

3-4-2023

Εclass: $\alpha\mu\epsilon\lambda\omicron\upsilon\sigma\alpha\varsigma$ - R codes

G/G1 simulation
Παραδείγματα
+ G/G1/m

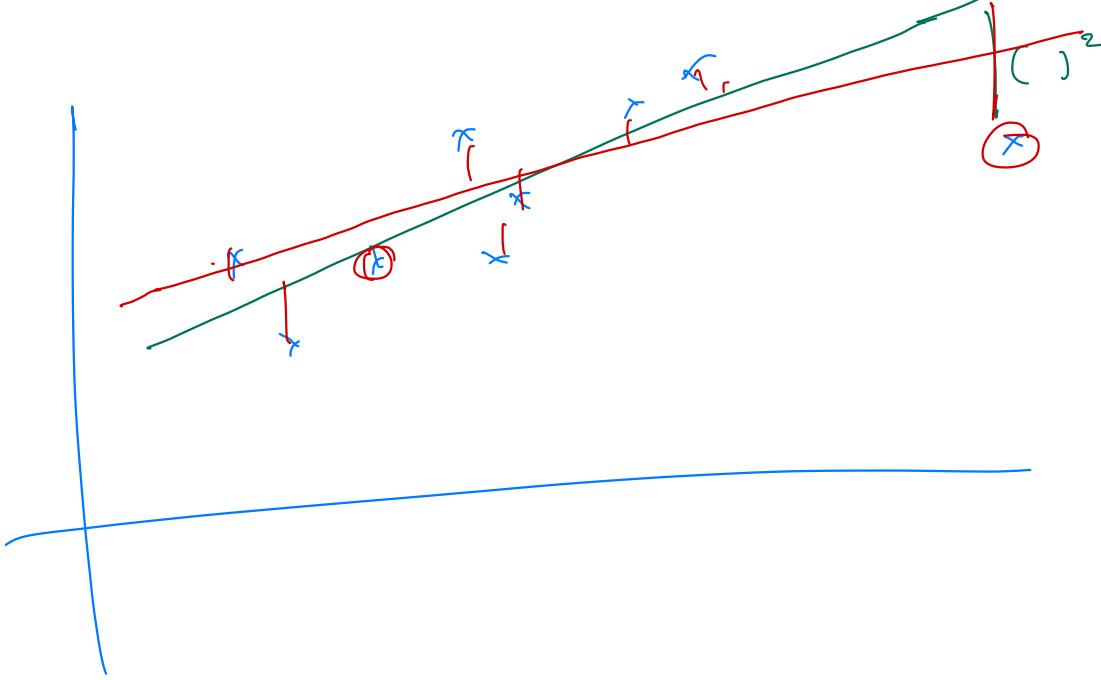
αρχικό ~~κ~~ σ^2 σ^2
απειρίτων.

Στατιστική συμπερασματική / Εκτίμηση
και ποσοτική ανάλυση.

① Εκτίμηση MSE με επαναλήψεις
Εκτιμήσεις μέσω bootstrapping.

② Μέθοδοι ελαττώσεως διασποράς
(variance reduction).

Bootstrap (Resampling methods)
(bootstrap - jackknife)



Bootstrap

$$X_1, \dots, X_n \text{ iid } \sim F$$

αγνωστη ποσότητα $\theta(F)$

Αν υπάρχει $Y = h(X) : E(Y) = \theta \Rightarrow$

$$(X_1, \dots, X_n) \rightarrow (Y_1, \dots, Y_n) \rightarrow \left. \begin{array}{l} \bar{Y}_n, S_{Y_n} \\ \downarrow \\ E(\bar{Y}_n) = \theta \end{array} \right\} \Rightarrow \text{DE}$$

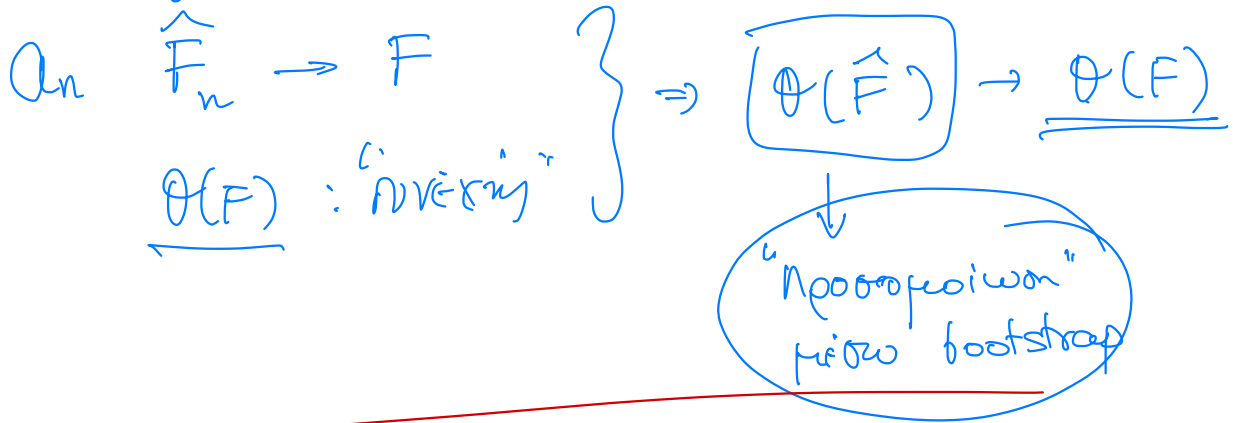
$Y_j = h(X_j)$

π.χ. αν $\theta = \text{ποσοστό } \alpha \text{ της } F = F^{-1}(\alpha)$

$$\theta = \frac{E(Y)}{E(X)}$$

π.χ. $\theta = \frac{1}{E(X)}$ (π.χ. $X \sim \text{Exp}(\lambda), \lambda = \frac{1}{E(X)} = \theta(F)$)

Από δείγμα \rightarrow ερμηνεία ως f με $\hat{F} = \hat{F}$

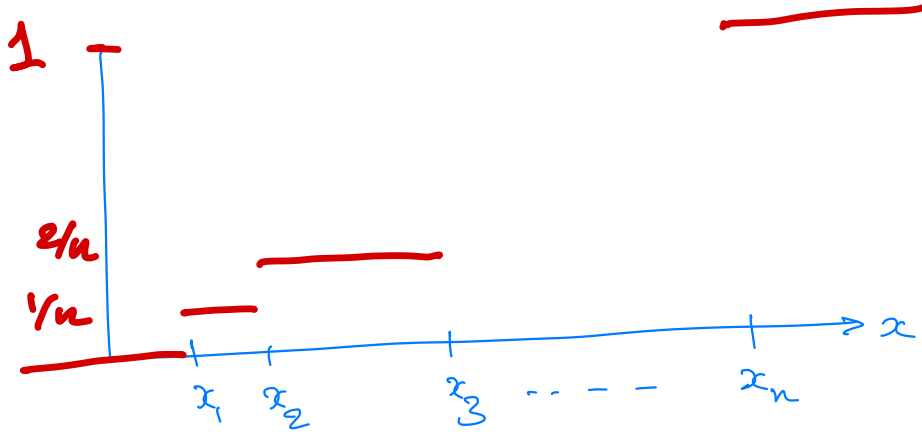


Εμπειρική κατανομή δείγματος

$F_e(x; x_1, \dots, x_n)$

$$F_e(x; x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbb{1}(x_j \leq x) = \% \text{ παρατ. } \leq x$$

ωραία ονάρμα
 $x \in \mathbb{R}$



Όταν $n \rightarrow \infty$ $F_e(x) \rightarrow F(x)$ οποιαδήποτε ως προς x με n.i.d.
(Glivenko-Cantelli)

$\theta(F_e) \rightarrow \theta(F)$

A.X. αν $n = 1000$

$$\theta(F) = 95\% \text{ ποστ. ραθ } F$$

$$\theta(F_e) = ? \text{ 95\% ποστ. ραθ } F_e.$$

$$n = 1000 \Rightarrow \boxed{\theta(F_e) = x_{950}}$$

Επιπλέον μια εκτίμηση για $MSE(F) = E_F[(g - \theta(F))^2]$

$$\text{είναι } MSE(F_e) = E_{F_e} \left[\underbrace{g(x_1, \dots, x_n)}_{\hat{\theta}} - \theta(F_e) \right]^2$$

$\theta(F_e) = ? \leftarrow$ εκτίμηση μέσω προσομοίωσης

Εσω δείγμα (x_1, \dots, x_n)

$$F_e(x) = \begin{cases} 1/n & , x \leq x_1 \\ 2/n & , x_1 < x \leq x_2 \\ \vdots & \\ 1 & , x \geq x_n \end{cases} \leftarrow \text{διακε} \\ \text{ομοίωσι} \\ \text{στο } \{x_1, \dots, x_n\}$$

ποια είναι η γωνία?

Διμερολογία χωρίς αρ. από $\{x_1, \dots, x_n\}$ 100-
n θέματα

Εκτίμηση $\theta(F_e)$ από δείγμα (x_1, \dots, x_n)

∴ δημιουργία νέου δείγματος μεγέθους N

N παρατηρήσεις από την διασπορά $\{x_1, \dots, x_n\}$

(N παρατηρήσεις με επανκλήση από $\{x_1, \dots, x_n\}$)

Έστω (y_1, \dots, y_N) το bootstrap sample.

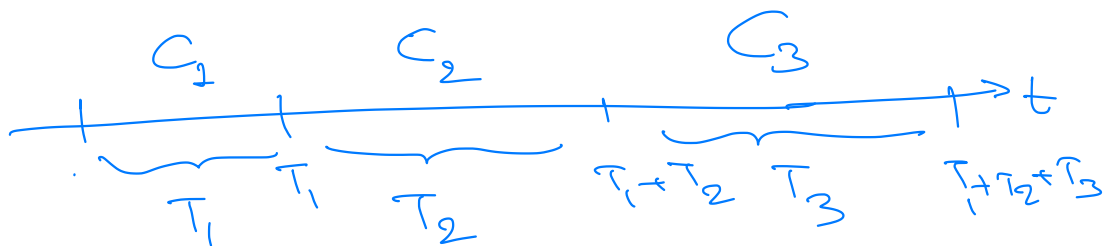
↓
 $\theta(F_e)$

Παράδειγμα

Έστω μια αραγεννητική διαδικασία $\{X(t), t \geq 0\}$

με μήκος κύκλου αναγέννησης T

σε κάθε κύκλο υπολογίζουμε ένα κόστος κύκλου C



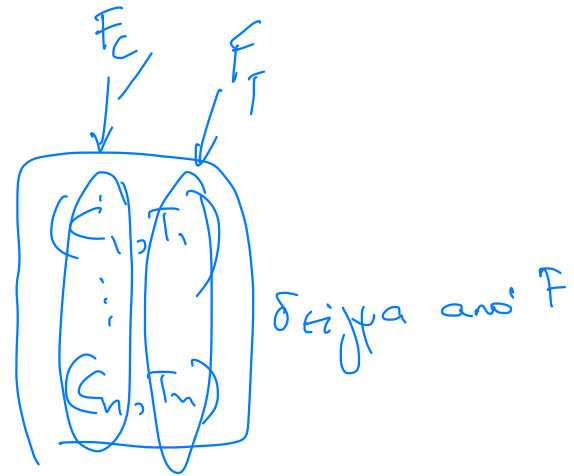
Γενικά $C_j = \int_{T_{j-1}}^{T_j} h(X(u)) du$ ✓

$(C_1, T_1), (C_2, T_2), \dots$ αιτμ. με ανοκωτή κατανομή F

Αναρ. θεωρημα: $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \int_0^t h(x(u)) du = \frac{E(C)}{E(T)}$
 p.n.L.

$$\theta(F) = \frac{E_F(C)}{E_F(T)} = \frac{E(\text{κόστος κίτρου})}{E(\text{μικρο κίτρου})}$$

$$\hat{\theta} = \frac{(C_1 + \dots + C_n)/n}{(T_1 + \dots + T_n)/n}, \text{ οπου}$$



$$E(\hat{\theta}) = E\left(\frac{\bar{C}}{\bar{T}}\right) = E\left(\frac{\sum C_i}{\sum T_i}\right) \neq \frac{E(\bar{C})}{E(\bar{T})} = \frac{E(C)}{E(T)}$$

$\hat{\theta}$ όχι ανεξάρτητη

$$\hat{\theta} = \hat{\theta}(C_1, T_1, C_2, T_2, \dots, C_n, T_n)$$

Θέλουμε να εξημερώσουμε το MSE($\hat{\theta}$)

Έστω ένα δείγμα $\begin{pmatrix} (C_1, t_1) \\ \vdots \\ (C_n, t_n) \end{pmatrix}$ από F

F_e : διακε. που ομοιωσαν ως $\{(C_1, t_1), \dots, (C_n, t_n)\}$

$$\theta(F_e) = \frac{E_{F_e}(C)}{E_{F_e}(T)} = \underline{\hspace{2cm}}$$

Όπου κερν από F_e C: δ. ομοιωσε $\{C_1, \dots, C_n\}$

$$E_{F_e}(C) = \frac{1}{n} C_1 + \frac{1}{n} C_2 + \dots + \frac{1}{n} C_n = \bar{C}_n$$

$$E_{F_e}(T) = \bar{t}_n$$

$$\Rightarrow \theta(F_e) = \frac{\bar{C}_n}{\bar{t}_n}$$

αυτό είναι
είναι ανεξάρτητοι

$$\hat{\theta} = \frac{\bar{C}_n}{\bar{t}_n}$$

αυτό
το αποτέλεσμα
είναι

θα μπορούσε $\hat{\theta} = g(C_1, t_1, \dots, C_n, t_n)$
affin εξάρτηση

$$MSE(\hat{\theta}) = E_F[(\hat{\theta} - \theta(F))^2]$$

$$\approx E_{F_e}[(\hat{\theta} - \theta(F_e))^2]$$

$$\hat{MSE}(\hat{\theta}) = E_{F_e}[(\hat{\theta} - \frac{\bar{C}_n}{\bar{t}_n})^2]$$

bootstrap
estimate
of $MSE(\hat{\theta})$.

$$\hat{\theta} = g(C_1, T_1, C_2, T_2, \dots, C_n, T_n)$$

από $(C_1, T_1), \dots, (C_n, T_n)$ iid από F_e
(καθώς και F)

Για να εκτιμησουμε το $MSE(\hat{\theta}) = E_{F_e}(\hat{\theta} - \frac{\bar{C}_n}{\bar{t}_n})^2$

μέσω Monte Carlo :

$$\hat{MSE} = E(Y)$$

όπου

$$Y = \left(\frac{\bar{C}}{\bar{T}} - \frac{\bar{C}_n}{\bar{T}_n} \right)^2$$

όπου

$$\bar{C} = \frac{C_1 + \dots + C_n}{n}, \quad \bar{T} = \frac{T_1 + \dots + T_n}{n}$$

και

$(C_1, T_1), \dots, (C_n, T_n)$ διαφ. ομο.

ομο $\{(C_i, t_i), \dots, (C_n, t_n)\}$

γεννήτρια της Y .

Για μια παρατήρηση $Y_j : j=1, \dots, N$

παιρνουμε n παρατ. από

διαφ. ομοιοτ. $\{(C_1, t_1), (C_2, t_2), \dots, (C_n, t_n)\}$

έτσι

$$\left(\begin{array}{l} C_{j1}, T_{j1} \\ C_{j2}, T_{j2} \\ \vdots \\ C_{jn}, T_{jn} \end{array} \right) \Rightarrow Y_j = \left(\frac{\sum_{i=1}^n C_{ji}}{\sum_{i=1}^n T_{ji}} - \frac{\bar{C}_n}{\bar{T}_n} \right)^2$$

$(j=1, \dots, N)$

$$\hat{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Y_j$$

Oran $N \rightarrow \infty$ $\hat{MSE}(\hat{\theta}) \Rightarrow E_{F_e} \left[(\hat{\theta} - \theta(F_e))^2 \right]$

Noto kaha ekae

oio $MSE = E_F \left[(\hat{\theta} - \theta(F))^2 \right]$

Oran $n \rightarrow \infty \Rightarrow F_e \approx F$

$\Rightarrow MSE_{F_e} \approx MSE_F$