

Ροπογεννήτριες (moment generating functions), πιθανογεννήτριες (probability generating functions) και χαρακτηριστικές συναρτήσεις (characteristic functions)

Η ροπογεννήτρια συνάρτηση της τ.μ. X είναι η πραγματική συνάρτηση πραγματικής μεταβλητής t , $M_X : A \rightarrow \mathbb{R}$ όπου $A \subseteq \mathbb{R}$

$$M_X(t) = \mathbb{E}[e^{tX}] = \begin{cases} \sum_{x \in X(\Omega)} e^{tx} P\{X = x\}, & X = \text{διακριτη} \\ \int_{-\infty}^{\infty} e^{tx} f_X(x) dx, & X = \text{συνεχης} \end{cases}.$$

Είναι εμφανές ότι αναγκαία προϋπόθεση για την ύπαρξη της ροπογεννήτριας συνάρτησης, είναι η ύπαρξη όλων των ροπών $\mu_k = \mathbb{E}[X^k]$ της X εφόσον

$$M_X(t) = \mathbb{E}[e^{tX}] = \mathbb{E}\left[\sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k X^k}{k!}\right] = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} \mathbb{E}[X^k] = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} \mu_k.$$

Αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει για όλες τις κατανομές η ροπογεννήτρια συνάρτηση. Για παράδειγμα η student – t με k βαθμούς ελευθερίας, δεν έχει ροπογεννήτρια για κανένα πεπερασμένο k . Όμως για $k = \infty$ παίρνουμε την κανονική κατανομή, που όλες τις οι ροπές συγκλίνουν και η αντίστοιχη ροπογεννήτρια υπάρχει.

Επίσης έχουμε ότι

$$M_X^{(k)}(t) = \mathbb{E}[X^k e^{tX}] \Rightarrow M_X^{(k)}(0) = \mathbb{E}[X^k],$$

όπου $M_X^{(k)}(t)$ η k τάξης παράγωγος ως προς t της $M_X(t)$.

Η χαρακτηριστική συνάρτηση¹ της τ.μ. X είναι η μιγαδική συνάρτηση μίας πραγματικής μεταβλητής t , $\varphi_X : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$

$$\varphi_X(t) = \mathbb{E}[e^{itX}] = \begin{cases} \sum_{x \in X(\Omega)} e^{itx} P\{X = x\}, & X = \text{διακριτη} \\ \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} f_X(x) dx, & X = \text{συνεχης} \end{cases}$$

Η χαρακτηριστική συνάρτηση πάντα υπάρχει. Για παράδειγμα εάν $X \sim f_X(\cdot)$

¹ Characteristic function (cf)

$$|\varphi_X(t)| = \left| \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} f_X(x) dx \right| \leq \int_{-\infty}^{\infty} |e^{itx}| |f_X(x)| dx = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1, \forall t \in \mathbb{R}.$$

Για παράδειγμα, αν και η Cauchy – Lorentz ² δεν έχει καμία ροπή, που σημαίνει ότι δεν υπάρχει η αντίστοιχη ροπογεννήτρια συνάρτηση, η χαρακτηριστική της συνάρτηση υπάρχει. Εάν $X \sim Ca(0,1)$, δηλαδή η X ακολουθεί την τυπική Cauchy – Lorentz έχουμε:

$$f_X(x) = Ca(x|0,1) = \frac{1}{\pi(1+x^2)}, x \in \mathbb{R} \Leftrightarrow \varphi_X(t) = e^{-|t|}, t \in \mathbb{R}.$$

Όταν υπάρχει και η αντίστοιχη ροπογεννήτρια συνάρτηση, τότε ισχύουν οι σχέσεις:

$$M_X(t) = \varphi_X(-it) \Leftrightarrow \varphi_X(t) = M_X(it).$$

Ο μετασχηματισμός Fourier της πυκνότητας f_X είναι

$$\mathcal{F}_X(t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} f_X(x) dx = \left(\int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} f_X(x) dx \right)^* = \varphi_X(t)^*$$

Εάν γνωρίζουμε τον μετασχηματισμό Fourier της f_X , μπορούμε να καταλήξουμε πάλι στην f_X με τον αντίστροφο μετασχηματισμό Fourier

$$f_X(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} \mathcal{F}_X(t) dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} \varphi_X(t)^* dt = \left(\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} \varphi_X(t) dt \right)^*$$

Όμως $f_X(x) \in \mathbb{R}$ έτσι παίρνοντας το συζυγές της προηγούμενης ισότητας έχουμε

$$f_X(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} \varphi_X(t) dt.$$

Δηλαδή εάν γνωρίζουμε μόνο την χαρακτηριστική συνάρτηση $\varphi_X(t)$ της X μπορούμε να βρούμε την αντίστοιχη πυκνότητα.

Η πιθανογεννήτρια συνάρτηση της τ.μ. X είναι η πραγματική συνάρτηση πραγματικής μεταβλητής t , $G_X : A \rightarrow \mathbb{R}$ όπου $A \subseteq \mathbb{R}$ και

² Student – t with 1 degree of freedom.

$$G_X(t) = \mathbb{E}[t^X] = \begin{cases} \sum_{x \in X(\Omega)} t^x P\{X = x\}, & X = \text{διακριτη} \\ \int_{-\infty}^{\infty} t^x f_X(x) dx, & X = \text{συνεχης} \end{cases}.$$

Το πεδίο σύγκλισης A της $G_X(t)$ είναι γενικά μη κενό εφόσον

$$|G_X(t)| = \left| \int_{-\infty}^{\infty} t^x f_X(x) dx \right| \leq \int_{-\infty}^{\infty} |t|^x f_X(x) dx \leq \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1, \forall |t| \leq 1,$$

δηλαδή $[-1, 1] \subseteq A$.

Η k τάξης παράγωγος ως προς t της $G_X(z)$ στο $t=1$ είναι η k -- τάξης **παραγοντική ροπή**

$$\gamma_k = \mathbb{E}[X(X-1)\cdots(X-k+1)].$$

Πράγματι η k -- τάξης παράγωγος ως προς t είναι

$$G_X^{(k)}(t) = \mathbb{E}[X(X-1)\cdots(X-k+1)t^{X-k}] \Rightarrow G_X^{(k)}(1) = \mathbb{E}[X(X-1)\cdots(X-k+1)].$$

Παράδειγμα: Εάν για μία κατανομή είναι γνωστές οι 3 πρώτες παραγοντικές ροπές π_1, π_2, π_3 , να υπολογιστούν οι 3 πρώτες ροπές μ_1, μ_2, μ_3 .

$$\gamma_1 = G_X^{(1)}(1) = \mathbb{E}[X] = \mu_1$$

$$\gamma_2 = G_X^{(2)}(1) = \mathbb{E}[X(X-1)] = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X] = \mu_2 - \mu_1$$

$$\gamma_3 = G_X^{(3)}(1) = \mathbb{E}[X(X-1)(X-2)] = \mathbb{E}[X^3] - 3\mathbb{E}[X^2] + 2\mathbb{E}[X] = \mu_3 - 3\mu_2 + 2\mu_1$$

από όπου παίρνουμε:

$$\mu_1 = \gamma_1$$

$$\mu_2 = \gamma_2 + \gamma_1$$

$$\mu_3 = \gamma_3 + 3(\gamma_2 + \gamma_1) - 2\gamma_1 = \gamma_3 + 3\gamma_2 + \gamma_1$$

Παράδειγμα

Να υπολογιστούν οι ροπογεννήτριες της Weibull και της Εκθετικής.

Η πυκνότητα της Weibull είναι $Wei(x|a,b) = ax^{b-1} \exp\left[-\frac{a}{b}x^b\right]$, $x > 0$, και

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[X^\tau] &= \int_0^\infty x^\tau ax^{b-1} \exp\left[-\frac{a}{b}x^b\right] dx = \int_0^\infty x^\tau \exp\left[-\frac{a}{b}x^b\right] (ax^{b-1} dx), u = \frac{a}{b}x^b \\ &= \int_0^\infty \left(\frac{bu}{a}\right)^{\tau/b} e^{-u} du = \left(\frac{b}{a}\right)^{\tau/b} \int_0^\infty u^{\tau/b} e^{-u} du = \left(\frac{b}{a}\right)^{\tau/b} \Gamma\left(\frac{\tau}{b}+1\right), \tau \geq 0.\end{aligned}$$

Έτσι η ροπογεννήτρια αναπαρίσταται συμβολικά (δεν ξέρουμε ακόμα για ποία t συγκλίνει και εάν συγκλίνει) σαν

$$M_X(t) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} \mu_k = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} \left(\frac{b}{a}\right)^{k/b} \Gamma\left(\frac{k}{b}+1\right).$$

Θέτουμε $u_k = \frac{t^k}{k!} \left(\frac{b}{a}\right)^{k/b} \Gamma\left(\frac{k}{b}+1\right)$, τότε από το κριτήριο του λόγου, για την απόλυτη σύγκλιση της σειράς $\sum_{k=0}^{\infty} u_k$, έχουμε:

$$\begin{aligned}\left|\frac{u_{k+1}}{u_k}\right| &= \left|\frac{t}{k+1} \left(\frac{b}{a}\right)^{1/b} \frac{\Gamma\left(\left(\frac{k}{b}+1\right)+\frac{1}{b}\right)}{\Gamma\left(\frac{k}{b}+1\right)}\right| \approx \left|\frac{t}{k+1} \left(\frac{b}{a}\right)^{1/b} \frac{\Gamma\left(\frac{k}{b}+1\right)\left(\frac{k}{b}+1\right)^{1/b}}{\Gamma\left(\frac{k}{b}+1\right)}\right| \\ &= \left|\frac{t}{k+1} \left(\frac{b}{a}\right)^{1/b} \left(\frac{k}{b}+1\right)^{1/b}\right| \approx \left|\frac{t}{k} \left(\frac{b}{a}\right)^{1/b} \left(\frac{k}{b}\right)^{1/b}\right| = |t| a^{-1/b} k^{1/b-1}.\end{aligned}$$

Όπου χρησιμοποιήσαμε για τη gamma συνάρτηση την ασυμπτωτική προσέγγιση

$$\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{\Gamma(x+a)}{\Gamma(x)x^a} = 1, a \in \mathbb{R}.$$

Όταν $b > 1$, έχουμε $k^{1/b-1} \rightarrow 0$, όταν $k \rightarrow \infty$, και η σειρά είναι συγκλίνουσα για κάθε πραγματικό t . Για $b < 1$, έχουμε $k^{1/b-1} \rightarrow \infty$ όταν $k \rightarrow \infty$, και η σειρά είναι αποκλίνουσα για κάθε πραγματικό t . Όταν $b = 1$ έχουμε $\left|\frac{u_{k+1}}{u_k}\right| \approx |t| a^{-1} < 1 \Leftrightarrow |t| < a$.

Στη ειδική περίπτωση που $b=1$ έχουμε $Wei(a,1) = Exp(a)$, που είναι η εκθετική οικογένεια με παράμετρο a . Τότε $\mathbb{E}[X^k] = \frac{\Gamma(k+1)}{a^k} = \frac{k!}{a^k}$ που δίνει

$$M_X(t) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} \mu_k = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} \frac{k!}{a^k} = \sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{t}{a}\right)^k = \frac{a}{a-t}, \quad \left|\frac{t}{a}\right| < 1 \Leftrightarrow |t| < a$$

Εναλλακτικά, για να υπολογίσουμε τις ροπές της εκθετικής χωρίς την χρήση της Γ συνάρτησης θα είχαμε:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[X^k] &= a \int_0^{\infty} x^k e^{-ax} dx = - \left\{ [x^k e^{-ax}]_{x=0}^{\infty} - k \int_0^{\infty} x^{k-1} e^{-ax} dx \right\} = k \int_0^{\infty} x^{k-1} e^{-ax} dx \\ &= \frac{k}{a} \int_0^{\infty} x^{k-1} a e^{-ax} dx = \frac{k}{a} \mathbb{E}[X^{k-1}]. \end{aligned}$$

Ισχύει λοιπόν η αναδρομική εξίσωση $\mathbb{E}[X^k] = \frac{k}{a} \mathbb{E}[X^{k-1}]$ για κάθε $k \geq 1$.

Ανακυκλώνοντας την προηγούμενη σχέση βρίσκουμε ξανά $\mathbb{E}[X^k] = \frac{k!}{a^k}$.

Παράδειγμα

Να υπολογιστεί οι η ροπογεννήτρια της Gamma κατανομής.

- Υπολογίζοντας το ολοκλήρωμα $M_X(t) = \mathbb{E}[e^{tX}]$ και στη συνέχεια τις ροπές.
- Υπολογίζοντας πρώτα τις ροπές μ_k και μετά αθροίζοντας τους όρους $u_k = \frac{t^k}{k!} \mu_k$ για $k \geq 0$.

Εάν $X \sim Ga(a, b)$ έχουμε:

$$M_X(t) = \mathbb{E}[e^{tX}] = \int_0^{\infty} e^{tx} \frac{b^a}{\Gamma(a)} x^{a-1} e^{-bx} dx = \frac{b^a}{\Gamma(a)} \int_0^{\infty} x^{a-1} e^{-(b-t)x} dx, \quad \text{για } b-t > 0.$$

Θέτοντας $\frac{u}{b-t} = x$ παίρνουμε:

$$M_X(t) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} \int_0^{\infty} \left(\frac{u}{b-t}\right)^{a-1} e^{-u} \frac{du}{b-t} = \frac{b^a}{\Gamma(a)} \frac{1}{(b-t)^a} \int_0^{\infty} u^{a-1} e^{-u} du = \left(\frac{b}{b-t}\right)^a, \quad t < b$$

$$\begin{aligned}
&= \left(1 - \frac{t}{b}\right)^{-a} = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{-a}{k} \left(-\frac{t}{b}\right)^k = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-a)(-a-1)\cdots(-a-k+1)}{k!} \left(-\frac{t}{b}\right)^k \\
&= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} \frac{a(a+1)\cdots(a+k-1)}{b^k}, \text{ που δίνει } \mu_k = \frac{a(a+1)\cdots(a+k-1)}{b^k} \text{ για } k \geq 0.
\end{aligned}$$

Εμφανώς από το διωνυμικό ανάπτυγμα βλέπουμε ότι $M_X(t) = \left(1 - \frac{t}{b}\right)^{-a} < \infty$, όταν

$$\left| -\frac{t}{b} \right| < 1 \Leftrightarrow |t| < b.$$

$$\begin{aligned}
2. \mathbb{E}[X^\tau] &= \int_0^\infty x^\tau \frac{b^a}{\Gamma(a)} x^{a-1} e^{-bx} dx = \frac{b^a}{\Gamma(a)} \int_0^\infty x^{a+\tau-1} e^{-bx} dx, u = bx \\
&= \frac{b^a}{\Gamma(a)} \frac{1}{b^{a+\tau}} \int_0^\infty u^{a+\tau-1} e^{-u} du = \frac{\Gamma(a+\tau)}{b^\tau \Gamma(a)} = \frac{a(a+1)\cdots(a+\tau-1)}{b^\tau},
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
M_X(t) &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} \mu_k = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} \frac{a(a+1)\cdots(a+k-1)}{b^k} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{a(a+1)\cdots(a+k-1)}{k!} \left(\frac{t}{b}\right)^k = \\
&= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-a)(-a-1)\cdots(-a-k+1)}{k!} \left(-\frac{t}{b}\right)^k = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{-a}{k} \left(-\frac{t}{b}\right)^k = \left(1 - \frac{t}{b}\right)^{-a} = \left(\frac{b}{b-t}\right)^a
\end{aligned}$$

Η $M_X(t)$ συγκλίνει για $\left|\frac{t}{b}\right| < 1 \Leftrightarrow |t| < b$.

Στη ειδική περίπτωση που $a=1$ έχουμε $Ga(1,b) = Exp(b)$, που είναι η εκθετική οικογένεια με παράμετρο b . Σε αυτήν τη περίπτωση έχουμε:

$$M_X(t) = \frac{b}{b-t}, \left|\frac{t}{b}\right| < 1 \Leftrightarrow |t| < b.$$

Άσκηση

Να υπολογιστεί οι η πιθανογεννήτρια συνάρτηση της Διωνυμικής κατανομής και στην συνέχεια η ροπογεννήτρια, χρησιμοποιώντας την μεταξύ τους σχέση. Χρησιμοποιώντας την ροπογεννήτρια συνάρτηση της Διωνυμικής δείξτε ότι το άθροισμα n ανεξάρτητων Bernoulli έχει διωνυμική κατανομή.

Εάν $Y \sim Bin(n, p)$ τότε

$$G_Y(t) = \mathbb{E}[t^Y] = \sum_{y=0}^n t^y \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y} = \sum_{y=0}^n \binom{n}{y} (tp)^y (1-p)^{n-y} = (tp + 1 - p)^n.$$

Γνωρίζουμε ότι $M_Y(t) = G_Y(e^t) \Leftrightarrow G_Y(t) = M_Y(\log(t))$, έτσι παίρνουμε:

$$M_Y(t) = G_Y(e^t) = (e^t p + 1 - p)^n.$$

Έστω $X_i \stackrel{iid}{\sim} \text{Bernoulli}(p) = \text{Bin}(1, p)$, $1 \leq i \leq n$ και $X = \sum_{i=1}^n X_i$ τότε

$$M_{X_i}(t) = e^t p + 1 - p$$

$$\begin{aligned} M_X(t) &= \mathbb{E}[e^{tX}] = \mathbb{E}\left[\prod_{i=1}^n e^{tX_i}\right] = \prod_{i=1}^n \mathbb{E}[e^{tX_i}] = \prod_{i=1}^n M_{X_i}(t) \\ &= \prod_{i=1}^n (e^t p + 1 - p) = (e^t p + 1 - p)^n = M_Y(t) \end{aligned}$$

Δείξαμε λοιπόν ότι $M_X(t) = M_Y(t)$, που δίνει $X \stackrel{d}{=} Y$, ή ότι $X \sim \text{Bin}(n, p)$.

Άσκηση

Να δειχθεί ότι:

1. Η κατανομή του αριθμού X των ανεξάρτητων δοκιμών Bernoulli έως την n -οστή επιτυχία και του αριθμού Y των αποτυχιών έως την n -οστή επιτυχία είναι αντίστοιχα $X \sim \text{Nb}(n, \vartheta)$ και $Y \sim \text{NB}(n, \vartheta)$, όπου ϑ η πιθανότητα επιτυχίας σε κάθε δοκιμή Bernoulli ενώ για $n=1$ παίρνουμε τις αντίστοιχες Γεωμετρικές παραμετροποιήσεις $X \sim \text{geo}(\vartheta)$ και $Y \sim \text{Geo}(\vartheta)$, όπου

$$\text{i. } \text{Nb}(x|n, \vartheta) = \binom{x-1}{n-1} \vartheta^n (1-\vartheta)^{x-n} \cdot 1(x \geq n),$$

$$\text{ii. } \text{geo}(x|\vartheta) = \text{Nb}(x|1, \vartheta) = \vartheta(1-\vartheta)^{x-1} \cdot 1(x \geq 1),$$

$$\text{iii. } \text{NB}(y|n, \vartheta) = \binom{y+n-1}{n-1} \vartheta^n (1-\vartheta)^y \cdot 1(y \geq 0),$$

$$\text{iv. } \text{Geo}(x|\vartheta) = \text{NB}(x|1, \vartheta) = \vartheta(1-\vartheta)^y \cdot 1(y \geq 0).$$

$$2. \text{ Δείξτε ότι } \sum_{y=0}^{\infty} P\{Y = y\} = 1$$

3. Βρείτε την πιθανογεννήτρια και την ροπογεννήτρια συνάρτηση της $Y \sim \text{NB}(n, \vartheta)$.

$$4. \text{ Δείξτε ότι εάν } X_i \stackrel{iid}{\sim} \text{Geo}(\vartheta), \text{ για } 1 \leq i \leq n \text{ τότε } \sum_{i=1}^n X_i \sim \text{NB}(n, \vartheta)$$

1. Παραμετροποίηση 1

$X = \#$ των ανεξάρτητων δοκιμών Bernoulli έως τη n -οστή επιτυχία

$$\begin{aligned}
& P\{X = x\} \\
& = P\{n-1 \text{ επιτυχίες στις πρώτες } x-1 \text{ δοκιμές, επιτυχία στην } x \text{ δοκιμή}\} \\
& = P(\{n-1 \text{ επιτυχίες στις πρώτες } x-1 \text{ δοκιμές}\} \cap \{\text{επιτυχία στην } x \text{ δοκιμή}\}) \\
& = P\{n-1 \text{ επιτυχίες στις πρώτες } x-1 \text{ δοκιμές}\} \cdot P\{\text{επιτυχία στην } x \text{ δοκιμή}\} \\
& = \text{Bin}(n-1|x-1, \vartheta) \text{Bin}(1|1, \vartheta) \\
& = \left\{ \binom{x-1}{n-1} \vartheta^{n-1} (1-\vartheta)^{(x-1)-(n-1)} \right\} \vartheta = \binom{x-1}{n-1} \vartheta^n (1-\vartheta)^{x-n}, \quad x \in \{n, n+1, n+2, \dots\},
\end{aligned}$$

και έτσι

$$Nb(x|n, \vartheta) = \binom{x-1}{n-1} \vartheta^n (1-\vartheta)^{x-n} \cdot 1(x \geq n).$$

Παραμετροποίηση 2

$Y = \# \text{ των αποτυχιών έως τη } n \text{ - οστή επιτυχία} = X - n$

$$\begin{aligned}
& P\{Y = y\} = P\{X = y+n\} \\
& = Nb(y+n|n, \vartheta) = \binom{y+n-1}{n-1} \vartheta^n (1-\vartheta)^y, \quad y \in \{0, 1, 2, \dots\},
\end{aligned}$$

και έτσι

$$NB(y|n, \vartheta) = \binom{y+n-1}{n-1} \vartheta^n (1-\vartheta)^y \cdot 1(y \geq 0).$$

Οι δύο συναρτήσεις μάζας πιθανότητας για $n=1$ γίνονται $geo(\vartheta)$ και $Geo(\vartheta)$ αντιστοίχως.

2. Επειδή $1 = \vartheta^n [1 + (-(1-\vartheta))]^{-n} = \vartheta^n \sum_{y=0}^{\infty} \binom{-n}{y} (-1)^y (1-\vartheta)^y$, και

$$\begin{aligned}
(-1)^y \binom{-n}{y} &= (-1)^y \frac{(-n)(-n-1)\cdots(-n-(y-1))}{y!} = \frac{n(n+1)\cdots(n+(y-1))}{y!} \\
&= \frac{(n-1)! n(n+1)\cdots(n+y-1)}{(n-1)! y!} = \frac{(n+y-1)!}{(n-1)! y!} = \binom{y+n-1}{n-1},
\end{aligned}$$

παίρνουμε

$$1 = \vartheta^n \sum_{y=0}^{\infty} \binom{y+n-1}{n-1} (1-\vartheta)^y = \sum_{y=0}^{\infty} \binom{y+n-1}{n-1} \vartheta^n (1-\vartheta)^y \Leftrightarrow \sum_{y=0}^{\infty} NB(y|n, \vartheta) = 1$$

σημειώστε ότι θέτοντας $x = y + n$ παίρνουμε την ταυτότητα

$$\sum_{x=n}^{\infty} \binom{x-1}{n-1} \vartheta^n (1-\vartheta)^{x-n} = 1.$$

3. Η πιθανογεννήτρια της $Y \sim NB(n, \vartheta)$ είναι

$$\begin{aligned} G_Y(t) &= \mathbb{E}(t^Y) = \sum_{y=0}^{\infty} t^y NB(y|n, \vartheta) = \sum_{y=0}^{\infty} t^y \binom{y+n-1}{n-1} \vartheta^n (1-\vartheta)^y \\ &= \vartheta^n \sum_{y=0}^{\infty} \binom{y+n-1}{n-1} \{t(1-\vartheta)\}^y = \vartheta^n \sum_{y=0}^{\infty} \binom{-n}{y} \{-t(1-\vartheta)\}^y \\ &= \vartheta^n \{1-t(1-\vartheta)\}^{-n} = \left\{ \frac{\vartheta}{1-t(1-\vartheta)} \right\}^n \text{ για } |t(1-\vartheta)| < 1 \Leftrightarrow |t| < (1-\vartheta)^{-1}. \end{aligned}$$

$$\text{Θέτοντας } t = e^u, \text{ έχουμε: } M_Y(u) = G_Y(e^u) = \left\{ \frac{\vartheta}{1-e^u(1-\vartheta)} \right\}^n$$

$$4. G_X(t) = \mathbb{E}[t^{X_1+\dots+X_n}] = \mathbb{E}[t^{X_1} \dots t^{X_n}] = \prod_{i=1}^n \mathbb{E}[t^{X_i}] = \prod_{i=1}^n G_{X_i}(t)$$

$$G_{X_i}(t) = \sum_{x=0}^{\infty} t^x Geo(x|\vartheta) = \sum_{x=0}^{\infty} t^x \vartheta (1-\vartheta)^x = \frac{\vartheta}{1-t(1-\vartheta)}$$

έτσι

$$G_Y(t) = \left\{ \frac{\vartheta}{1-t(1-\vartheta)} \right\}^n = G_X(t) \Rightarrow \sum_{i=1}^n X_i \sim NB(n, \vartheta).$$

Παράδειγμα

Εάν $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ να υπολογιστεί η ροπογεννήτρια συνάρτηση $M_X(t)$. Στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας την ροπογεννήτρια συνάρτηση δείξτε ότι $\mathbb{E}[X] = \mu$ και $Var[X] = \sigma^2$.

$$\begin{aligned} M_X(t) &= \mathbb{E}[e^{tX}] = \int_{-\infty}^{\infty} e^{tx} N(x|\mu, \sigma^2) dx = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}[(x-\mu)^2 - 2\sigma^2 tx]\right\} dx \\ &= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}[x^2 - 2(\mu + \sigma^2 t)x + \mu^2]\right\} dx \\ &= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}\left[x^2 - 2(\mu + \sigma^2 t)x + (\mu + \sigma^2 t)^2\right] + \mu^2 - (\mu + \sigma^2 t)^2\right\} dx \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}\left[(x-(\mu+\sigma^2t))^2 + \mu^2 - (\mu+\sigma^2t)^2\right]\right\} dx \\
&= \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}\left[\mu^2 - (\mu+\sigma^2t)^2\right]\right\} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}\left[(x-(\mu+\sigma^2t))^2\right]\right\} dx \\
&= \exp(\mu t + \sigma^2 t^2 / 2) \int_{-\infty}^{\infty} N(x | \mu + \sigma^2 t, \sigma^2) dx = \exp(\mu t + \sigma^2 t^2 / 2)
\end{aligned}$$

Έτσι έχουμε $M_X(t) = \exp\left(\mu t + \frac{1}{2}\sigma^2 t^2\right)$

$$M_X^{(1)}(t) = (\mu + \sigma^2 t) M_X(t) \Rightarrow M_X^{(1)}(0) = \mu_1 = \mu$$

$$M_X^{(2)}(t) = \sigma^2 M_X(t) + (\mu + \sigma^2 t)^2 M_X(t) \Rightarrow M_X^{(2)}(0) = \mu_2 = \mu^2 + \sigma^2$$

$$\text{Var}[X] = \mu_2 - \mu_1^2 = (\mu^2 + \sigma^2) - \mu^2 = \sigma^2$$

Άσκηση

Να αποδειχτούν οι παρακάτω προτάσεις για χαρακτηριστικές συναρτήσεις:

1. Συμμετρικές γύρω από το μηδέν τυχαίες μεταβλητές έχουν πραγματικές και άρτιες χαρακτηριστικές συναρτήσεις.
2. Εάν X και Y ανεξάρτητες και ισόνομες τ.μ., τότε η χαρακτηριστική συνάρτηση της τ.μ. $Z = X - Y$ είναι πραγματική.

1. Εάν η X είναι συμμετρική γύρω από το μηδέν τ.μ. τότε $X \stackrel{d}{=} -X$ ή ισοδύναμα $f_X(-x) = f_X(x)$ δηλ. η πυκνότητα της είναι άρτια.

$$\varphi_X(t)^* = \left(\int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} f_X(x) dx\right)^* = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} f_X(x) dx$$

κάνοντας τον μετασχηματισμό $u = -x$ παίρνουμε:

$$\varphi_X(t)^* = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itu} f_X(-u) du = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itu} f_X(u) du = \varphi_X(t) \Leftrightarrow \text{Im}\{\varphi_X(t)\} = 0$$

Η $\varphi_X(t)$ είναι και άρτια εφόσον

$$\varphi_X(-t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itu} f_X(u) du = \varphi_X(t)^* = \varphi_X(t).$$

2. Επειδή X και Y είναι ταυτοτικά κατανομημένες, έχουν την ίδια χαρακτηριστική συνάρτηση, που συμβολίζουμε με $\varphi(t)$

$$\varphi_Z(t) = \mathbb{E}\left[e^{it(X-Y)}\right] = \mathbb{E}\left[e^{itX}\right] \mathbb{E}\left[e^{-itY}\right] = \mathbb{E}\left[e^{itX}\right] \mathbb{E}\left[e^{itY}\right]^* = \varphi(t)\varphi(t)^* = |\varphi(t)|^2.$$

Άσκηση

Δίνεται ότι η χαρακτηριστική συνάρτηση της τ.μ. X είναι $\varphi_X(t) = e^{-|t|}$, $t \in \mathbb{R}$. Να βρεθεί η πυκνότητα της τ.μ. X .

Γνωρίζουμε ότι $f_X(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} \varphi_X(t) dt$, αντικαθιστώντας έχουμε:

$$\begin{aligned} f_X(x) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} e^{-|t|} dt = \frac{1}{2\pi} \left\{ \int_{-\infty}^0 e^{t(1-ix)} dt + \int_0^{\infty} e^{-t(1+ix)} dt \right\} \\ &= \frac{1}{2\pi} \left\{ \frac{1}{1-ix} \left[e^{t(1-ix)} \right]_{t=-\infty}^0 - \frac{1}{1+ix} \left[e^{-t(1+ix)} \right]_{t=0}^{\infty} \right\} = \frac{1}{2\pi} \left\{ \frac{1}{1-ix} + \frac{1}{1+ix} \right\} \\ &= \frac{1}{\pi(1+x^2)} = Ca(x|0,1). \end{aligned}$$

Άσκηση

Δίνεται ότι η χαρακτηριστική συνάρτηση της τ.μ. X είναι

$$\varphi_X(t) = \exp(i\alpha t - \beta|t|), \quad t \in \mathbb{R}. \quad \text{Να βρεθεί η πυκνότητα της τ.μ. } X.$$

$$[\text{Απάντηση: } f_X(x) = Ca(x|\alpha, \beta) = \frac{1}{\pi} \frac{\beta}{\beta^2 + (x-\alpha)^2}]$$

Άσκηση

Δίνονται n ανεξάρτητες τ.μ. X_1, \dots, X_n , πραγματικοί αριθμοί a_1, \dots, a_n , και ότι

$$Y = a_1 X_1 + \dots + a_n X_n.$$

1. Δείξτε ότι η χαρακτηριστική συνάρτηση της Y είναι $\varphi_Y(t) = \prod_{i=1}^n \varphi_{X_i}(a_i t)$.
2. Εάν X_1, \dots, X_n είναι και ισόνομες, με χαρακτηριστική συνάρτηση $\varphi(t)$ και $a_1 = \dots = a_n = 1$, τότε $\varphi_Y(t) = \varphi(t)^n$.

$$\begin{aligned} 1. \quad \varphi_Y(t) &= \mathbb{E}\left[\exp\left(it \sum_{i=1}^n a_i X_i\right)\right] = \mathbb{E}\left[\prod_{i=1}^n \exp(i a_i t X_i)\right] \\ &= \prod_{i=1}^n \mathbb{E}\left[\exp(i a_i t X_i)\right] = \prod_{i=1}^n \varphi_{X_i}(a_i t). \end{aligned}$$

2. Προφανές από την 1.

Παράδειγμα (ΕΚΤΟΣ)

Να βρεθεί η χαρακτηριστική συνάρτηση της τυπικής Cauchy – Lorentz κατανομής.

Έστω $X \sim Ca(0,1)$ τότε $f_X(x) = Ca(x|0,1) = \frac{1}{\pi(1+x^2)}$, $x \in \mathbb{R}$

Θέτουμε $g(z;t) = e^{itz} f_X(z) = \frac{e^{itz}}{\pi(1+z^2)}$, $z \in \mathbb{C}$ και υπολογίζουμε το μιγαδικό ολοκλήρωμα της $g(z;t)$ ως προς z πάνω στη C^+



$$\oint_{C^+} g(z;t) dz = \frac{1}{2\pi i} \oint_{C^+} \frac{e^{itz}}{z-i} dz - \underbrace{\frac{1}{2\pi i} \oint_{C^+} \frac{e^{itz}}{z+i} dz}_0 = \frac{1}{2\pi i} \oint_{C^+} \frac{e^{itz}}{z-i} dz$$

Θέτοντας $g_-(z;t) = \frac{e^{itz}}{z-i}$ έχουμε

$$\begin{aligned} \oint_{C^+} g(z;t) dz &\approx \frac{1}{2\pi i} \oint_{C^+} g_-(z;t) dz \approx \frac{1}{2\pi i} 2\pi i \operatorname{Res}\{g_-(z;t); z=i\} \\ &= \lim_{z \rightarrow i} (z-i) g_-(z;t) = \lim_{z \rightarrow i} e^{itz} = e^{-t} \end{aligned}$$

Επειδή $C^+ = \overline{AB} \cup \widehat{BA}$ θα έχουμε:

$$\oint_{C^+} g(z;t) dz = \int_{\overline{AB}} g(z;t) dz + \int_{\widehat{BA}} g(z;t) dz \Leftrightarrow \int_{z=-a}^a g(z;t) dz = e^{-t} - \int_{\widehat{BA}} g(z;t) dz$$

Όμως

$$\left| \int_{\widehat{BA}} g(z;t) dz \right| \leq \int_{\widehat{BA}} |g(z;t)| |dz| \leq \int_{\widehat{BA}} \frac{|dz|}{|z^2+1|}, t \geq 0$$

Όπου στην τελευταία ανισότητα χρησιμοποιήσαμε ότι

$$|\exp(itz)| = |\exp(it|z|(\cos(\vartheta) + i\sin(\vartheta)))| = \exp(-t|z|\sin(\vartheta)) |\exp(it|z|\cos(\vartheta))|$$

$$= \exp(-t|z|\sin(\vartheta)) \leq 1$$

$$z = re^{i\vartheta} \in \widehat{BA} \Rightarrow 0 \leq \vartheta \leq \pi \Rightarrow \sin(\vartheta) \geq 0 \stackrel{t \geq 0}{\Rightarrow} -t|z|\sin(\vartheta) \leq 0 \Rightarrow e^{-t|z|\sin(\vartheta)} \leq 1$$

Έτσι έχουμε

$$\left| \int_{\widehat{BA}} g(z; t) dz \right| \leq \max_{z \in \widehat{BA}} \frac{1}{|z^2 + 1|} \int_{\widehat{BA}} |dz| \leq 2\pi a \max_{|z|=a} \frac{1}{|z^2 + 1|}, t \geq 0$$

Επειδή όμως $z \in \widehat{BA} \Rightarrow |z| = a$ έχουμε

$$|z|^2 = |(z^2 + 1) - 1| \leq |z^2 + 1| + 1 \Leftrightarrow |z|^2 - 1 \leq |z^2 + 1| \Leftrightarrow \frac{1}{|z^2 + 1|} \leq \frac{1}{|z|^2 - 1} = \frac{1}{a^2 - 1}$$

$$\left| \int_{\widehat{BA}} g(z; t) dz \right| \leq \frac{2\pi a}{a^2 - 1} \xrightarrow{a \rightarrow \infty} 0, t \geq 0$$

Παίρνοντας λοιπόν το όριο της εξίσωσης $\int_{z=-a}^a g(z; t) dz = e^{-t} - \int_{\widehat{BA}} g(z; t) dz$ όταν $a \rightarrow \infty$ έχουμε ότι $\int_{z=-\infty}^{\infty} g(z; t) dz = e^{-t}, t \geq 0$.

Επαναλαμβάνουμε την διαδικασία υπολογισμού του μιγαδικού ολοκληρώματος της $g(z; t)$ ως προς z πάνω στη C^-

$$\oint_{C^-} g(z; t) dz = \frac{1}{2\pi i} \underbrace{\oint_{C^+} \frac{e^{itz}}{z-i} dz}_0 - \frac{1}{2\pi i} \oint_{C^+} \frac{e^{itz}}{z+i} dz = -\frac{1}{2\pi i} \oint_{C^+} \frac{e^{itz}}{z+i} dz$$

Θέτοντας $g_+(z; t) = \frac{e^{itz}}{z+i}$ έχουμε

$$\oint_{C^-} g(z; t) dz = -\frac{1}{2\pi i} \oint_{C^-} g_+(z; t) dz = -\frac{1}{2\pi i} 2\pi i \operatorname{Res}\{g_+(z; t); z = -i\}$$

$$= -\lim_{z \rightarrow -i} (z+i) g_+(z; t) = -\lim_{z \rightarrow -i} e^{itz} = e^{-t}$$

Επειδή $C^- = \overline{BA} \cup \widehat{AB}$ θα έχουμε:

$$\oint_{C^-} g(z; t) dz = \int_{\overline{BA}} g(z; t) dz + \int_{\widehat{AB}} g(z; t) dz \Leftrightarrow \int_{z=a}^{-a} g(z; t) dz = -e^{-t} - \int_{\widehat{AB}} g(z; t) dz$$

$$\Leftrightarrow \int_{z=-a}^a g(z; t) dz = e^t + \int_{\widehat{AB}} g(z; t) dz$$

Όμως

$$\left| \int_{\widehat{AB}} g(z; t) dz \right| \leq \int_{\widehat{AB}} |g(z; t)| |dz| \leq \int_{\widehat{AB}} \frac{|dz|}{|z^2 + 1|}, t \geq 0$$

Όπου στην τελευταία ανισότητα χρησιμοποιήσαμε ότι

$$\begin{aligned} |\exp(itz)| &= |\exp(it|z|(\cos(\vartheta) + i \sin(\vartheta)))| = \exp(-t|z|\sin(\vartheta)) |\exp(it|z|\cos(\vartheta))| \\ &= \exp(-t|z|\sin(\vartheta)) \leq 1 \\ z = re^{i\vartheta} \in \widehat{AB} &\Rightarrow -\pi \leq \vartheta \leq 0 \Rightarrow \sin(\vartheta) \leq 0 \stackrel{t \leq 0}{\Rightarrow} -t|z|\sin(\vartheta) \leq 0 \Rightarrow e^{-t|z|\sin(\vartheta)} \leq 1 \end{aligned}$$

Έτσι έχουμε

$$\left| \int_{\widehat{AB}} g(z; t) dz \right| \leq \max_{z \in \widehat{AB}} \frac{1}{|z^2 + 1|} \int_{\widehat{BA}} |dz| \leq 2\pi a \max_{|z|=a} \frac{1}{|z^2 + 1|}, t \leq 0$$

Επειδή όμως $z \in \widehat{AB} \Rightarrow |z| = a$ έχουμε

$$|z|^2 = |(z^2 + 1) - 1| \leq |z^2 + 1| + 1 \Leftrightarrow |z|^2 - 1 \leq |z^2 + 1| \Leftrightarrow \frac{1}{|z^2 + 1|} \leq \frac{1}{|z|^2 - 1} = \frac{1}{a^2 - 1}$$

$$\left| \int_{\widehat{AB}} g(z; t) dz \right| \leq \frac{2\pi a}{a^2 - 1} \xrightarrow{a \rightarrow \infty} 0, t \leq 0$$

Παίρνοντας λοιπόν το όριο της εξίσωσης $\int_{z=-a}^a g(z; t) dz = e^t + \int_{\widehat{AB}} g(z; t) dz$ όταν

$a \rightarrow \infty$ έχουμε ότι $\int_{z=-\infty}^{\infty} g(z; t) dz = e^t, t \leq 0$.

Τελικά έχουμε:

$$\int_{z=-\infty}^{\infty} g(z; t) dz = \begin{cases} e^{-t}, & t \geq 0 \\ e^t, & t \leq 0 \end{cases} = \exp(-|t|).$$

Άσκηση

Δείξτε ότι η τυπική Cauchy – Lorentz κατανομή δεν έχει ροπογεννήτρια.

Θέτουμε $g(x) = xf_X(x)$. Τότε $\mathbb{E}[X] = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} g(x)^+ dx - \int_{-\infty}^{\infty} g(x)^- dx$
 όπου $g^+ = \max\{0, g\}$ και $g^- = \max\{0, -g\} = -\min\{0, g\}$.

$$g(x)^+ = \begin{cases} xf_X(x) & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} = xf_X(x)1(x > 0)$$

$$g(x)^- = \begin{cases} 0 & x \geq 0 \\ -xf_X(x) & x < 0 \end{cases} = |x|f_X(x)1(x < 0)$$

$$\mathbb{E}[X] = \frac{1}{\pi} \left\{ \int_0^{\infty} \frac{x}{1+x^2} dx - \int_{-\infty}^0 \frac{|x|}{1+x^2} dx \right\} = \infty - \infty \text{ (απροσδιόριστο),}$$

επειδή

$$\int_0^{\infty} \frac{x}{1+x^2} dx = \frac{1}{2} \left[\log(1+x^2) \right]_0^{\infty} = \infty,$$

$$\int_{-\infty}^0 \frac{|x|}{1+x^2} dx = -\int_{-\infty}^0 \frac{x}{1+x^2} dx = \int_0^{\infty} \frac{u}{1+u^2} du = \infty.$$

$$\mathbb{E}[X^2] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x^2}{1+x^2} dx = \frac{1}{\pi} \left\{ \int_{-\infty}^{\infty} dx - \int_{-\infty}^{\infty} \frac{dx}{1+x^2} \right\} = \frac{1}{\pi} (\infty - \pi) = \infty$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{dx}{1+x^2} = \int_{-\infty}^{\infty} d \arctan(x) = \frac{\pi}{2} - \left(-\frac{\pi}{2} \right) = \pi$$

Εναλλακτικά

$$\mathbb{E}[X] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x}{1+x^2} dx = \frac{1}{\pi} \lim_{a \rightarrow \infty} \int_{-a}^a \frac{x}{1+x^2} dx = \frac{1}{\pi} \lim_{a \rightarrow \infty} \int_{-\tau a}^a \frac{x}{1+x^2} dx, \forall \tau > 0$$

$$= \frac{1}{2\pi} \lim_{a \rightarrow \infty} \log \left(\frac{1+a^2}{1+\tau^2 a^2} \right) = -\frac{1}{\pi} \log(\tau), \forall \tau > 0 \text{ (απροσδιόριστο – undefined).}$$

Πολυδιάστατες ροπογεννήτριες, πιθανογεννήτριες και χαρακτηριστικές συναρτήσεις

Η ροπογεννήτρια συνάρτηση³ της τ.μ. $X = (X_1, \dots, X_n)^T$ ή από κοινού ροπογεννήτρια των τ.μ. X_1, \dots, X_n , είναι η πραγματική συνάρτηση M_{X_1, \dots, X_n} στις n πραγματικές μεταβλητές t_1, \dots, t_n . Πιο συγκεκριμένα $M_{X_1, \dots, X_n} : A \rightarrow \mathbb{R}$ και $A \subseteq \mathbb{R}^n$ με

³ Moment generating function (mgf).

$$M_X(t) = M_{X_1, \dots, X_n}(t_1, \dots, t_n) = \mathbb{E}[e^{t_1 X_1} \dots e^{t_n X_n}] = \mathbb{E}[\exp(t^T X)].$$

Η χαρακτηριστική συνάρτηση⁴ της τ.μ. $X = (X_1, \dots, X_n)^T$ ή από κοινού χαρακτηριστική των τ.μ. X_1, \dots, X_n , είναι η μιγαδική συνάρτηση $\varphi_{X_1, \dots, X_n}$ στις n πραγματικές μεταβλητές t_1, \dots, t_n . Πιο συγκεκριμένα $\varphi_{X_1, \dots, X_n} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{C}$ και

$$\varphi_X(t) = \varphi_{X_1, \dots, X_n}(t_1, \dots, t_n) = \mathbb{E}[e^{it_1 X_1} \dots e^{it_n X_n}] = \mathbb{E}[\exp(it^T X)].$$

Μπορεί να αποδειχθεί ότι η από κοινού χαρακτηριστική συνάρτηση $\varphi_{X_1, \dots, X_n}(t_1, \dots, t_n)$ ορίζει με μοναδικό τρόπο την από κοινού κατανομή της τ.μ. $X = (X_1, \dots, X_n)^T$. Χρησιμοποιώντας αυτό το αποτέλεσμα έχουμε ότι:

- Οι τ.μ. X_1, \dots, X_n είναι ανεξάρτητες εάν και μόνον εάν η από κοινού χαρακτηριστική συνάρτηση παραγοντοποιείται στις αντίστοιχες περιθώριες χαρακτηριστικές συναρτήσεις

$$\varphi_{X_1, \dots, X_n}(t_1, \dots, t_n) = \varphi_{X_1}(t_1) \dots \varphi_{X_n}(t_n).$$

- οι τ.μ. X και Y έχουν την ίδια κατανομή (είναι ισόνομες) όταν έχουν ίσες χαρακτηριστικές συναρτήσεις⁵

$$\varphi_X(t) = \varphi_Y(t) \Leftrightarrow F_X(x) = F_Y(y) \Leftrightarrow X \stackrel{d}{=} Y.$$

Όταν υπάρχει η ροπογεννήτρια συνάρτηση, τότε τα προηγούμενα συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν και από την ροπογεννήτρια συνάρτηση.

Η πιθανογεννήτρια συνάρτηση⁶ της τ.μ. $X = (X_1, \dots, X_n)^T$ ή από κοινού πιθανογεννήτρια των τ.μ. X_1, \dots, X_n , είναι πραγματική συνάρτηση G_{X_1, \dots, X_n} στις n πραγματικές μεταβλητές t_1, \dots, t_n έτσι ώστε $G_{X_1, \dots, X_n} : A \rightarrow \mathbb{R}$ όπου $A \subseteq \mathbb{R}^n$ και

$$G_X(t) = G_{X_1, \dots, X_n}(t_1, \dots, t_n) = \mathbb{E}[t_1^{X_1} \dots t_n^{X_n}].$$

⁴ Characteristic function (cf)

⁵ Δηλαδή υπάρχει μια ένα – προς – ένα και επί σχέση (bijection) μεταξύ κατανομών και χαρακτηριστικών συναρτήσεων.

⁶ Probability generating function (pgf)

Το πεδίο σύγκλισης A της $G_{X_1, \dots, X_n}(t_1, \dots, t_n)$ είναι γενικά μη κενό, γιατί $[-1, 1]^n \subseteq A$.
 Για να το δούμε ας υποθέσουμε ότι $t \in [-1, 1]^n \Leftrightarrow |t_1| \leq 1, \dots, |t_n| \leq 1$, τότε:

$$\begin{aligned} |G_{X_1, \dots, X_n}(t_1, \dots, t_n)| &= \left| \int_{x_1=-\infty}^{\infty} \dots \int_{x_n=-\infty}^{\infty} t_1^{x_1} \dots t_n^{x_n} f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) dx_n \dots dx_1 \right| \\ &\leq \int_{x_1=-\infty}^{\infty} \dots \int_{x_n=-\infty}^{\infty} |t_1|^{x_1} \dots |t_n|^{x_n} f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) dx_n \dots dx_1 \\ &\leq \int_{x_1=-\infty}^{\infty} \dots \int_{x_n=-\infty}^{\infty} f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) dx_n \dots dx_1 = 1 < \infty. \end{aligned}$$

Εφαρμογή

Δείξτε ότι η συνθήκη $M_{X_1, \dots, X_n}(t_1, \dots, t_n) = M_{X_1}(t_1) \dots M_{X_n}(t_n)$ είναι ισοδύναμη με την συνθήκη $\mathbb{E}[X_1^{k_1} \dots X_n^{k_n}] = \mathbb{E}[X_1^{k_1}] \dots \mathbb{E}[X_n^{k_n}]$ για κάθε $(k_1, \dots, k_n) \in \mathbb{N}^n$

Θα το δείξουμε για $n = 2$. Αρκεί να δείξουμε ότι

$$M_{X,Y}(t, s) = M_X(t)M_Y(s) \Leftrightarrow \mathbb{E}[X^k Y^l] = \mathbb{E}[X^k] \mathbb{E}[Y^l] \text{ για κάθε } (k, l) \in \mathbb{N}^2.$$

Πράγματι

$$\begin{aligned} M_{X,Y}(t, s) &= \mathbb{E}[e^{tX} e^{sY}] = \mathbb{E}\left[\sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k X^k}{k!} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{s^l Y^l}{l!} \right] \\ &= \mathbb{E}\left[\sum_{k=0}^{\infty} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{t^k s^l X^k Y^l}{k! l!} \right] = \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{t^k s^l}{k! l!} \mathbb{E}[X^k Y^l] \end{aligned}$$

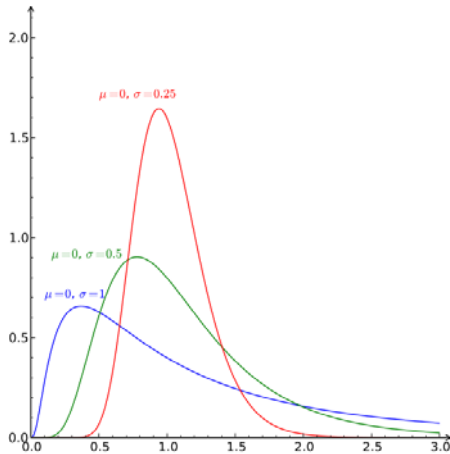
εάν ισχύει ότι $\mathbb{E}[X^k Y^l] = \mathbb{E}[X^k] \mathbb{E}[Y^l]$ για κάθε $(k, l) \in \mathbb{N}^2$, η προηγούμενη σχέση δίνει:

$$\begin{aligned} M_{X,Y}(t, s) &= \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{t^k \mathbb{E}[X^k] s^l \mathbb{E}[Y^l]}{k! l!} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k \mathbb{E}[X^k]}{k!} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{s^l \mathbb{E}[Y^l]}{l!} \\ &= \mathbb{E}\left[\sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k X^k}{k!} \right] \mathbb{E}\left[\sum_{l=0}^{\infty} \frac{s^l Y^l}{l!} \right] = \mathbb{E}[e^{tX}] \mathbb{E}[e^{sY}] = M_X(t) M_Y(s). \end{aligned}$$

Παρατήρηση: Δύο τ.μ. X και Y είναι ανεξάρτητες εάν και μόνον εάν $\mathbb{E}[X^k Y^l] = \mathbb{E}[X^k] \mathbb{E}[Y^l]$ για κάθε $(k, l) \in \mathbb{N}^2$. Αυτός είναι ο λόγος που γενικά γραμμικά ασυσχέτιστες τ.μ. X και Y (δηλαδή $\mathbb{E}[XY] = \mathbb{E}[X] \mathbb{E}[Y]$) δεν είναι γενικά και ανεξάρτητες.

Άσκηση

Εάν η Y ακολουθεί την λογαριθμοκανονική (lognormal distribution) κατανομή $Y = e^X \sim LN(\mu, \sigma^2)$ όπου $X \sim N(\mu, \sigma^2)$. Να βρεθούν οι ροπές, η μέση τιμή και η διασπορά της Y .



$\mathbb{E}[Y^n] = \mathbb{E}[e^{nX}] = M_X(n) = e^{n\mu + n^2\sigma^2/2}$ όπου $M_X(t)$ η ροπογεννήτρια της κανονικής κατανομής

$$\mathbb{E}[Y] = e^{\mu + \sigma^2/2}, \text{ και } \text{Var}[Y] = e^{2\mu + 2\sigma^2} - (e^{\mu + \sigma^2/2})^2 = e^{2\mu + \sigma^2} (e^{\sigma^2} - 1).$$

Τα επόμενα έως το τέλος του PDF είναι εκτός

Τι πληροφορία μας δίνουν οι ροπογεννήτριες συναρτήσεις για την κατανομή? Εάν η ροπογεννήτρια συνάρτηση είναι πεπερασμένη στα «σωστά σημεία», τότε για κάθε $p > 0$ (όχι αναγκαστικά ακέραιος), οι απόλυτες ροπές

$\mathbb{E}[|X|^p] < \infty$ θα είναι πεπερασμένες. Εμφανώς τότε και $|\mathbb{E}[X^p]| < \infty$ εφόσον

$$|\mathbb{E}[X^p]| = \left| \int_{x=-\infty}^{\infty} x^p f_X(x) dx \right| \leq \int_{x=-\infty}^{\infty} |x|^p f_X(x) dx = \mathbb{E}[|X|^p] < \infty$$

Πρόταση: Έστω ότι υπάρχουν $t_1 < t_2$ τέτοια ώστε, $M_X(t_1) < \infty$ και $M_X(t_2) < \infty$.

Τότε η ροπογεννήτρια είναι πεπερασμένη για κάθε σημείο του διαστήματος $[t_1, t_2]$. Δηλαδή $M_X(t_0) < \infty$ για όλα τα $t_0 \in [t_1, t_2]$.

Για κάθε $t_0 \in [t_1, t_2]$ υπάρχει $\lambda \in [0, 1]$ τέτοιο ώστε $t_0 = \lambda t_1 + (1 - \lambda)t_2$. Επειδή η συνάρτηση $g(t) = e^{tx}$ είναι κυρτή, δηλαδή $g''(t) = x^2 e^{tx} > 0$, θα έχουμε ότι και

$$g(t_0) = g(\lambda t_1 + (1-\lambda)t_2) \leq \lambda g(t_1) + (1-\lambda)g(t_2).$$

Παίρνοντας μέσες τιμές έχουμε

$$M_X(t_0) = M_X(\lambda t_1 + (1-\lambda)t_2) \leq \lambda M_X(t_1) + (1-\lambda)M_X(t_2),$$

και επειδή $M_X(t_1) < \infty$ και $M_X(t_2) < \infty$ θα έχουμε και $M_X(t_0) < \infty$.

Ορίζουμε το χώρο πυκνοτήτων $\mathcal{L}^p = \{f(x) = \text{πυκνότητα: } \mathbb{E}[|X|^p] < \infty\}$ για $p \geq 0$.

Τότε μπορεί να αποδειχθεί ότι εάν $0 \leq p \leq q$ τότε $\mathcal{L}^q \subseteq \mathcal{L}^p$, δηλαδή

$$\mathbb{E}[|X|^q] < \infty \Rightarrow \mathbb{E}[|X|^p] < \infty$$

Θα δείξουμε τώρα ότι εάν $t_1 < 0 < t_2$ και $M_X(t_1) < \infty$, $M_X(t_2) < \infty$, τότε υπάρχουν και οι ροπές όλων των τάξεων, δηλαδή ότι $\mathbb{E}[|X|^k] < \infty$ για κάθε $k = 0, 1, 2, \dots$

Θέτουμε $t_0 = \min\{-t_1, t_2\}$ τότε $\pm t_0 \in [t_1, t_2]$ και από την προηγούμενη πρόταση $M_X(\pm t_0) < \infty$ και παρατηρούμε ότι

$$e^{t_0 X} + e^{-t_0 X} = 2 \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t_0^{2k} X^{2k}}{(2k)!} \geq \frac{t_0^{2l} X^{2l}}{(2l)!} \text{ για κάθε } l = 0, 1, 2, \dots$$

παίρνοντας μέσες τιμές έχουμε

$$\infty > M_X(t_0) + M_X(-t_0) = 2 \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t_0^{2k} \mathbb{E}[X^{2k}]}{(2k)!} \geq \frac{t_0^{2l} \mathbb{E}[X^{2l}]}{(2l)!}.$$

Έτσι $\mathbb{E}[|X|^{2l}] < \infty$ που δίνει $\mathbb{E}[|X|^{2l}] < \infty \Rightarrow \mathbb{E}[|X|^{2l-1}] < \infty$ για κάθε $l = 1, 2, \dots$

Δηλαδή $\mathbb{E}[|X|^k] < \infty$ για κάθε $k \in \mathbb{N}_0$.

Εάν όμως υπάρχουν όλες οι ροπές αυτό δεν μας εγγυάται την ύπαρξη της ροπογεννήτριας σε διάστημα $[t_1, t_2]$ με $t_1 < 0 < t_2$.

Παράδειγμα

Εάν $Y \sim LN(0,1)$ (τυπική lognormal), δείξτε ότι υπάρχουν όλες οι ροπές, δηλαδή $\mathbb{E}[Y^k] < \infty$, αλλά $M_Y(t) = \infty$ όταν $t > 0$ ενώ για $t \leq 0$ έχουμε $M_Y(t) < \infty$ (δηλαδή

δεν υπάρχει διάστημα $[t_1, t_2]$ με $t_1 < 0 < t_2$ τέτοιο ώστε $M_Y(t_0) < \infty$ για κάθε $t_0 \in [t_1, t_2]$.

$\mathbb{E}[Y^k] = \mathbb{E}[e^{kX}] = M_X(k) = e^{k^2/2} < \infty$ όπου $M_X(t) = e^{t^2/2}$ η ροπογεννήτρια της τυπική κανονικής κατανομής.

Γενικά εάν $Y(\omega) \geq 0$ για κάθε $\omega \in \Omega$ (ισοδύναμα $P\{Y \geq 0\} = 1$), η ροπογεννήτρια της Y συγκλίνει για $t \leq 0$. Πράγματι

$$tY \leq 0 \Rightarrow 0 < e^{tY} \leq 1 \Rightarrow 0 < \mathbb{E}[e^{tY}] \leq 1.$$

Τώρα για $t > 0$

$$M_Y(t) = \mathbb{E}[e^{tY}] = \int_{y=0}^{\infty} e^{ty} LN(y|0,1) dy = \int_{y=0}^{\infty} e^{ty} \frac{1}{y\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\log x)^2} dy$$

Θέτοντας $y = e^u$ έχουμε:

$$M_Y(t) = \int_{u=-\infty}^{\infty} e^{te^u} \frac{1}{e^u \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2} (e^u du) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{u=-\infty}^{\infty} \exp\left(te^u - \frac{1}{2}u^2\right) du$$

Παρατηρούμε ότι στην περίπτωση που $u > 0$, έχουμε $e^u \geq 1 + u + \frac{u^2}{2} + \frac{u^3}{6}$ και έτσι

$$te^u - \frac{1}{2}u^2 \geq t\left(1 + u + \frac{u^2}{2} + \frac{u^3}{6}\right) - \frac{1}{2}u^2. \text{ Ζητάμε } u^* \text{ τέτοιο ώστε όταν } u > u^* \text{ να ισχύει η}$$

$$\text{ανισότητα } te^u - \frac{1}{2}u^2 \geq t + tu. \text{ Αρκεί τότε να ισχύει } t\left(1 + u + \frac{u^2}{2} + \frac{u^3}{6}\right) - \frac{1}{2}u^2 \geq t + tu$$

που είναι ισοδύναμο με το να ζητήσουμε $u \geq 3(1-t) = u^*$. Θέτοντας

$K = \max\{0, u^*\}$, παίρνουμε ότι για $t > 0$:

$$\begin{aligned} M_Y(t) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{u=-\infty}^{\infty} \exp\left(te^u - \frac{1}{2}u^2\right) du \\ &\geq \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{u=K}^{\infty} \exp\left(te^u - \frac{1}{2}u^2\right) du \geq \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{u=K}^{\infty} e^{t+tu} du = \infty \end{aligned}$$

Δηλαδή στην περίπτωση της Lognormal κατανομής, η ροπογεννήτρια δεν παράγει τις ροπές, εφόσον για να γίνει αυτό θα πρέπει να υπάρχει σε

κάποιο διάστημα που να περιέχει το μηδέν. Το «παράδοξο» είναι ότι όλες οι ροπές υπάρχουν.

Η ροπογεννήτρια συνάρτηση είναι πεπερασμένη σε κάποιο ανοικτό διάστημα που περιέχει το μηδέν, εάν και μόνον εάν, η ουρές της κατανομής (the tails of the distribution) είναι εκθετικά φραγμένες, δηλαδή υπάρχουν θετικοί πραγματικοί αριθμοί K και b , τέτοιοι ώστε, $P\{|X| > x\} \leq Ke^{-bx}$.

(Ικανό) Αποδεικνύουμε ότι εάν $M_X(t) < \infty$ για κάθε $t \in (t_1, t_2)$ τότε και

$$P\{|X| > x\} \leq Ke^{-bx}.$$

Εάν $\tau_2 > 0$ με $\tau_2 \in (t_1, t_2)$, τότε $M_X(\tau_2) < \infty$ και

$$P\{X > x\} = P\{e^{\tau_2 X} > e^{\tau_2 x}\} \leq \frac{\mathbb{E}[e^{\tau_2 X}]}{e^{\tau_2 x}} = e^{-\tau_2 x} M_X(\tau_2).$$

Εάν $\tau_1 > 0$ με $\tau_1 \in (t_1, t_2)$, τότε $M_X(\tau_1) < \infty$ και

$$P\{X < -x\} = P\{e^{\tau_1 X} > e^{-\tau_1 x}\} \leq \frac{\mathbb{E}[e^{\tau_1 X}]}{e^{-\tau_1 x}} = e^{\tau_1 x} M_X(\tau_1).$$

Προσθέτοντας κατά μέλη τις δύο ανισότητες, έχουμε

$$P\{|X| > x\} \leq e^{\tau_1 x} M_X(\tau_1) + e^{-\tau_2 x} M_X(\tau_2) = \left[e^{(\tau_1 + \tau_2)x} M_X(\tau_1) + M_X(\tau_2) \right] e^{-\tau_2 x} = Ke^{-bx}$$

Με $b = \tau_2 > 0$ και $K = e^{(\tau_1 + \tau_2)x} M_X(\tau_1) + M_X(\tau_2) > 0$.

(Αναγκαίο) Αποδεικνύουμε ότι εάν $P\{|X| > x\} \leq Ke^{-bx}$ τότε υπάρχει διάστημα (t_1, t_2) τέτοιο ώστε για κάθε $t \in (t_1, t_2)$ να έχουμε $M_X(t) < \infty$.

Έχουμε $P\{X > x\} \leq P\{|X| > x\} \leq Ke^{-bx}$. Έστω $t > 0$, τότε

$$\begin{aligned} M_X(t) &= \mathbb{E}[e^{tX}] = \int_{y=0}^{\infty} P\{e^{tX} > y\} dy \leq 1 + \int_{y=1}^{\infty} P\{e^{tX} > y\} dy \\ &= 1 + \int_{y=1}^{\infty} P\left\{X > \frac{\log(y)}{t}\right\} dy \leq 1 + \int_{y=1}^{\infty} K \exp\left(-b \frac{\log(y)}{t}\right) dy = \end{aligned}$$

$$= 1 + K \int_{y=1}^{\infty} y^{-b/t} dy = 1 - K \frac{1}{1 - \frac{b}{t}} = 1 + K \frac{t}{b-t}, \text{ εφόσον } \frac{b}{t} > 0.$$

Έχουμε $P\{X < -x\} \leq P\{|X| > x\} \leq K e^{-bx}$. Έστω $t < 0$, τότε

$$\begin{aligned} M_X(t) &= \mathbb{E}[e^{tX}] = \int_{y=0}^{\infty} P\{e^{tX} > y\} dy \leq 1 + \int_{y=1}^{\infty} P\{e^{tX} > y\} dy \\ &= 1 + \int_{y=1}^{\infty} P\left\{X < -\frac{\log(y)}{|t|}\right\} dy \leq 1 + \int_{y=1}^{\infty} K \exp\left(-\frac{b}{|t|} \log(y)\right) dy = \\ &= 1 + K \int_{y=1}^{\infty} y^{-b/|t|} dy = 1 - K \frac{1}{1 - \frac{b}{|t|}} = 1 + K \frac{|t|}{b-|t|}, \text{ εφόσον } \frac{b}{|t|} > 0. \end{aligned}$$

Παρατηρούμε ότι

$$P\{X > x\} \leq K e^{-bx} \Rightarrow M_X(t) \leq 1 + K \frac{t}{b-t} = 1 + K \frac{|t|}{b-|t|}, \quad t > 0$$

$$P\{X < -x\} \leq K e^{-bx} \Rightarrow M_X(t) \leq 1 + K \frac{|t|}{b-|t|}, \quad t < 0$$

Δηλαδή όταν $P\{|X| > x\} \leq K e^{-bx}$ έχουμε $M_X(t) \leq 1 + K \frac{|t|}{b-|t|}$ για $|t| < b$.

Άσκηση

Δείξτε ότι οι ροπές της τυπικής Cauchy $\mathbb{E}[X^p]$ είναι πεπερασμένες για $0 < p < 1$

$$|\mathbb{E}[X^p]| \leq \mathbb{E}[|X|^p] = \int_{x=-\infty}^{\infty} \frac{1}{\pi} \frac{|x|^p}{1+x^2} dx = \frac{2}{\pi} \int_{x=0}^{\infty} \frac{|x|^p}{1+x^2} dx = \frac{2}{\pi} \int_{x=0}^{\infty} \frac{x^p}{1+x^2} dx$$

$$\frac{2}{\pi} \left\{ \int_{x=0}^1 \frac{x^p}{1+x^2} dx + \int_{x=1}^{\infty} \frac{x^p}{1+x^2} dx \right\} \leq \frac{2}{\pi} \left\{ \frac{\pi}{4} + \int_{x=1}^{\infty} \frac{x^p}{x^2} dx \right\} = \frac{2}{\pi} \left(\frac{\pi}{4} + \frac{1}{1-p} \right) < \infty$$

Αρκεί να δείξουμε ότι $\int_{x=0}^1 \frac{x^p}{1+x^2} dx < \frac{\pi}{4}$.

Πράγματι η συνάρτηση $g(p) = x^p$ είναι $g \downarrow$ για $0 < x < 1$, εφόσον $g'(p) = x^p \log(x) < 0$, και έτσι για $0 < p < 1$ έχουμε $1 > x^p > x$, που δίνει

$$\int_{x=0}^1 \frac{x^p}{1+x^2} dx \leq \int_{x=0}^1 \frac{1}{1+x^2} dx = \arctan(1) - \arctan(0) = \frac{\pi}{4}.$$