EATORI, SIRURI ȘI PROCESE ALEATOAR

Vectori aleatori

5.1.1 Repartiții comune și valori tipice

Fie două variabile aleatoare X și Y (fiecare cu câmpul ei de probabilitate). Dacă ele sunt discrete, repartiția comună de probabilitate a cuplului (X,Y) este

t discrete, repartiția comună de probabilitate d captul III a cleatore unidimensionale
$$P_{XY}(A \times B) = \sum_{\substack{x_i \in A \\ y_j \in B}} P(X = x_i, Y = y_j), \quad \forall A \in \mathcal{K}_X, \forall B \in \mathcal{K}_Y.$$
(5.1)

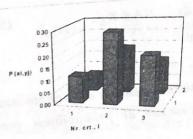
În cazul finit, ea poate fi dată (asemănător variabilelor aleatoare unidimensionale finite, descrise în §3.1.2) printr-o matrice cu (n+1) linii și (m+1) coloane,

$$(X,Y): \begin{pmatrix} y_{1} & \cdots & y_{j} & \cdots & y_{m} \\ x_{1} & p_{11} & \cdots & p_{1j} & \cdots & p_{1m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{i} & p_{i1} & \cdots & p_{ij} & \cdots & p_{im} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n} & p_{n1} & \cdots & p_{nj} & \cdots & p_{nm} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y \\ \mathbf{x} & \mathbf{P} \end{pmatrix}$$

$$(5.2)$$

în prima coloană figurând valorile x_i , în prima linie — valorile y_j , iar în rest probabilitățile p_{ij} (vezi și Figura 5.1), cu

zi și Figura 5.1), cu
$$p_{ij} = P(X = x_i, Y = y_j), \quad \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} p_{ij} = 1.$$
(5.3)



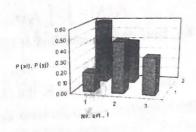


Figura 5.1 Graficele probabilităților comune și ale celor individuale, pentru două repartitii discrete. X si Y

Funcția comună de repartiție a cuplului (X,Y) este, prin definiție,

a comună de repartiție a cupitului
$$(X,Y)$$
 este, (5.4)

$$F_{XY}(x,y) = P(X(\omega_X) < x, Y(\omega_Y) < y), \ \forall (x,y) \in \mathbb{R}^2,$$

$$F_{XY}(x,y) = P(X(\omega_X) < x, Y(\omega_Y) < y), \ \text{este densitatea comună de repartiție este densită de repartiție este densitatea comună de repartiție es$$

iar dacă X,Y sunt absolut continue, $f_{XY}(x,y)$ este densitatea comună de probabilitate, dată de derivata parțială mixtă, de ordinul 2, a funcției comune de 181 repartiție:

St

0a

m în

16 C

$$f_{XY}(x,y) = \frac{\partial^2 F_{XY}(x,y)}{\partial x \partial y}.$$
 (5.5)

În cazul discret, repartițiile marginale ale lui X și Y sunt definite de

$$P_{X}(X = x_{i}) = p_{i} = \sum_{j} p_{ij}, \ x_{i} \in R_{X}$$

$$P_{Y}(Y = y_{j}) = p_{j} = \sum_{i} p_{ij}, \ y_{i} \in R_{Y}$$
(5.6)

iar în cazul continuu, densitățile marginale de probabilitate ale lui X și Y, de

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{XY}(x, y) \, dy, \quad f_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{XY}(x, y) \, dx$$
 (5.7)

În general, se numește vector aleator (sau variabilă aleatoare multidimensională) pe (Ω, \mathcal{K}, P) un vector $\mathbf{X} = (X_i)_{i=1,\dots,n}$ ale cărui componente X_i sunt variabile aleatoare din $\mathscr{V}(\Omega_i, \mathcal{K}_i, P_i)$. Vom nota cu \mathscr{V}^n mulțimea vectorilor aleatori de dimensiune n pe (Ω, \mathcal{K}, P) . Evident, $\mathbf{X} \in \mathscr{V}^n$ poate fi privit și ca o aplicație $\mathbf{X}: \Omega \to \mathbb{R}^n$, cu $\Omega = \overset{n}{\underset{i=1}{\times}} \Omega_i$, $R = \overset{n}{\underset{i=1}{\times}} R_i$ și $\mathcal{K} = \overset{n}{\underset{i=1}{\times}} \mathcal{K}_i$. Se poate demonstra că și P este o probabilitate σ -aditivă, iar (Ω, \mathcal{K}, P) — un câmp borelian de probabilitate (Spătaru, 1990, §15).

Repartiția de probabilitate a vectorului aleator X (sau $repartiția comună pentru <math>X_1,\ldots,X_n\in \mathcal{V}$) este funcția

$$P_{\mathbf{X}}(\mathbf{A}) = P_{X_1,\dots,X_n}(\mathbf{A}) = P_{1,\dots,n}(\mathbf{A}) = P((X_i(\omega_i))_{i=1,\dots,n} \in \mathbf{A}), \quad \forall \mathbf{A} \in \mathcal{K}_{\mathbf{X}}, \quad (5.8)$$

cu

$$P_{\mathbf{X}}(\mathbf{A}) = \int \dots \int_{\mathbf{A}} f_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_n) \, \mathrm{d}x_1 \dots \mathrm{d}x_n, \quad \forall \mathbf{A} \in \mathcal{K}_{\mathbf{X}},$$
 (5.9)

unde, K_{X_i} fiind definiți asemănător lui K_X , avem

$$\mathcal{K}_{\mathbf{X}} = \{ \mathbf{A} = (A_i)_{i=1,\dots,n} \mid A_i \in \mathcal{K}_i, \quad i = 1,\dots,n \}.$$
 (5.10)

Funcția $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}): \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ din (5.9) se numește densitatea de probabilitate a vectorului aleator $\mathbf{X} \in \mathcal{V}^n$ (sau densitatea comună de probabilitate pentru $X_1, \ldots, X_n \in \mathcal{V}$). Evident,

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = f_{X_1, \dots, X_n}(\mathbf{x}) = f_{1, \dots, n}(\mathbf{x}) \ge 0, \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n.$$
 (5.11)

În fine, funcția de repartiție a vectorului aleator $X \in \mathcal{V}^n$ (sau funcția comună de repartiție pentru $X_1, \ldots, X_n \in \mathcal{V}$) este

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = F_{X_1, \dots, X_n}(\mathbf{x}) = F_{1, \dots, n}(\mathbf{x}) = P((X_i(\omega_i) < x_i)_{i=1, \dots, n}),$$

$$\forall \mathbf{x} = (x_i)_{i=1, \dots, n} \in \mathbb{R}^n.$$
(5.12)

Ea are următoarele proprietăți, corespunzătoare celor din (3.24)-(3.26), pentru variabilele unidimensionale:

$$\mathbf{a} < \mathbf{b} \Rightarrow F_{\mathbf{x}}(\mathbf{a}) \le F_{\mathbf{x}}(\mathbf{b}), \quad \forall \mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^{n},$$

$$\lim_{\mathbf{x}_{i} \to \mathbf{a}_{i}} F_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) = F_{\mathbf{x}}((a_{i}, \mathbf{x})), \quad \forall \mathbf{x} = (x_{i})_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^{n},$$
(5.13)

$$\lim F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = 1; \quad F_{\mathbf{X}}((-\infty_i, \mathbf{x})) = 0, \quad \forall \mathbf{x} = (x_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^n,$$

unde am notat cu (a_i, \mathbf{x}) vectorul \mathbf{x} a cărui componentă de rang i este forțată la valoarea a. Împreună cu proprietatea

$$F_{\mathbf{x}}(\mathbf{a} \le \mathbf{X} < \mathbf{b}) \ge 0, \quad \forall \mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^n,$$
 (5.14)

banală în cazul unidimensional, proprietățile (5.13) sunt necesare și suficiente ca $F_{\mathbf{v}}: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ să fie o funcție de repartiție.

Din (5.12) și din Teorema 2.6 se obține, pentru orice $\mathbf{a} = (a_i)_{i=1,\dots,n}$ $\mathbf{b} = (b_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^n$, cu \mathbb{R}^n organizat ca produs direct (vezi §2.1), că

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{a} \le \mathbf{X} < \mathbf{b}) = P(\{\omega \mid X_{i}(\omega_{i}) \in I_{i} = [a_{i}, b_{i}), \quad i = 1, ..., n\}) =$$

$$= F_{\mathbf{X}}(\mathbf{a}) - \sum_{i=1}^{n} p_{i} + \sum_{i,j=1}^{n} p_{ij} + ... + (-1)^{n} F_{\mathbf{X}}(\mathbf{b}),$$
(5.15)

unde p_i este valoarea lui $F_{\mathbf{x}}(\mathbf{x})$ pentru $x_i = b_i$, restul componentelor lui $\mathbf{x} = (x_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^n$ find $x_i = a_i$ $(j = 1,\dots,n, j \neq i)$ etc.

În cazul discret, respectiv în cel continuu,

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{x}_i < \mathbf{x}} P_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}), \quad \forall \mathbf{x}, \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n,$$

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{A}) = \int_{-\infty}^{x_1} \dots \int_{-\infty}^{x_n} f_{\mathbf{X}}(u_1, \dots, u_n) \, \mathrm{d}u_1 \dots \mathrm{d}u_n, \quad \forall \mathbf{x} = (x_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^n,$$
 (5.16)

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \frac{\partial^{n} F_{\mathbf{X}}(x_{1}, ..., x_{n})}{\partial x_{1} ... \partial x_{n}}, \quad \forall \mathbf{x} = (x_{i})_{i=1,...,n} \in \mathbb{R}^{n},$$

unde, în a doua relație, apare o integrală multiplă de ordinul n, extindere la cazul n-dimensional a integralei duble din (5.4), după cum a treia relație este o extindere a derivatei parțiale mixte din (5.5), ambele putându-se defini prin recursivitate.

Se numește funcția de repartiție marginală a lui $X_i \in \mathcal{V}$, în raport cu $\mathbf{X} = (X_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathcal{V}^n$, funcția

$$F_{X_i}(x; \mathbf{X}) = F_{\mathbf{X}}(a_1, ..., a_n), \quad a_i = x, \ a_j = +\infty, \ i, j = 1, ..., n, \quad i \neq j.$$
 (5.17)

Fie $X, Y \in \mathcal{Y}$, cu $\mu_X = M(X)$, $\mu_Y = M(Y)$; $\sigma_X^2 = D(X)$ și $\sigma_Y^2 = D(Y)$; cum X + Y, $XY \in \mathcal{V}$, din (3.53) și (3.57) rezultă

$$M(X+Y) = \mu_X + \mu_Y, \quad M(XY) = \mu_X \mu_Y,$$

$$D(X+Y) = \sigma_X^2 + \sigma_Y^2 - 2M((X-\mu_X)(Y-\mu_Y)),$$
(5.18)

183

 $M(g(\mathbf{X})) = [...]g(\mathbf{X})$ Pentru repartițiile discrete, respectiv absolut continue, rezultă

185

(5

TU

re

11

1

12

tri

$$\mathbf{a} < \mathbf{b} \Rightarrow F_{\mathbf{X}}(\mathbf{a}) \le F_{\mathbf{X}}(\mathbf{b}), \quad \forall \mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^{n},$$

$$\lim_{\substack{\mathbf{x}_{i} \to \mathbf{a}_{i} \\ \mathbf{x}_{i} < \mathbf{a}_{i}}} F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = F_{\mathbf{X}}((a_{i}, \mathbf{x})), \quad \forall \mathbf{x} = (x_{i})_{i=1, \dots, n} \in \mathbb{R}^{n},$$
(5.13)

$$\lim_{\mathbf{x}\to\mathbf{x}} F_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) = 1; \quad F_{\mathbf{x}}((-\infty_i, \mathbf{x})) = 0, \quad \forall \mathbf{x} = (x_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^n,$$

unde am notat cu (a_i, x) vectorul x a cărui componentă de rang i este forțată la valoarea a. Împreună cu proprietatea

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{a} \le \mathbf{X} < \mathbf{b}) \ge 0, \quad \forall \mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^n,$$
 (5.14)

banală în cazul unidimensional, proprietățile (5.13) sunt necesare și suficiente ca $F_{\mathbf{x}}: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ să fie o funcție de repartiție.

Din (5.12) și din Teorema 2.6 se obține, pentru orice $\mathbf{a} = (a_i)_{i=1,\dots,n}$, $\mathbf{b} = (b_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^n$, cu \mathbb{R}^n organizat ca produs direct (vezi §2.1), că

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{a} \le \mathbf{X} < \mathbf{b}) = P(\{\omega \mid X_{i}(\omega_{i}) \in I_{i} = [a_{i}, b_{i}), \quad i = 1, ..., n\}) =$$

$$= F_{\mathbf{X}}(\mathbf{a}) - \sum_{i=1}^{n} p_{i} + \sum_{\substack{i,j=1 \ i < j}}^{n} p_{ij} + ... + (-1)^{n} F_{\mathbf{X}}(\mathbf{b}), \tag{5.15}$$

unde p_i este valoarea lui $F_{\mathbf{x}}(\mathbf{x})$ pentru $x_i = b_i$, restul componentelor lui $\mathbf{x} = (x_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^n$ fiind $x_j = a_j$ $(j = 1,\dots,n, j \neq i)$ etc.

În cazul discret, respectiv în cel continuu,

en

că

11

În

tori per

rsii

men

=(Xin 7

unde

sunt

un

1)

itn

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{x}_i < \mathbf{x}} P_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}), \quad \forall \mathbf{x}, \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n,$$

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{A}) = \int_{-\infty}^{x_1} \dots \int_{-\infty}^{x_1} f_{\mathbf{X}}(u_1, \dots, u_n) \, \mathrm{d}u_1 \dots \mathrm{d}u_n, \quad \forall \mathbf{x} = (x_i)_{i=1, \dots, n} \in \mathbb{R}^n,$$
 (5.16)

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \frac{\partial^{n} F_{\mathbf{X}}(x_{1}, ..., x_{n})}{\partial x_{1} ... \partial x_{n}}, \quad \forall \mathbf{x} = (x_{i})_{i=1,...,n} \in \mathbb{R}^{n},$$

unde, în a doua relație, apare o integrală multiplă de ordinul n, extindere la cazul n-dimensional a integralei duble din (5.4), după cum a treia relație este o extindere a derivatei parțiale mixte din (5.5), ambele putându-se defini prin recursivitate.

Se numește funcția de repartiție marginală a lui $X_i \in \mathcal{T}$, în raport cu $\mathbf{X} = (X_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathcal{V}^n$, funcția

Fig.
$$(x, \mathbf{X}) = F_{\mathbf{X}}(a_1, ..., a_n), \quad a_i = x, \quad a_j = +\infty, i, j = 1, ..., n, \quad i \neq j.$$

The $(x, y) \in \mathcal{Y}$, cu $(\mu_x) \in \mathcal{M}(\mathbf{X})$, $(\mu_x) \in \mathcal{M}(\mathbf{X})$, $(x, y) \in \mathcal{M}(\mathbf{X}$

Fie
$$X, Y \in \mathcal{Y}$$
, cu $\mu_X = M(X)$, $\mu_Y = M(Y)$; $\sigma_X^2 = D(X)$ si $\sigma_Y^2 = D(Y)$; $M(X+Y) = \mu_Y + \mu_X$ $M(X) = M(X)$; $M(X+Y) = \mu_Y + \mu_X$ $M(X+Y) = \mu_X + \mu_X$ $M(X+Y) = \mu_X$

$$M(X+Y) = \mu_X + \mu_Y, \quad M(XY) = \mu_X \mu_Y,$$

$$D(X+Y) = \sigma_X^2 + \sigma_Y^2 - 2M((X-\mu_X)(Y-\mu_Y)), \quad (5.18)$$

$$Y = \left(\sum_{j=1}^{m} X_{ij}\right) \qquad , \qquad i$$
 (5.40)

iar densitatea de probabilitate a lui Z = X + Y este

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{XY}(x, z - y) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{XY}(z - x, y) dy.$$
 (5.19)

Dacă $X,Y \in \mathcal{L} \subseteq \mathcal{V}$ (vezi §3.2), atunci se poate defini semidistanța în medie de ordinul r (notată d_r , cu $r \in \mathbb{R}^+$) între X și Y, prin

$$d_r(X,Y) = (M(|X-Y|^r))^{\frac{1}{r}},$$
(5.20)

și se spune că X și Y sunt *identice în medie de ordinul* r (X=Y) dacă $d_r(X,Y)=0$. Întrucât \mathcal{L}° este submulțimea variabilelor aleatoare aproape sigur mărginite, cu

$$d_{\infty} = \lim_{r \to \infty} d_r(X, Y) = \sup |X - Y|,$$
 (5.21)

iar $S \subset L^{\infty}$ (unde S este submulțimea variabilelor aleatoare simple) și $L^{0} = \mathcal{T}$, rezultă următoarea ierarhie a submulțimilor de variabile aleatoare:

$$S \subset \mathcal{L}^{\infty} \subset \mathcal{L}^{S} \subset \mathcal{L}^{C} \subset \mathcal{L}^{0} = \mathcal{V}, \quad 1 \leq r \leq s \leq \infty.$$
 (5.22)

Am definit, în §3.1, semidistanțele d_P și d_F , iar acum — și d_r . (\mathcal{V}, d_P) , (\mathcal{V}, d_F) și (\mathcal{V}, d_r) sunt spații semimetrice, iar (\mathcal{F}, d_F) este un spațiu metric (unde \mathcal{F} este spațiul funcțiilor de repartiție ale variabilelor aleatoare din \mathcal{V}).

Mărimile

$$K_{XY} = \operatorname{cov}(X, Y) = M((X - \mu_X)(Y - \mu_Y)),$$

$$\rho_{XY} = \frac{K_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}, \quad -1 \le \rho_{XY} \le 1,$$
(5.23)

se numesc corelația (covariance) sau momentul mixt centrat de ordinul 2 (notat și cu $V_{1,1}(X,Y)$), respectiv coeficientul de corelație a variabilelor aleatoare X și Y. Se observă că expresia lui K_{XY} apare în cea a lui D(X+Y) din (5.18) și că, dacă X=Y, atunci $K_{XX}=D(X)=\sigma_X^2$ și $\rho_{XX}=1$.

Pentru cazul discret, respectiv pentru cel absolut continuu, rezultă

$$K_{XY} = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} M((x_i - \mu_X)(y_j - \mu_Y)) = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} (x_i - \mu_X)(y_j - \mu_Y) p_{ij},$$

$$K_{XY} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu_X)(y - \mu_Y) f_{XY}(x, y) dxdy.$$
(5.24)

X și Y se numesc corelate când $\rho_{XY} \neq 0$, total corelate când $\rho_{XY} = \pm 1$ și necorelate când $\rho_{XY} = 0$.

Teorema 5.1 Pentru $X,Y\in\mathcal{V}$, dacă $\rho_{XY}=1$ sau $\rho_{XY}=-1$, atunci X și Y sunt *liniar dependente*, adică există $a,b\in\mathbb{R}$, cu a>0, respectiv a<0, astfel încât

egistrul

'atoare *itorul*

`a în

06

Demonstrație. Notând cu $\eta_X = X - \mu_X$ și $\eta_Y = Y - \mu_Y$ abaterile lui X și Y, rezultă că $M(\eta_X) = M(\eta_Y) = 0$ și $D(\eta_X) = \mu_X^2$ și $D(\eta_Y) = \mu_Y^2$. Dacă $\rho_{XY} = 1$, atunci $M(\eta_X \eta_Y) = \sigma_X \sigma_X$ și $M((\eta_X / \sigma_X - \eta_Y / \sigma_Y)^2) = 0$, deci

 $a = \rho_{XY} \frac{\sigma_X}{\sigma_Y}, \quad b = \frac{\sigma_Y}{\sigma_Y} \mu_X. \square$ (5.26)

În capitolul despre dependența stohastică, vom vedea că, pe lângă indicatori ai (in)dependenței deterministe, K_{XY} și ρ_{XY} sunt și indicatori ai

Exemplul 5.1 Dacă X și Y sunt două repartiții normale, cu mediile μ_X , μ_Y , dispersiile σ_X^2 , σ_Y^2 și coeficientul de corelație $\rho = \rho_{XY}$, atunci (X,Y) este repartiția bidimensională normală (vezi §5.1.2.4), cu densitatea comună de probabilitate

$$f_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_X \sigma_Y \sqrt{1-\rho^2}} e^{\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{(x-\mu_X)^2}{\sigma_X^2} + \frac{(y-\mu_Y)^2}{\sigma_Y^2} - 2\rho \frac{x-\mu_X}{\sigma_X} \frac{y-\mu_1}{\sigma_Y} \right]} .\Box$$
 (5.27)

În general, dacă $g_j:\mathbb{R}^n o \mathbb{R} \ (j=1,\ldots,m)$ sunt funcții măsurabile Borel, iar $\mathbf{X}=(X_i)_{i=1,\dots,n}\in\mathcal{V}^n$, atunci $Y_j=g_j(\mathbf{X})$ $(j=1,\dots,m)$ sunt și ele variabile aleatoare din \mathcal{V} , iar $\mathbf{Y} = (Y_j)_{j=1,\dots,m}$ este un vector aleator din \mathcal{V}^n , cu funcția de repartiție

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{y}) = \int \dots \int_{\mathbf{A}} dF_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}), \quad \forall \mathbf{y} = (y_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^n,$$
 (5.28)

unde

$$A = \{ \mathbf{x} \mid g_j(\mathbf{x}) < y_j, \quad j = 1, \dots, m \} \in \mathcal{K}_{\mathbf{x}} \subset \mathbb{R}^n . \tag{5.29}$$

Pentru m = n, dacă X_i au densitățile de probabilitate $f_{X_i}(x)$, iar $g_i(x)$ sunt injective și diferențiabile (i = 1,...,n), rezultă că

$$f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{x}) = f_{\mathbf{X}}(g_1^{-1}(y_1), ..., g_n^{-1}(y_n)) | J |,$$
 (5.30)

unde

$$|J| = \det\left(\frac{\partial g_i^{-1}(y_i)}{\partial y_j}\right)_{i,i=1,\dots,n}$$
(5.31)

este un determinant funcțional, numit jacobian. În cazul unidimensional n = m = 1, se obțin relațiile (3.43).

În general, dacă $g(\mathbf{X}) \in \mathscr{V}^n$, atunci media ei va fi

$$M(g(\mathbf{X})) = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} g(\mathbf{x}) P_{\mathbf{X}} \, d\mathbf{x} = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} g(\mathbf{x}) dF_{\mathbf{X}}.$$
 (5.32)

Pentru repartițiile discrete, respectiv absolut continue, rezultă

lin registrul e aleatoare

eu ajutorul

os), ca în

1 A6:D6

ntroduc

D și E.

X(

7. B:B),

$$M(g(\mathbf{X})) = \sum_{i \in I} g(\mathbf{x}_i) P_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}_i), \quad \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n,$$

$$M(g(\mathbf{X})) = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} g(\mathbf{x}) f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}.$$
(5.33)

În particular, pentru $g(X) \equiv X$, se obține media vectorului aleator X, M(X).

Dacă $\mathbf{X} = (X_i)_{i=1,\dots,n} \in \mathcal{V}^n$, atunci

$$\mu_{X} = (M(X_{i}))_{i=1,\dots,n} = (\mu_{X_{i}})_{i=1,\dots,n},$$

$$\mathbf{D}_{X} = (D(X_{i}))_{i=1,\dots,n} = (\sigma_{X_{i}}^{2})_{i=1,\dots,n}$$
(5.34)

se numesc vectorul mediilor, respectiv vectorul dispersiilor,

$$\mu_{r_1,...,r_n} = M(X_1^{r_1},...,X_n^{r_1}) = \int_{\mathbb{R}^n} x_1^{r_1}...x_n^{r_n} dF(x_1,...,x_n),$$

$$V_{r_1,...,r_n} = M((X_1 - \mu_{X_1})^{r_1}...(X_n - \mu_{X_n})^{r_1})$$
(5.35)

— momentul inițial, respectiv centrat, de ordin $\mathbf{r} = (r_i)_{i=1,\dots,n}$,

$$\mu_{m} = (M(X_{i}^{m}))_{i=1,\dots,n},$$

$$\nu_{m} = (M((X_{i} - \mu_{X_{i}})^{m}))_{i=1,\dots,n},$$
(5.36)

— vectorul momentelor inițiale, respectiv centrate, de ordin m, iar

$$\mathbf{K}_{\mathbf{X}} = (K_{X_{i}X_{j}})_{i,j=1,\dots,n} = (K_{ij})_{i,j=1,\dots,n},$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{X}} = (\rho_{X_{i}X_{j}})_{i,j=1,\dots,n} = (\rho_{ij})_{i,j=1,\dots,n},$$
(5.37)

— matricea de corelație (sau de covarianță), respectiv matricea coeficienților de corelație a vectorului aleator X, K_{ij} și ρ_{ij} fiind calculați conform relațiilor (5.24), deci K_{ij} sunt momentele mixte centrate "de ordinul 2", $V_{1,1}(X_i, X_j)$. Întrucât $K_{ij} = K_{ji}$, matricea de corelație este simetrică, iar $K_{ii} = D(X_i)$ (i = 1, ..., n). Evident,

$$Y = X - M_X = (X_i - M(X_i))_{i=1,\dots,n} = (X_i - \mu_{X_i})_{i=1,\dots,n}$$
(5.38)

este un vector aleator cu componente de medie zero, iar

$$\mathbf{K}_{\mathbf{Y}} = \mathbf{K}_{\mathbf{X} - \mathbf{M}_{\mathbf{X}}} = \mathbf{K}_{\mathbf{X}}. \tag{5.39}$$

Dacă variabilele $X_1, ..., X_n$ sunt liniar dependente, atunci, din Teorema 5.1, rezultă că $\det(\mathbf{K}_{\mathbf{X}}) = 0$. Așadar, numărul $m \le n$ de variabile liniar independente, dintre cele n componente ale vectorului aleator \mathbf{X} , este dat de rangul matricii $\mathbf{K}_{\mathbf{X}}$.

Dacă $\mathbf{X}_j = (X_{ij})_{i=1,\dots,n} \in \mathscr{V}^n$ este o mulțime de vectori aleatori, iar $\mathbf{\mu}_j$ vectorii mediilor $(j=1,\dots,m)$, atunci $\mathbf{Y} = \sum_{j=1}^m \mathbf{X}_j \in \mathscr{V}^n$ și