

Markoviani

$$P_x(u) = \alpha_t, \quad \Psi_{x,t}(s) = \text{Var}(X_{t+s})$$

discr t cont

R.W.

ARMA
W.N.

Proc
Poisson

Lévy
- Poisson
- Pois-comp
- Pseudo-Pois

catene

- Browniano
- Wiener
- Diffusione

PROCESSI

Martingale regress

$$E(X_n | X_0, \dots, X_{n-1}) = X_n$$

discr t continuo

n.a. IID equi

summa equi

Martinga di Lévy

Uma Polyga

(biendre una)

Poisson(multif)

Poi-comp(multif)

R.W.(rig. stoc)

Moto Browniano

Pr. Wiener

$H = \text{andif}, \quad I = \text{incorrelato}$

$P_x(u) = \text{cost}, \quad \Psi_{x,t}(s) = f(s-t)$

Stazionario

in senso lato

AR(1), AR(2), AR(3)

hp Norm + hp Norm

in senso stretto $F_{s-t|u}(x) = F_{s-u-t|u}(x)$

$\forall u, s, t, x$

ARMA

Funzione Spettrale

sequenze n. IID

sequenze m.c. con staz. $E(\cdot), P_{x,m,n} = \begin{cases} \frac{1}{m} & \text{se } x \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$

SCAMBIAZIONI cost

disposto da (M_m)

Scambiabilità

$F_{s-t|u}(x) = F_{s-t-s+u|u}(x) \quad \forall u, s, t, x$

ordine scambiabile, medesime informazioni

Teo Wald

Scambiabilità di alternativa

\underline{w}_m^n

3 conclusioni su $w_j^{(n)}$

\underline{w}_m

2 forme $\sum (-1)^j \binom{n}{j} w_{mj}$

Teo Hausdorff

3 momenti di una distribuzione concentrata nel intervallo $[0, 1]$ e additiva completamente e le normalizzazioni

Teo De Finetti

Tutti e soli i processi scambiabili abbietati sono coniugazioni levarsi convesse di processi stocastici i cui m.a. sono Be, quindi iid - Se E log-dif che n° funz. di indicatori scambiabili, allora: $P(E) = \sum P_x(E) F(x)$

gli indicatori scambiabili sono eventi elementi di prob. Be con

1) Catene Markov (X_n)

t discr

a omogeneità
 $P^m = P^1 \circ P^{m-1}$, m.s.m

regolarità

th Markov(discr)

2) Catene Markov $X(t)$

t continuo

th Markov (continuo)

th E_{Gxx}

2 probabilità su G

th $P^t(s) = Q^t(s)G$ forward equat

$P^t(s) = G P^t(s)$ backward equat

probabilità

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} [P^t(u) - I(u)] = G$$

assolita equità

$A \bar{E} \Rightarrow E, A \bar{E} \Rightarrow \text{INCORR}, \quad \text{non solo unico}$

S.I. $\lambda E \Rightarrow A \bar{E}$

3) Proc. Markov (X_t)

t discr

$K(x, \beta)$ nucleo stocastico

locare:

$\forall B K(\cdot, B)$ misur regolite (Ω, P, \mathcal{F})

$\forall x \in \Omega K(x, \cdot)$ è misura prob su B

$C-N: K^m(x, \beta) = \sum K(x, dy) K^m(y, \beta)$

AR(1): $X_n = X_{n-1} + \varepsilon_n, \quad X_0 > 0$

W.N. $E_n \sim WN(0, \sigma^2 \varepsilon)$

$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$

$\Psi_{x,t}(s) = \int_0^s K^{s-t}(x, dy)$

$\Psi_{x,t}(s) = a^s K_{x-x}^{s-t}$

$\Psi_{x,t}(s) = a^s \frac{1-a^{s-t}}{1-a}$

4) Proc. Markov

t continuo

$Q_t(x, \beta)$ nucleo stocastico

$Q_t(x, B) = 1, Q_t(x, \beta) \geq 0$

Pseudo Pois: $X(t) = \frac{N(t)}{\text{effetti}} - \text{corru} = \sum X_n$

Poisson comp: $\gamma(t) = \sum Y_j, \quad E(X(t)) = E(N(t)) \cdot E(Y_1)$

R.W. $S_m = \sum X_k, \quad X_k \text{ IID e } S_0 = 0 \quad \text{Var}(X_k) = \text{Var}(N(t)) \cdot E(Y_1^2)$

$\varepsilon(t) = \mu \mu$

$\Psi_{x,t}(s) = \min(n, m) s^2$

Proc. Lévy:

a) $X(0) = 0, b) X(t)$ nuovi indip. rett. discr

c) $X(t)$ omog. stocast. rett. stocast. influito

d) continuo stocastico $\lim_{t \rightarrow 0} P((X(t) - X(0)) > \varepsilon) = 0$

Prop. B: distribuzioni da considerare la legge di probabilità dei processi massimi di diversi tipi

$$P(t) = \phi_t, \quad \psi(s,t) = \text{Var}(X_{st})$$

- $\phi_{X(t)}(u) = e^{t\psi(u)}$ espon. di Lévy
- $\psi_{X(t)}(u) = e^t$ esponentiale Levy

th De Finetti:

$$1) X \text{ n.a. div. se } V_m \exists X_{ij} \text{ IID: } \sum_{i=1}^m X_{ij} = \bar{X}$$

(X è div. se posso riconoscerlo come somma di m.a. IID)

$$2) \bar{X} \text{ è div. se } \phi_{\bar{X}}(\xi) = [\phi_X(\xi)]^m, \text{ dove}$$

$$\phi_{\bar{X}}(\xi) = \mathbb{E}[e^{i\xi \bar{X}}]$$

uso \bar{X} è div se ho la funzione caratteristica reale esprimibile in termini di funzioni caratteristiche di altri m.a. n.a. IID.

$$3) F_{\bar{X}}(\cdot) \text{ di } \bar{X} \text{ è div. se } V_m,$$

$$\exists F_{\bar{X}}(x) = F_N^{n \times 1}(x) = F_{\bar{X}}(x)$$

(1° processo VS)

(analoga indipendenza VS var. osservabili)

* interazione 2 processi (VS 1 solo)

* analogie fra indipendenza di variabili osservabili (VS analogie fra tutte var.)

* $f_{\bar{X}}(\theta, \varphi_2) = f_{\bar{X}}(\theta_1) \cdot f_{\bar{X}}(\varphi_2)$ (VS $f_{\bar{X}_1}(\theta_1, \varphi_2) = f_{\bar{X}_1}(\theta_1) \cdot f_{\bar{X}_2}(\varphi_2)$)

* invarianza per permutazioni finite *** all'interno di ciascun sottosistema di v.o.

$$F_{1,-n;2,-m}(x, \lambda) = F_{1,-1, \dots, -n; 2,-1, \dots, -m}(x, \lambda) = F_{n,m}(x, \lambda)$$

$$(VS F_{3,-n-m}(x) = F_{3,-1, \dots, -n-m}(x) = F_n(x))$$

$$(X_i = E_i \Rightarrow W_m = \sum_{j=1}^m F_j(dx) \text{ VS})$$

$$(P(B) = \sum_{j=1}^m P_{X_j}(B) F_j(dx) \text{ VS})$$

independenti tutte

$$F_{1,-n}(x) = \sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n F_{X_i}(x_i) G_j(dx) \text{ VS}$$

formo funzionale
fatto

(non contiene relazione
verbale da cui
sia le distribuzioni)

Teo rappres De Finetti

* indicatori: $X_i = E_i \Rightarrow W_m = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n Y_{ij} F_j(dx, dy)$

$$P(B) = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n P_{X_j,Y_i}(B) F(dx, dy) \text{ P.C. 1- se } X, Y \text{ sono indipendenti}$$

indipendenza stocast generalizzata (tra eventi I° tipo, II° tipo e fra I e II tipo)

$$* \text{ n.a. q.s. } F_{1,-n;2,-m}(x, y) = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \prod_{k=1}^n F_{X_k}(x_k) G_{Y_j}(y) \text{ VS}$$

* se G forse prodotto fra $G(dx)$ e $G(dy)$ il prodotto sarebbe composto da 2 processi scambiabili indipend. (condire suff) ma qui sono correlati

le variabili sono condizionatamente indipendenti

$$PP(S_m = m) = W_m = \sum_{x \in \Omega} F(x)^m = \lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x)$$

$$Pr(S_m = m) = W_m = \sum_{x \in \Omega} F(x)^m (1 - F(x))^{m-m}$$

Teor De Finetti (caso + generale)

Se E log.dgr de un finito di m.a. scambiabili non di alternativa illimitata, allora:

$$P(E) = \sum_{\substack{\text{processo} \\ \text{div.}}} P(E) \underbrace{A(dF)}_{\substack{\text{processo div. in } E \\ \text{processo div. in } E \\ (\text{FDR univ.})}}$$

6) Il processo scambiabile illimitato è rappresentabile come somma di processi i cui m.a. sono IID.

Oe Finiti

1) ∞ divisibili

2) scambiabili

3) Scambiabili
per permutazione

1)

∞ divisibili

• \bar{X} m.a. ∞ -divisibile se $\forall n \exists \bar{x}_{ij} \sim \left[\sum_{i=1}^m \bar{x}_{ij} \right] = x$

\bar{X} è ∞ -div se resto scambio c'è termo di m.a. IID

• \bar{X} m.a. ∞ -divisibile se $\forall n \phi_x(\xi) = [\phi_n(\xi)]^m$
 $e [e^{ix\xi}]$

caso X ∞ -div se le sue caratteristiche sono i rappresentativi delle n^{es} funzioni caratteristiche di m.a. IID

• \bar{X} m.a. ∞ $\exists F_N(x) | F_N^{(n)}(x) = F_x(x)$ di \bar{X}

2)

(+semplice) SCAMBIAZIBILI

• tutti e soli i processi scambiabili illimitati sono C.L.C
di processi stocastici i cui m.a. sono Be (IID)

È log dirci che n | E_x scambiabili

$$\hookrightarrow P(E) = \sum_0^1 P_x(B) F(dx)$$

$$S_m = n \cdot W_m = \sum_0^1 x^n F(dx) = \lim_{x \rightarrow +\infty} \frac{F_m(x)}{n}$$

$$S_m = n = W_m^{(n)} = \sum_0^1 \binom{n}{m} x^m (1-x)^{n-m} F(dx)$$

• (+generale)

È log dirci che n° finito di m.a. scambiabili non determinano l'illimitato

$$P(B) = \int P_F(B) M(dF)$$

ogni proc. stocastico scambiabile illimitato è rappresentabile
attraverso i processi formati da m.a. IID

③ [• 2 processi
analoghi all'interno dello stesso dispositivo]

- $X_i = |E_i| \quad \left\{ \begin{array}{l} w_{1,1}, w_2 = \int_0^S \int_0^S x^n \times^m F(dx, dy) \\ Y_j = |F_j| \end{array} \right.$

- m.a.gli

$$F_{1, \dots, m; 1, \dots, m}(x, y) = \sum_{\{w\}} \sum_{\{y\}} \left[\prod_{i=1}^m F(x_i) \right] \left[\prod_{j=1}^m F(y_j) \right] G(dw, dy)$$

$$\left(\text{if } F_{1, \dots, m}(x) = \sum_{\{w\}} \left[\prod_{i=1}^m F(x_i) \right] G(dw) \right)$$

(B)

INFERNENZA SUI PROCESSI DI POISSON

$$\begin{aligned} N(t) &\# \text{ di avv in } [0, t] \\ T_j &\text{ intervallo} \\ S_m &= \sum T_j \end{aligned}$$

INFERNENZA SU TEMPI D'ARRIVO T_j ESP-Ga

- 1) $\bar{T}_j | H = \theta$ e.d. θ
- 2) $\bar{T}_j | H = \theta \sim \exp(\theta)$
- 3) $f_H(\theta) \sim \text{Gamma}(\alpha, \beta)$

$$\frac{\partial^k}{\partial \theta^k} f_H(\theta) = \frac{\alpha^k}{\Gamma(\alpha)} \theta^{\alpha+k-1} e^{-\beta \theta}$$

Definizi.
non classico

$$f_{T_1}^{(H)}(\theta) = \int_0^{+\infty} f_H^{(H)}(\theta) f_H(\theta) d\theta$$

$$= \text{nucleo Ga}(\alpha+1, \beta+1)$$

$$= \frac{\alpha \beta^\alpha}{(\beta + \theta)^{\alpha+1}}$$

dalle scambi \rightarrow est.
non \rightarrow NO

$$f_{T_1, \dots, T_m}^{(H)}(\theta) = \int_0^{+\infty} f_H^{(H)}(\theta) \prod_{j=1}^m f_H(\theta) d\theta$$

$$= \text{nucleo Ga}(\alpha+m, \beta + \sum_{j=1}^m \theta_j)$$

$$F_T^{(x+m)} = (\alpha)_m F_T^{(\alpha)}$$

$$\alpha(\alpha+1) \cdots (\alpha+m-1)$$

$$= \frac{(\alpha)_m \beta^\alpha}{(\beta + \sum \theta_j)^{\alpha+m}}$$

$$K_m = \prod_{j=1}^m (T_j = \xi_j)$$

$$l(\theta | K_m) \stackrel{?}{=} f(\xi | \theta) = \prod_{j=1}^m \theta e^{-\theta \xi_j} = \theta^m e^{-\theta \sum_{j=1}^m \xi_j}$$

$$\Rightarrow \hat{\theta}_{ML} = \frac{m}{\sum \xi_j} \quad \begin{cases} \# \text{ avv} \\ \text{tempo ass. totale} \end{cases}$$

Metodo indiretto $g(\lambda | \mu) \xrightarrow{\text{Bayes}} g(\lambda | H, K)$

$$g_H(\theta | K_m) \propto f_H(\theta) \cdot l(\theta | K_m) =$$

$$= \text{nucleo Gamma}(\alpha+m, \beta + \sum \xi_j)$$

$$f_H(\xi | K_m) = \frac{(\alpha')_m \cdot (\beta')^{\alpha'}}{(\beta' + \sum \xi_j)^{\alpha'+m}}$$

$$E(\theta | H, K) = \frac{\alpha+m}{\beta + \sum \xi_j} \quad \left(\frac{\# \text{ avv}}{\beta} \right)$$

INFERNENZA SU N° ARRIVI N_m Po-Ga

- 1) $N_m | H = \theta$ e.d. θ
- 2) $N_m | H = \theta \sim \text{Poi}(\theta)$
- 3) $f_H(\theta) \sim \text{Gamma}(\alpha, \beta)$

Legge tempo di arrivo - Definizi. di arrivo

Definizi. non classico

$$A(H) \ni P\left(\bigwedge_{h=1}^m (N_h = n_h) | H\right) \stackrel{?}{=} \int_0^{+\infty} P\left(\bigwedge_{h=1}^m (N_h = n_h) | H = \theta\right) f_H(\theta) d\theta$$

$$= \text{nucleo Gamma}(\alpha + \sum n_h, \beta + \sum n_h)$$

$$= \frac{\Gamma(\alpha + \sum n_h)}{(\alpha + \beta)^{\alpha + \sum n_h}} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{1}{\prod n_h!}$$

$$K = \prod_{i=1}^m (N_i = n_i)$$

$$l(\theta | K_m) \stackrel{?}{=} P_r\left(\bigwedge_{h=1}^m (N_h = n_h) | \theta\right) = \prod_{h=1}^m \frac{e^{-\theta} \theta^{n_h}}{n_h!}$$

$$\Rightarrow \hat{\theta}_{ML} = \frac{\sum n_h}{m} \quad \begin{cases} \# \text{ avv in tutto} \\ \# \text{ totale avv} \end{cases}$$

Metodo indiretto

$$g_H(\theta | K_m) \propto f_H(\theta) l(\theta | K_m) =$$

$$= \text{nucleo Gamma}(\alpha + \sum n_h, \beta + m)$$

$$P_H\left(\bigwedge_{h=1}^N (N_{h+N} = n_h | K_m)\right) = \int_0^{+\infty} \frac{e^{-\theta} \theta^{\sum n_h}}{\prod n_h!} \frac{(\alpha + \sum n_h - 1)!}{(\alpha + \sum n_h - 1)!} d\theta$$

$$E(\theta | H, K) = \frac{\alpha + \sum n_h}{\beta + m}$$

$$= \frac{\beta \cdot \alpha / \beta + \sum_{j=1}^m n_j / \sum n_j}{\beta + \sum n_j}$$

$$= \frac{\beta \cdot E(\bar{N})/H}{\beta + \sum n_j} + \frac{\hat{\theta} \cdot \sum n_j}{\beta + \sum n_j} //$$

$$= \frac{\beta \cdot \alpha / \beta + m \cdot \sum n_i / m}{\beta + m}$$

$$= \frac{\beta \cdot E(\bar{N})/H}{\beta + m} + \frac{\hat{\theta}_{ml} - m}{\beta + m} //$$

Metodo diretto $f(t_1, \dots, t_m | H) \xrightarrow{TPC} f(t_1, \dots, t_m | H, K_m)$

$$\prod_{j=1}^m \frac{n_j}{m} \rightarrow \prod_{j=1}^m \frac{n_j}{m+m}$$

$$\stackrel{TPC}{=} \frac{f(t_1, \dots, t_m, t_{m+1}, \dots, t_{m+m})}{f(t_1, \dots, t_m | H)}$$

$$= \frac{(\alpha')_m (\beta')^m}{(\beta' + \sum t_j)^{\alpha' + m}}$$

$$\text{con } \alpha' = \alpha + m, \beta' = \beta + \sum_{j=1}^m t_j$$

$(m, \sum n_j)$ sufficiente
di K_m

CQ. converte SMV
e stime su misura

Metodo diretto

$$P_H \left(\prod_{k=1}^m N_{m+k} = v_k | K_m \right) =$$

$$\stackrel{TPC}{=} P_H \left(\prod_{k=1}^m (N_k = n_k) \prod_{k=1}^m (N_{m+k} = v_k) \right)$$

$$= P_H \left(\prod_{k=1}^m (N_k = n_k) \right)$$

$(m, \sum n_k)$ sufficiente di K_m

INFERNZA SU PROCESSI BEPOUER - BETA

estrazione o da



- 1) $X_i \stackrel{d}{=} |E_i| \quad (\mathbb{N} = 0) \text{ // } 0 \neq \theta$
- 2) $X_i | \theta = \theta \sim \text{Be}(\theta)$
- 3) $g_H(\theta) \sim \text{Beta}(\alpha, \beta)$

$$P(E | \theta = \theta) = \theta^p (1-\theta)^{1-p}$$

$$g_H(\theta) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \theta^{\alpha-1} (1-\theta)^{\beta-1}$$

Oss ^{PBPICI}
D.Finotti $m, n > \delta, \epsilon$

$$\begin{aligned} \cdot P(E|H) &= \int_0^{+\infty} P(E|\theta) \cdot g(\theta|H) d\theta = \int_0^{+\infty} \theta^p (1-\theta)^{1-p} \cdot \left(\frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \theta^{\alpha-1} (1-\theta)^{\beta-1} \right) d\theta = \\ \text{distr.} \quad &= \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \int_0^{+\infty} \theta^{(\alpha+p)-1} \cdot (1-\theta)^{(\beta+1-p)-1} d\theta = \\ \text{iniziale} \quad &= \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \cdot \frac{\Gamma(\alpha+p) \Gamma(\beta+1-p)}{\Gamma(\alpha+\beta+p)} = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \cdot \frac{(p)_m \cdot (1-p)_{n-m}}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} = \\ &= \frac{(p)_m \beta_{n-m}}{(\alpha+\beta)_m} \end{aligned}$$

$$K_m = \prod_{i=1}^m E_i^l \quad (\rightarrow S_m = s)$$

$$\cdot L(\theta | K_m) = \theta^s (1-\theta)^{t-s}$$

Metodo indiretto

$$\begin{aligned} \cdot g_H(\theta | K_m) \propto L(\theta | K_m) \cdot g(\theta | H) = \theta^s (1-\theta)^{t-s} \cdot \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \theta^{\alpha-1} (1-\theta)^{\beta-1} = \\ = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \cdot \theta^{(\alpha+s)-1} (1-\theta)^{(\beta+t-s)-1} \end{aligned}$$

→ nuovo Beta ($\alpha+s, \beta+t-s$)

distrib finale

$$\begin{aligned} \cdot P(E | H \wedge K_m) &= \int_0^{+\infty} P(E|H) g(\theta | H \wedge K_m) d\theta = \int_0^{+\infty} \left(\frac{(\alpha)_m \beta_{n-m}}{(\alpha+\beta)_m} \right) \cdot \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \theta^{(\alpha+s)-1} (1-\theta)^{(\beta+t-s)-1} d\theta \\ &= \left[\frac{(\alpha)_m (\beta_{n-m})}{(\alpha+\beta)_m} \right] \cdot \frac{\Gamma(\alpha+s) \Gamma(\beta+t-s)}{\Gamma(\alpha+\beta+s+t)} \\ &= \frac{(\alpha+s)_m (\beta+t-s)_{n-m}}{(\alpha+\beta+s+t)_m} \end{aligned}$$

Metodo diretto ✓

Boxes

$$\text{Oss } P_H(E | K_m) = \frac{P(E \wedge K_m)}{P(K_m)} = \frac{P(K_m | E) P_H(E)}{P(K_m)} = \frac{P_H(E) - P(K_m | \bar{E})}{P_H(E) P(K_m | E) + P(K_m | \bar{E}) P(\bar{E})}$$

$$P_H(E) = p$$

$$1 - = P(K_m | \bar{E})$$

Caso inverso non trascurabile: Equazione per $P(E | K_m)$

$$\frac{P_H(E)}{P_H(E) + [1-P(E)] - P(K_m | \bar{E})} / P(K_m | E) = \frac{p}{p + (1-p) \cdot 1/s}$$



INFERNENZA SU PROCESSI NORMAUX-NORMAL

misurare temperatura liquefazione dell'acqua (H); X_n = misurazione

$$\begin{aligned} 1) \quad X_n | H &= \theta \quad \text{distrib. di } X_n \\ 2) \quad X_n | H &= \theta \quad \sim N(\theta, \sigma_u^2) \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{(perche' } X_n = H + U_n \text{ con } U_n \sim N(0, \sigma_u^2) \\ \text{e } H \mid H \sim N(\mu_0, \sigma_0^2) \end{array} \right. \\ 3) \quad g_H(\theta) &\sim N(\mu_0, \sigma_0^2) \quad \left. \begin{array}{l} \text{e } \frac{1}{2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \frac{(\theta - \mu_0)^2}{\sigma_0^2} \right\} \\ \text{e } \frac{1}{2\pi\sigma^2} \end{array} \right\} \end{aligned}$$

$$K_n = \prod_{i=1}^n P(X_i = x_i) = e^{-n \frac{(\theta - \bar{x})^2}{2\sigma_u^2}}$$

Metodo indiretto

$$\begin{aligned} g_H(\theta | K_n) &\propto g_H(\theta) l(\theta | K_n) \propto \exp \left\{ -\frac{(\theta - \mu_0)^2}{2\sigma_0^2} \right\} \cdot \exp \left\{ -n \frac{(\theta - \bar{x})^2}{2\sigma_u^2} \right\} \\ &= \exp \left\{ -\frac{(\theta - \mu_0)^2}{2\sigma_0^2} + \frac{-n(\theta - \bar{x})^2}{2\sigma_u^2} \right\} \\ &= \text{nucleo Normale} \left(\frac{\mu_0 + \frac{n\bar{x}}{\sigma_u^2}}{\frac{1}{\sigma_0^2} + \frac{n}{\sigma_u^2}}, \frac{1}{\frac{1}{\sigma_0^2} + \frac{n}{\sigma_u^2}} \right) \end{aligned}$$

(μ, \bar{x}) è basta sufficiente (n, \bar{x})

cl. differenza fra media camp. \bar{x} e μ_0 :
le priori è cost. al $\frac{1}{n}$ di n

se si moltiplica per n con n
(ma non cambia i valori attesi
delle aspettative: solo $\# : n$)

Metodo diretto

\checkmark

INFERNERIA SU PROCESSO POISSON - COMPOSTO

N_t processo arrivi, $\text{H}_1 = \text{intensità arrivi} (\text{non del tutto nata})$

Y_j processo effetti/presi, $\text{H}_2 = \text{intensità effetti} (\text{non del tutto nata})$
 $(Y_0 = 0)$

$$X(s) = \sum_{j=1}^{N(s)} Y_j \quad \text{con } F_{X(t)}(x) = P(X(t) \leq x) = \sum_{n \geq 0} P(N_t = n) P(X(t) \leq x | N_t = n) \\ = \sum_{n \geq 0} P(N_t = n) \cdot F^{*n}(x)$$

$\text{H}_2 = \theta_2 \text{ anche non nata}$

i) $N(t) | \text{H}_1 = \theta_1 \sim \text{Poi}(\theta_1)$ and $V\theta_1$ $\left(P(N_t = m | \text{H}_1 = \theta_1) = \frac{\theta_1^m e^{-\theta_1}}{m!} \right)$

ii) $Y_j | \text{H}_2 = \theta_2 \sim \text{exp}(\theta_2)$ and $V\theta_2$ $\left(f_{Y_j}(y_j | \text{H}_2 = \theta_2) = \theta_2 e^{-\theta_2 y_j} \right)$

con $N(t) \perp \!\!\! \perp Y_j$ condizionatamente a $\text{H}_1 = \theta_1$ $\text{H}_2 = \theta_2$ anche non nata

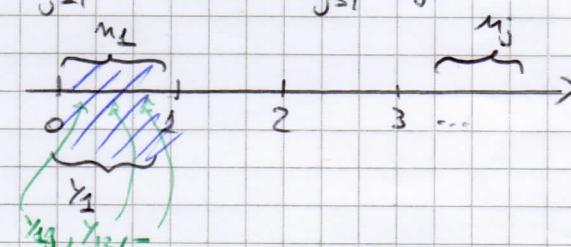
- $g(\text{H}_1 \text{H}_2 | H) =$ a) $g_1(\text{H}_1 | H) \cdot g_2(\text{H}_2 | H)$ indip stocastica

b) $\sim \text{Beta bivariata} \rightarrow \text{Scambiabilità parziale}$

c) $\sim \text{mistura di prodotti Gamma}$

$$K = \underbrace{(m, m_1, \dots, m_m)}_{\text{n° arrivi su scuse degli}} \underbrace{(Y_1, \dots, Y_m)}_{\text{in intervalli effetti in}} \quad \text{e} \quad Y_1 = \sum_{j=1}^{m_1} Y_{1j}, \dots, Y_m = \sum_{j=1}^{m_m} Y_{mj}$$

n° arrivi su scuse degli
in intervalli effetti in
ciascun intervallo



fix periodo (j)

a) $\ell(\theta_1, \theta_2 | K) = \ell(\theta_1 | K) \ell(\theta_2 | K)$

$\underset{u_j}{\underbrace{(K = K_j)}} \wedge \underset{u_j}{\underbrace{(Y_k = Y_j)}} \quad \underset{u_j}{\underbrace{e^{-\theta_1} \frac{\theta_1^{u_j}}{u_j!}}} \cdot \theta_2^{m_j} \underset{u_j}{\underbrace{e^{-\theta_2} \sum_{k=1}^{m_j} Y_{kj}}} \propto (\theta_1 \cdot \theta_2)^{u_j} e^{-\theta_1 - \theta_2 \sum_{k=1}^{m_j} Y_{kj}}$

\rightarrow per tutti gli periodi:

$$\ell(\theta_1, \theta_2 | K_1, \dots, K_m) = (\theta_1 \theta_2)^{\sum_{j=1}^m u_j} e^{-m\theta_1 - \theta_2 \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{m_j} Y_{kj}} = \frac{[(\theta_1)^{m-m\theta_1}]}{[\theta_1]} \cdot \frac{[(\theta_2)^{m-m\theta_2}]}{[\theta_2]}$$

$$\hat{\theta}_{1M} = \frac{(\sum_{j=1}^m u_j)^m}{m} \# \text{ osservati}, \quad \hat{\theta}_{2M} = \frac{m}{(\sum_{j=1}^m u_j)} \# \text{ periodi} \quad \text{resto globale tutto gli osservati}$$

b) $g(\theta_1, \theta_2 | H) = G_a(a, b) \cdot G_b(b, d)$

$$g(\theta_1, \theta_2 | H) \propto g(\theta_1, \theta_2 | H) \cdot \ell(\theta_1, \theta_2 | K) \propto \left[\theta_1^{a-1} e^{-c\theta_1} \cdot \theta_2^{b-1} e^{-d\theta_2} \right] \cdot \left[\theta_1^{m-m\theta_1} \right] \cdot \left[\theta_2^{m-m\theta_2} \right]$$

$$= \left(\theta_1^{a+m-1} e^{-c\theta_1(d+m)} \right) / \left(\theta_2^{b+m-1} e^{-d\theta_2(d+m)} \right), \quad \text{le densità organizzate finale è ancora prodotto delle marginali.}$$

(m, m_j, y) è stat. sufficiente

$$c) f(\theta_1, \theta_2) = \frac{\prod (v_1, v_2, v_3)}{\Gamma(v_1)\Gamma(v_2)\Gamma(v_3)} \theta_1^{v_1-1} \theta_2^{v_2-1} (1-\theta_1-\theta_2)^{v_3-1}$$

distribuzione di Dirichlet
(Beta-Bivariate)

Le marginali sono: $\theta_1(\theta_1) \sim \text{Beta}(v_1, v_2 + v_3)$

$\theta_2(\theta_2) \sim \text{Beta}(v_2, v_1 + v_3)$

- $f(\theta_1, \theta_2 | H) \sim \text{Beta-Bivariate}(v_3, v_2, v_3)$

$K_1 \wedge K_2$

$$\ell(\theta_1, \theta_2 | K_1 \wedge K_2) = \theta_1^{\frac{s_1}{m_1}} (1-\theta_1)^{u_1-s_1} \cdot \theta_2^{\frac{s_2}{m_2}} (1-\theta_2)^{u_2-s_2}$$

$$- \nabla \hat{\theta}_{m_1} = \frac{s_1}{m_1}, \quad \hat{\theta}_{m_2} = \frac{s_2}{m_2}$$

- $f(\theta_1, \theta_2 | H \wedge K_1 \wedge K_2) \propto f(\theta_1, \theta_2 | H) \ell(\theta_1, \theta_2 | K_1 \wedge K_2) \propto \dots$

$$\propto \theta_1^{v_3+s_1-1} \theta_2^{v_2+s_2-1} (1-\theta_1)^{u_1-\lambda_1} (1-\theta_2)^{u_2-\lambda_2} (1-\theta_3)^{v_3-1}$$

...
ma è nucleo di leveraggio

e.c.l. di Beta-Bivariate

6) La famiglia che rimane inviolata nell'applicazione del teorema di Bayes non è la fam. delle Beta-Bivariate, ma
La famiglia delle c.d. delle Beta-Bivariate (finita)
mixture

KALMAN

M.I. $\hat{Y}_{M+1} = a \hat{Y}_M + V_M$ $V_M \perp \!\!\! \perp Y_M$

O. $X_M = b \hat{X}_M + W_M$ $W_M \perp \!\!\! \perp \hat{X}_M$

$V_M \sim N(0, \sigma_V^2)$

$$P_{M|M} = E((\hat{Y}_M - \hat{Y}_{M|M})^2)$$

|1) $\hat{Y}_{M+1|M} = a \hat{Y}_{M|M}$

|2) $P_{M+1|M} = E((\hat{Y}_{M+1|M} - \hat{Y}_{M+1|M})^2) = a^2 P_{M|M} + \sigma_V^2$ \rightarrow ref \hat{Y}

* 3) $\hat{Y}_{M+1|M+1} = \hat{Y}_{M+1|M} + \frac{b P_{M+1|M}}{b^2 P_{M+1|M} + \sigma_W^2} \cdot (X_{M+1} - b \hat{Y}_{M+1|M})$ \rightarrow ref X

4) $P_{M+1|M+1} = \frac{\sigma_W^2 P_{M+1|M}}{b^2 P_{M+1|M} + \sigma_W^2}$ \rightarrow ref \hat{X}

Table of Distributions

Distribution	PMF/PDF and Support	Expected Value	Variance	MGF
Bernoulli Bern(p)	$P(X = 1) = p$ $P(X = 0) = q = 1 - p$	p	pq	$q + pe^t$
Binomial Bin(n, p)	$P(X = k) = \binom{n}{k} p^k q^{n-k}$ $k \in \{0, 1, 2, \dots, n\}$	np	npq	$(q + pe^t)^n$
Geometric Geom(p)	$P(X = k) = q^k p$ $k \in \{0, 1, 2, \dots\}$	q/p	q/p^2	$\frac{p}{1-qe^t}, qe^t < 1$
Negative Binomial NBin(r, p)	$P(X = n) = \binom{r+n-1}{r-1} p^r q^n$ $n \in \{0, 1, 2, \dots\}$	rq/p	rq/p^2	$(\frac{p}{1-qe^t})^r, qe^t < 1$
Hypergeometric HGeom(w, b, n)	$P(X = k) = \binom{w}{k} \binom{b}{n-k} / \binom{w+b}{n}$ $k \in \{0, 1, 2, \dots, n\}$	$\mu = \frac{nw}{w+b}$	$\left(\frac{w+b-n}{w+b-1}\right) n \frac{\mu}{n} (1 - \frac{\mu}{n})$	messy
Poisson Pois(λ)	$P(X = k) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}$ $k \in \{0, 1, 2, \dots\}$	λ	λ	$e^{\lambda(e^t - 1)}$
Uniform Unif(a, b)	$f(x) = \frac{1}{b-a}$ $x \in (a, b)$	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{(b-a)^2}{12}$	$\frac{e^{tb} - e^{ta}}{t(b-a)}$
Normal $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$	$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x-\mu)^2/(2\sigma^2)}$ $x \in (-\infty, \infty)$	μ	σ^2	$e^{\mu + \frac{\sigma^2 t^2}{2}}$
Exponential Expo(λ)	$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ $x \in (0, \infty)$	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{1}{\lambda^2}$	$\frac{\lambda}{\lambda-t}, t < \lambda$
Gamma Gamma(a, λ)	$f(x) = \frac{1}{\Gamma(a)} (\lambda x)^a e^{-\lambda x}$ $x \in (0, \infty)$	$\frac{a}{\lambda}$	$\frac{a}{\lambda^2}$	$\left(\frac{\lambda}{\lambda-t}\right)^a, t < \lambda$
Beta Beta(a, b)	$f(x) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1}$ $x \in (0, 1)$	$\mu = \frac{a}{a+b}$	$\frac{\mu(1-\mu)}{(a+b+1)}$	messy
Log-Normal $\mathcal{LN}(\mu, \sigma^2)$	$\frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(\log x - \mu)^2/(2\sigma^2)}$ $x \in (0, \infty)$	$\theta = e^{\mu + \sigma^2/2}$	$\theta^2(e^{\sigma^2} - 1)$	doesn't exist
Chi-Square χ_n^2	$\frac{1}{2^{n/2}\Gamma(n/2)} x^{n/2-1} e^{-x/2}$ $x \in (0, \infty)$	n	$2n$	$(1-2t)^{-n/2}, t < 1/2$
Student- t t_n	$\frac{\Gamma((n+1)/2)}{\sqrt{n\pi\Gamma(n/2)}} (1 + x^2/n)^{-(n+1)/2}$ $x \in (-\infty, \infty)$	0 if $n > 1$	$\frac{n}{n-2}$ if $n > 2$	doesn't exist