alla nota condizione $\mathbb{P}(X_t \in I | X_s = x, X_{s_1} = x_1, \dots, X_{s_n} = x_n) = \mathbb{P}(X_t \in I | X_s = x)$ che il lettore troverà più consueta.

$$5. \mathbb{E}(\mathbf{1}_I(X_t) | \mathcal{F}_s) = \boxed{\mathbb{P}(X_t \in I | \mathcal{F}_s) = \mathbb{P}(X_t \in I | X_s)} = p(s, X_s; t, I) = \mathbb{E}(\mathbf{1}_I(X_t) | X_s)$$

Si può inoltre notare come nella definizione di processo di Markov non sia considerata la famiglia \mathcal{M} di misure finito-dimensionali, che caratterizza (per il primo teorema di Kolmogorov) il processo stocastico. Vediamo quindi, a titolo esplicativo, come sia possibile sfruttare la conoscenza delle probabilità di transizione per ricavare \mathcal{M} .

$$\mu_{t_1, t_2, \dots, t_n}(I_1 \times \dots \times I_n) =$$

$$\begin{aligned}
&= \mathbb{P}((X_{t_1}, \dots, X_{t_n}) \in I_1 \times \dots \times I_n) \\
&= \mathbb{P}((X_{t_1}, \dots, X_{t_{n-1}}) \in I_1 \times \dots \times I_{n-1}, X_{t_n} \in I_n) \\
&= \int_{I_1 \times \dots \times I_{n-1}} \mathbb{P}(X_{t_n} \in I_n | X_{t_{n-1}} = x_{n-1}, \dots, X_{t_1} = x_1) \mathbb{P}(X_{t_1} \in dx_1, \dots, X_{t_{n-1}} \in dx_{n-1}) \\
&= \int_{I_1 \times \dots \times I_{n-1}} p(t_{n-1}, x_{n-1}; t_n, I_n) \mathbb{P}(X_{t_1} \in dx_1, \dots, X_{t_{n-1}} \in dx_{n-1}) \\
&= \int_{I_1 \times \dots \times I_{n-1}} p(t_{n-1}, x_{n-1}; t_n, I_n) p(t_{n-2}, x_{n-2}; t_{n-1}, dx_{n-1}) \mathbb{P}(X_{t_1} \in dx_1, \dots, X_{t_{n-2}} \in dx_{n-2})
\end{aligned}$$

Reiterando lo stesso procedimento otteniamo alla fine la seguente espressione:

$$\begin{aligned}
\mu_{t_1, t_2, \dots, t_n}(I_1 \times \dots \times I_n) &= \\
&= \int_R \int_I \mathbb{P}(X_0 \in dx_0) p(0, x_0; t_1, dx_1) p(t_1, x_1; t_2, dx_2) \dots p(t_{n-1}, x_{n-1}; t_n, I_n) \\
&= \int_R \int_{I \times I_n} \mathbb{P}(X_0 \in dx_0) p(0, x_0; t_1, dx_1) p(t_1, x_1; t_2, dx_2) \dots p(t_{n-1}, x_{n-1}; t_n, dx_n)
\end{aligned}$$

ove $I = I_1 \times \dots \times I_{n-1}$ e $\mathbb{P}(X_0 \in dx_0)$ è la distribuzione iniziale.

3 Relazione di Chapman-Kolmogorov per Processi di Markov

4 Processo di Wiener

5 Brownian Bridge

6 Martingale

Capitolo 3

Equazioni Differenziali Stocastiche

1

2

3

Capitolo 4

Semigruppò e Integrale

1

2

3

4

Bibliografia

- [1] **P. Baldi**, EQUAZIONI DIFFERENZIALI STOCASTICHE E APPLICAZIONI, Pitagora Editrice
- [2] **I. Karatzas, S.E. Shreve**, BROWNIAN MOTION AND STOCHASTIC CALCULUS, Springer Verlag
- [3] **W. Feller**, INTRODUCTION TO PROBABILITY THEORY AND ITS APPLICATIONS, VOL.1, Wiley
- [4] **W. Feller**, INTRODUCTION TO PROBABILITY THEORY AND ITS APPLICATIONS, VOL.2, Wiley

Indice analitico

funzione di covarianza, 7

processo stocastico

di Markov, 8

gaussiano, 7

relazione di Chapman - Kolmogorov, 8