TEORIA DE LA PROBABILITAT

ApuntsFME

Barcelona, Octubre 2018

Darrera modificació: 20 d'octubre de 2018.

Continguts

1 Espai de probabilitat **1**

1.1 Definició axiomàtica de probabilitat . . . 1

Desigualtats de Bonferroni . . . 2

1.2 Probabilitat condicionada . . . 4

1.3 Independència . . . 5

1.4 Espai producte . . . 6

1.5 Lema de Borel-Cantelli . . . 6

Lema de Borel-Cantelli . . . 8

2 Variables aleatòries **11**

2.1 Definició i propietats bàsiques de les variables aleatòries . . . 11

Teorema de l'existència d'una funció de distribució . . . 14

2.2 Esperança d'una variable aleatòria. Desigualtats de Markov i Chebyshev 15

Desigualtat de Markov . . . 18

Desigualtat de Txebixov . . . 18

2.3 Vectors de variables aleatòries. Independència de variables aleatòries . . . 19

3 Variables aleatòries discretes **23**

3.1 Definició i objectes relacionats . . . 23

3.2 Funció generadora de probabilitat . . . 25

3.3 Models de variables aleatòries discretes . . . 27

3.4 Distribucions condicionades i esperança condicionada . . . 31

Índex alfabètic **33**

Tema 1

Espai de probabilitat

1.1 Definició axiomàtica de probabilitat

Definició 1.1.1. Un espai de probabilitat és un espai de mesura format per la terna $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ tal que $p(\Omega) = 1$. Diem que

- Ω és l'espai mostral,
- $\mathcal{A}$ és el conjunt d'esdeveniments o de successos,
- p és la funció de probabilitat.

Observació 1.1.2. Recordem que $(\Omega, \mathcal{A})$ és un espai mesurable si $\mathcal{A} \subseteq \mathcal{P}(\Omega)$ és una σ-àlgebra d'Ω, és a dir,

i) $\varnothing \in \mathcal{A}$,

ii) $A \in \mathcal{A} \iff \overline{A} \in \mathcal{A}$,

iii) Si $\{A_i\}_{i\in\mathbb{N}} \subseteq \mathcal{A}$, aleshores $\bigcup\limits_{i\in\mathbb{N}} A_i \in \mathcal{A}$.

I que $(\Omega, \mathcal{A}, \mu)$ és un espai de mesura si μ és una mesura sobre l'espai mesurable $(\Omega, \mathcal{A})$, és a dir,

i) $\mu(\varnothing) = 0$,

ii) $\forall A \in \mathcal{A}, \quad \mu(A) \geq 0$,

iii) (σ-additivitat) Si $\{A_i\}_{i\in\mathbb{N}} \subseteq \mathcal{A}$ és tal que $\forall i \neq j,\ A_i \cap A_j = \varnothing$, aleshores

$$\mu\left(\bigcup_{i\in\mathbb{N}} A_i\right) = \sum_{i\in\mathbb{N}} \mu(A_i).$$

Proposició 1.1.3. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat. Aleshores,

i) Si $A_1, \ldots, A_r \in \mathcal{A}$ t. q. $\forall i \neq j,\ A_i \cup A_j = \varnothing$, aleshores $p\left(\bigcap\limits_{i=1}^{r} A_i\right) = \sum\limits_{i=1}^{r} p\left(A_i\right)$.

ii) $A \in \mathcal{A} \implies p(\overline{A}) = 1 - p(A)$.

iii) $A, B \in \mathcal{A},\ A \subseteq B \implies p\left(B \setminus A\right) = p(B) - p(A)$.

iv) $A, B \in \mathcal{A},\ A \subseteq B \implies p(A) \leq p(B)$.

v) Successions monòtones:

a) Si $\{A_i\}_{i\in\mathbb{N}} \subseteq \mathcal{A}$ són tals que $A_i \subseteq A_{i+1}$, aleshores $p\left(\bigcup\limits_{i\in\mathbb{N}} A_i\right) = \lim\limits_{i\to\infty} p(A_i)$.

b) Si $\{A_i\}_{i\in\mathbb{N}} \subseteq \mathcal{A}$ són tals que $A_i \supseteq A_{i+1}$, aleshores $p\left(\bigcap\limits_{i\in\mathbb{N}} A_i\right) = \lim\limits_{i\to\infty} p(A_i)$.

Demostració.

1. Conseqüència directa de la σ-additivitat.
2. Conseqüència directa de ii) usant que $\mathcal{A} = A \cup \overline{A}$.
3. Com que $A \subseteq B$, $B = \left(B \setminus A\right) \cup A$ i, per tant, $p\left(B \setminus A\right) = p(B) - p(A)$.
4. Conseqüència directa de iii) ja que $p\left(B \setminus A\right) \geq 0$.
5.

a) Sigui $B_0 = A_0$ i per $i > 0$ sigui $B_i = A_i \setminus A_{i-1}$. Aleshores, es compleix que $\forall i \neq j$, $B_i \cap B_j = \varnothing$ i que $\bigcup\limits_{i\in\mathbb{N}} B_i = \bigcup\limits_{i\in\mathbb{N}} A_i$, de manera que

$$p\left(\bigcup_{i\in\mathbb{N}} A_i\right) = p\left(\bigcup_{i\in\mathbb{N}} B_i\right) = \sum_{i\in\mathbb{N}} p(B_i) =$$
$$= \lim_{N\to\infty} \sum_{i=0}^{N} p(B_i) = \lim_{N\to\infty} p\left(\bigcup_{i=0}^{N} B_i\right) = \lim_{N\to\infty} p(A_N).$$

b) Anàleg al cas anterior.

$\square$

Observem que l'apartat v) només es pot aplicar en casos molt particulars. En general, si tenim $A_i, \ldots, A_r$ succcessos, hi ha estimacions per a $p(\bigcup_{i=1}^{r} A_i)$ com es veu al teorema següent.

Teorema 1.1.4. *Desigualtats de Bonferroni.*
Siguin $A_1, \ldots, A_r \in \mathcal{A}$, i per $I \subseteq \{1, \ldots, r\}$ sigui $A_I = \bigcap\limits_{i\in I} A_i$. Definim

$$S_k = \sum_{I\in\{1,\ldots,n\}, \#I=k} p(A_I),$$

això és, $S_1 = \sum p(A_i)$, $S_2 = \sum\limits_{i\neq j} p\left(A_i \cap A_j\right), \ldots$. Aleshores:

i) Si t és parell,

$$p\left(\bigcup_{i=1}^{r} A_i\right) \geq \sum_{i=1}^{t} (-1)^{i+1} S_i$$

ii) Si t és senar,

$$p\left(\bigcup_{i=1}^{r} A_i\right) \leq \sum_{i=1}^{t} (-1)^{i+1} S_i$$

Observació 1.1.5. Amb els casos $t = 1$ (desigualtat de Boole) i $t = 2$ es poden donar fites inferiors i superiors.

Exemple 1.1.6.

1. Espais de probabilitat numerables.

   Prenem un conjunt numerable $\Omega = \{a_i\}_{i\geq 1}$. Prenem $\mathcal{A} = \mathcal{P}(\Omega)$ (que és una σ-àlgebra). Per a definir la probabilitat sobre $(\Omega, \mathcal{A})$ prenem una successió $\{p_i\}_{i\geq 1}$ tal que $0 \leq p_i \leq 1$ que compleix que $\forall i$, $p(a_i) = p_i$ i $\sum p_i = 1$. Per tant, per a qualsevol element $A \in \mathcal{A}$, tenim que

   $$p\left(\bigcup_{a\in A} \{a\}\right) = p(A) = \sum_{i\geq 1} p\left(\{a\}\right).$$

   Si, a més, $|\Omega| < +\infty$, $\mathcal{A} = \mathcal{P}(\Omega)$ té $2^{|\Omega|}$ elements i si premnem $\Omega = \{a_i\}_{i=1}^{N}$ i $p_1 = p_2 = \cdots = p_N = \frac{1}{N}$ obtenim un espai clàssic de probabilitat.

2. Espai de probabilitat en $[a, b] \subseteq \mathbb{R}$.

   Sigui $\Omega = [a, b]$ i prenem $\mathcal{A} = \mathcal{B} \cap [a, b]$ amb $\mathcal{B}$ un borelià i com a funció de probabilitat $p = \frac{\lambda}{b-a}$, on λ és la mesura de Lebesgue. Observem que no podem prendre tot $\mathbb{R}$ perquè no podem normalitzar $\lambda(\mathbb{R})$. Malgrat això, usant λ construirem més endavant funcions de probabilitat sobre $(\mathbb{R}, \mathcal{B})$.

3. Tirada indefinida d'una moneda.

   En aquest cas tenim que $\Omega = \{a_i\}_{i\geq 1}$, $a_i \in \{0, 1\}$ de la forma

   $$\begin{gathered} 00010001110110\ldots \\ 01001110101101\ldots \\ 10010111110010\ldots \end{gathered}$$

   sent 0 creu i 1 cara. Aquest conjunt és no numerable fàcilment demostrable amb l'argument de la diagonal de Cantor. Per a construir una σ-àlgebra sobre Ω trobem una "bijecció" amb $[0, 1]$ de la forma

   $$\begin{aligned} \varphi\colon \Omega &\to [0, 1] \subseteq \mathbb{R} \\ a = a_1 a_2 \ldots &\mapsto 0.a_1 a_2 \ldots \end{aligned}.$$

on $0.a_1a_2\dots$ és un nombre en binari. No és una bijecció completa ja que hi ha elements diferents que van a la mateixa imatge degut als nombres que acaben en 1 periòdic, però al ser tots racionals, el conjunt d'aquests nombres és numerable i per tant té mesura nul·la. És per això que podem definir una σ-àlgebra sobre Ω prenent $\left\{\varphi^{-1}(A)\right\}_{A\subseteq\mathcal{B}\cup[0,1]}$. Similarment ho fem amb la mesura.

1.2 Probabilitat condicionada

Definició 1.2.1. Sigui $(\Omega,\mathcal{A},p)$ un espai de probabilitat i siguin $A,B\in\mathcal{A}$. Definim la probabilitat d'A condicionada a B com

$$p\left(A \mid B\right)=\frac{p\left(A\cap B\right)}{p\left(B\right)}.$$

Observació 1.2.2. Sigui $(\Omega,\mathcal{A},p)$ un espai de probabilitat i sigui $B\in\mathcal{A}$ t. q. $p(B)>0$. Aleshores, l'aplicació

$$\begin{aligned} p_B\colon \mathcal{A} &\to \mathbb{R} \\ A &\mapsto p_B(A):=p\left(A \mid B\right) \end{aligned}$$

defineix un espai de probabilitat $(\Omega,\mathcal{A},p_B)$.

Proposició 1.2.3. Sigui I un conjunt numerable o finit i siguin $\{A_i\}_{i\in I}\subseteq\mathcal{A}$ tals que

i) $p(A_i)>0$,

ii) $i\neq j \implies A_i\cap A_j=\varnothing$,

iii) $\bigcup\limits_{i\in I}A_i=\Omega$.

Aleshores,

1) Probabilitat total:

$$p(B)=\sum_{i\in I}p\left(B \mid A_i\right)p(A_i),\quad \forall B\in\mathcal{A}.$$

2) Fórmula de Bayes:

$$p\left(A_i \mid B\right)=\frac{P\left(B \mid A_i\right)p(A_i)}{\sum\limits_{j\in I}p\left(B \mid A_j\right)p\left(A_j\right)},\quad \forall B\in\mathcal{A} \text{ amb } p(B)>0.$$

Demostració.

1) Com que els A_i són disjunts i $\bigcup_{i\in I}A_i=\Omega$, $\forall B\in\mathcal{A}$, $B=\bigcup_{i\in I}B\cap A_i$, i la unió és disjunta. Es té

$$p(B)=p\left(\bigcup_{i\in I}B\cap A_i\right)\overset{\sigma-add.}{=}\sum_{i\in I}p(B\cap A_i)=\sum_{i\in I}p(B|A_i)p(A_i).$$

2)

$$p(A_i|B)\sum_{j\in I} p(B|A_j)p(A_j) \overset{i)}{=} p(A_i|B)p(B) =$$
$$\frac{p(B\cap A_i)}{p(B)}p(B) = p(B\cap A_i) = P\left(B \mid A_i\right)p\left(A_i\right).$$

□

Problema 1.2.4. *Ruïna del jugador.* Partim d'un capital de k unitats i, en cada jugada (sense memòria) augmenta o disminueix el capital en una unitat, amb probabilitats $1/2$ i $1/2$. El joc acaba si ens quedem sense capital o si assolim un objectiu N ($N > k$). Quina és la probabilitat de perdre tot el capital?

Solució. Sigui A_k el succés "el jugador, començant amb capital k, perd". Condicionem A_k a la primera tirada de la moneda i definim B com el succés "la primera tirada surt cara". Aleshores,

$$p(A_k) = p(A_k|B)p(B) + p(A_k|\overline{B})p(\overline{B}) = \frac{p(A_k|B)}{2} + \frac{p(A_k|\overline{B})}{2}$$
$$\implies 2p(A_k) = p(A_{k-1}) + p(A_{k+1}) \implies p(A_k) - p(A_{k-1}) = p(A_{k+1}) - p(A_k) = C,$$

el que ens diu que la diferència entre nivells és constant. Per tant $p(A_k) = p(A_0) + kC$. Sabent que $p(A_0) = 1$ i $p(A_N) = 0$ ens queda que

$$0 = 1 + CN \implies C = -\frac{1}{n} \implies p(A_k) = 1 - \frac{k}{N}.$$

1.3 Independència

Definició 1.3.1. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat, sigui I un conjunt finit o numerable i sigui $\{A_i\}_{i\in I} \subseteq \mathcal{A}$. Diem que els esdeveniments A_i són independents si $\forall J \subseteq I$ amb $|J| \in \mathbb{N}$ es té que

$$p\left(\bigcap_{j\in J} A_j\right) = \prod_{j\in J} p\left(A_j\right).$$

Exemple 1.3.2.

1. $\varnothing, \Omega$ són independents entre si.
2. A és independent amb si mateix si i només si $p\left(A\right) = 1$ o $p\left(A\right) = 0$.
3. No tenim independència si només les interseccións dos a dos compleixen que la probabilitat de la intersecció és el producte de probabilitats.
4. A i B independents $\iff$ A i $\overline{B}$ independents, ja que

$$p(A\cap\overline{B}) = p\left(A\right) - p\left(A\cap B\right) = p\left(A\right) - p\left(A\right)\left(B\right)$$
$$= p\left(A\right)\left(p\left(B\right) + p(\overline{B}) - p\left(B\right)\right) = p\left(A\right)p(\overline{B})$$

1.4 Espai producte

Donats dos espais de probabilitat $(\Omega_1, \mathcal{A}_1, p_1)$ i $(\Omega_2, \mathcal{A}_2, p_2)$, volem construir un nou espai de probabilitat $(\Omega_3, \mathcal{A}_3, p_3)$ que codifiqui els dos espais de probabilitat inicials. A aquest espai de probabilitat l'anomenarem espai de probabilitat producte.

Definició 1.4.1. Siguin $(\Omega_1, \mathcal{A}_1, p_1)$ i $(\Omega_2, \mathcal{A}_2, p_2)$ dos espais de probabilitat. Anomenem espai de probabilitat producte a la terna $(\Omega_3, \mathcal{A}_3, p_3)$ tal que

i) $\Omega_3 = \Omega_1 \times \Omega_2$

ii) $\mathcal{A}_3 = \sigma(\mathcal{A}_1 \times \mathcal{A}_2)$ (σ-àlgebra generada per $\mathcal{A}_1 \times \mathcal{A}_2$)

iii) p_3 és una funció de probabilitat que cumpleix que $\forall A_1, A_2$ t. q. $A_1 \times A_2 \in \mathcal{A}_1 \times \mathcal{A}_2$ aleshores $p_3(A_1 \times A_2) = p_1(A_1)\, p_2(A_2)$.

Observació 1.4.2. p_3 està ben definida ja que pel Teorema d'extensió de Carathéodory podem construir una σ-àlgebra sobre $\Omega_1 \times \Omega_2$ a partir d'una extensió de $\sigma(\mathcal{A}_1 \times \mathcal{A}_2)$ i restringir p_3 segons iii).

Observació 1.4.3. Podem extendre λ (la mesura de Lebesgue) a $\mathbb{R}^2$ de la següent forma. Sabem que $\left([0,1], \mathcal{B} \cap [0,1], \lambda_{[0,1]}\right)$ és un espai de probabilitat. Aleshores

$$\left([0,1] \times [0,1], \sigma\left(\mathcal{B} \cap [0,1] \times \mathcal{B} \cap [0,1]\right), \lambda_{[0,1]\times[0,1]}\right)$$

defineix un espai de probabilitat a $\mathbb{R}^2$.

Problema 1.4.4. *Agulla de Buffon.* Considerem el pla $\mathbb{R}^2$ tesel·lat amb linies paral·leles indefinides separades per una distància L. Llancem una agulla de longitud $l \leq L$ sobre el pla. Trobar quina és la probabilitat que l'agulla toqui una de les linies.

Solució. Considerarem dues variables: x com la distància del centre de l'agulla a la linia més propera i θ com l'angle de l'agulla amb la direcció de les lines. Tenim que $x \in \left[0, \frac{L}{2}\right]$ i $\theta \in [0, \pi)$ i per tant, $\Omega = \left[0, \frac{L}{2}\right] \times [0, \pi)$, $\mathcal{A}$ són els borelians del conjunt i p la mesura de Lebesgue normalitzada en $\mathcal{A}$. Sigui $A \in \mathcal{A}$ l'esdeveniment "l'agulla talla una recta" i $\omega \in \Omega$ una tirada. Aleshores $w \in A \iff x \leq \frac{l}{2} \sin\theta$. Per tant,

$$p(A) = \frac{\int_0^\pi \frac{l}{2} \sin\theta \, \mathrm{d}\theta}{\frac{L\pi}{2}} = \frac{2l}{L\pi}.$$

1.5 Lema de Borel-Cantelli

Siguin $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i $\{A_n\}_{n\geq 1} \subseteq \mathcal{A}$. Volem donar-li un sentit a "límit de $\{A_n\}_{n\geq 1}$". Farem com a $\mathbb{R}$ i definirem els límits superior i inferior (que sempre existiran) i, si coincideixen, aquest serà el límit.

Definició 1.5.1. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat. Donats $\{A_n\}_{n\geq 1} \subseteq \mathcal{A}$, definim els límits superior i inferior de la successió de successos $\{A_n\}_{n\geq 1}$ com

$$\limsup_{n\to\infty} A_n = \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{k=n}^{\infty} A_k,$$
$$\liminf_{n\to\infty} A_n = \bigcup_{n=1}^{\infty} \bigcap_{k=n}^{\infty} A_k.$$

Observació 1.5.2. Els dos límits pertanyen a $\mathcal{A}$ ja que són unió i intersecció numerable de sucessos.

Proposició 1.5.3. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i siguin $\{A_n\}_{n\geq 1} \subseteq \mathcal{A}$. Aleshores,

i) $\liminf\limits_{n\to\infty} A_n = \big\{\omega \in \Omega\colon \exists m \equiv m(\omega) \text{ amb } \omega \in A_r \ \forall r \geq m(\omega)\big\}$,

ii) $\limsup\limits_{n\to\infty} A_n = \{\omega \in \Omega\colon \omega \text{ pertany a un nombre infinit dels } A_n\}$,

iii) $\liminf\limits_{n\to\infty} A_n \subseteq \limsup\limits_{n\to\infty} A_n$.

Demostració.

i) $\omega \in \liminf A_n \iff \omega \in \bigcup_{n=1}^{\infty} \bigcap_{k=n}^{\infty} A_k \iff \exists m \equiv m(\omega)$ t. q. $\omega \in \bigcap_{k=m(\omega)}^{\infty} A_k$, és a dir, si $\exists m \equiv m(\omega)$ t. q. $\omega \in A_r \quad \forall r \geq m(\omega)$.

ii) $\omega \in \limsup A_n \iff \omega \in \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{k=n}^{\infty} A_k \iff \omega \in \bigcup_{k=n}^{\infty} A_k \quad \forall n \iff \forall n, \exists n_0 \geq n$ t. q. $\omega \in A_{n_0} \iff \omega$ pertany a un nombre infinit dels A_n.

iii) Si $\omega \in \liminf A_n$, aleshores $\omega \in A_r, \forall r \geq m(\omega)$, de manera que pertany a un nombre infinit dels A_n i, en conseqüència, pertany a $\limsup A_n$.

□

Proposició 1.5.4. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i siguin $\{A_n\}_{n\geq 1} \subseteq \mathcal{A}$, amb $\lim A_n = A$. Aleshores, $p(A) = p(\lim A_n) = \lim p(A_n)$ i aquest límit existeix.

Demostració. Definim $B_n = \bigcup\limits_{k\geq n} A_k$ i $C_n = \bigcap\limits_{k\geq n} A_k$. Observem que $\{B_n\}_{n\geq 1}$ és decreixent i que $\{C_n\}_{n\geq 1}$ és creixent. Naturalment tenim que, $C_n \subseteq A_n \subseteq B_n$, $\limsup A_n = \bigcap\limits_{n\geq 1} B_n$ i $\liminf A_n = \bigcup\limits_{n\geq 1} C_n$.

Vegem que $p(\liminf A_n) \leq \liminf p(A_n)$.

$$p(\liminf A_n) = p\left(\bigcup_{n\geq 1} C_n\right) = \lim p(C_n) = \lim p\left(\bigcap_{k\geq n} A_k\right) \leq \liminf p(A_n).$$

Al darrer pas hem utilitzat el fet que $p\left(\bigcap_{k\geq n} A_k\right) \leq p(A_n)$. Anàlogament, tenim que $\limsup p(A_n) \leq p(\limsup A_n)$. Així doncs,

$$p(\liminf A_n) \leq \liminf p(A_n) \leq \limsup p(A_n) \leq p(\limsup A_n).$$

Atàs que $p(\liminf A_n) = p(\limsup A_n) = p(A)$, concloem que

$$\liminf p(A_n) = \limsup p(A_n) = \lim p(A_n) = p(A).$$

□

Teorema 1.5.5. *Lema de Borel-Cantelli.*
Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i siguin $\{A_n\}_{n\geq 1} \subseteq \mathcal{A}$. Aleshores,

i) $\sum_{n\geq 1} p(A_n) < \infty \implies p(\limsup A_n) = 0$.

ii) Si $\{A_n\}_{n\geq 1}$ és independent, $\sum_{n\geq 1} p(A_n) = \infty \implies p(\limsup A_n) = 1$.

Demostració. Anomenem $A = \limsup A_n = \bigcap_{n\geq 1} \bigcup_{k\geq n} A_k$.

i) Sabem que

$$0 \leq p(A) \leq p\left(\bigcup_{k\geq n} A_k\right) \leq \sum_{k\geq n} p(A_k), \forall n \in \mathbb{N}$$

i que $\sum_{n\geq 1} p(A_n) < \infty$, de manera que $\lim \sum_{k\geq n} p(A_k) = 0$ i immediatament deduïm que $p(A) = 0$.

ii) Observem primer que $\overline{A} = \overline{\bigcap_{n\geq 1} \bigcup_{k\geq n} A_k} = \bigcup_{n\geq 1} \bigcap_{k\geq n} \overline{A}_k = \liminf \overline{A}_n$. Veurem que $p(\overline{A}) = 0$. Calculem $p\left(\bigcap_{m\geq n} \overline{A}_m\right)$.

$$0 \leq p\left(\bigcap_{m\geq n} \overline{A}_m\right) = \lim_{r\to\infty} p\left(\bigcap_{m=n}^{r} \overline{A}_m\right) = \lim_{r\to\infty} \prod_{m=n}^{r} \left(p\left(\overline{A}_m\right)\right) =$$

$$= \lim_{r\to\infty} \prod_{m=n}^{r} \left(1 - p(A_m)\right) \leq \lim_{r\to\infty} \prod_{m=n}^{r} \left(e^{-p(A_m)}\right) =$$

$$= \lim_{r\to\infty} e^{-\sum_{m=n}^{r} p(A_m)} = 0,$$

de manera que $p\left(\bigcap_{m\geq n} \overline{A}_m\right) = 0$, $\forall n \in \mathbb{N}$. Finalment,

$$0 \leq p\left(\overline{A}\right) = p\left(\bigcup_{n\geq 1} \bigcap_{m\geq n} \overline{A}_m\right) \leq \sum_{n\geq 1} p\left(\bigcap_{m\geq n} \overline{A}_m\right) = 0 + 0 + \cdots = 0,$$

i concloem que $p(A) = 1$.

□

Tema 2

Variables aleatòries

2.1 Definició i propietats bàsiques de les variables aleatòries

Definició 2.1.1. Siguin $(\Omega_1, \mathcal{A}_1)$ i $(\Omega_2, \mathcal{A}_2)$ espais mesurables. Diem que $X\colon \Omega_1 \to \Omega_2$ és una variable aleatòria si

$$X^{-1}(A_2) \in \mathcal{A}_1,\ \forall A_2 \in \mathcal{A}_2.$$

En aquest curs, sempre pendrem $(\Omega_2, \mathcal{A}_2) = (\mathbb{R}, \mathcal{B})$. Per tant, quan parlem de variable aleatòria ens estarem referint a una aplicació $X\colon \Omega \to \mathbb{R}$ amb $B \in \mathcal{B} \implies X^{-1}(B) \in \mathcal{A}$, on $(\Omega, \mathcal{A})$ és un espai de mesura.

Exemple 2.1.2.

1. Sigui $(\Omega, \mathcal{A})$ un espai de mesura. Aleshores, $\forall c \in \mathbb{R}$, l'aplicació

$$\begin{aligned} X\colon \Omega &\to \mathbb{R} \\ \omega &\mapsto c \end{aligned}$$

   és una variable aleatòria, atès que $\forall B \in \mathcal{B}$, es té que

$$X^{-1}(B) = \begin{cases} \Omega, & \text{si } c \in B, \\ \varnothing, & \text{si } c \notin B. \end{cases}$$

2. Siguin X i Y variables aleatòries. Aleshores, també son variables aleatòries les següents funcions

   - $X + Y$
   - $X - Y$
   - aX, $\forall a \in \mathbb{R}$
   - XY
   - $|X|$
   - $\max\{X, Y\}$

- $\min\{X, Y\}$
- X^+
- X^-
- $g(X, Y)$, on $g\colon \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}$ és una funció mesurable.

3. Sigui $(\Omega, \mathcal{A})$ un espai de mesura i sigui $A \in \mathcal{A}$. Definim la variable aleatòria indicadora d'A com

$$\begin{aligned} \mathbb{I}_A \equiv \mathbb{1}_A \colon \Omega &\to \mathbb{R} \\ \omega &\mapsto \mathbb{I}_A(\omega) = \begin{cases} 0, & \text{si } \omega \notin A, \\ 1, & \text{si } \omega \in A. \end{cases} \end{aligned}$$

Vegem que, efectivament, es tracta d'una variable aleatòria. Sigui $B \in \mathcal{B}$. Aleshores,

$$\mathbb{I}_A^{-1}(B) = \begin{cases} \Omega, & \text{si } 0 \in B,\ 1 \in B, \\ \overline{A}, & \text{si } 0 \in B,\ 1 \notin B, \\ A, & \text{si } 0 \notin B,\ 1 \in B, \\ \varnothing, & \text{si } 0 \notin B,\ 1 \notin B. \end{cases}$$

Observació 2.1.3. A partir d'ara, emprarem la notació següent. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i sigui $B \in \mathcal{B}$, escrivim

$$p(X \in B) := p\left(\left\{\omega \in \Omega \mid \omega \in X^{-1}(B)\right\}\right).$$

Exemple 2.1.4. Per a considerar la probabilitat de que X sigui més petit o igual que 2 escriurem

$$p(X \leq 2) = p\left(\left\{\omega \in \Omega \mid X(\omega) \leq 2\right\}\right).$$

Observació 2.1.5. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i sigui X una variable aleatòria. X indueix una funció de probabilitat P_X sobre l'espai de mesura $(\mathbb{R}, \mathcal{B})$ de la forma

$$P_X(B) := p(X \in B).$$

És a dir, $(\mathbb{R}, \mathcal{B}, P_x)$ és un espai de probabilitat. Comprovem, primer, que és un espai de mesura.

i) $P_X(\varnothing) = p\left(\left\{\omega \in \Omega \mid \omega \in X^{-1}(\varnothing)\right\}\right) = p(\varnothing) = 0$, atès que p és una funció de probabilitat.

ii) $0 \leq p\left(\left\{\omega \in \Omega \mid \omega \in X^{-1}(B)\right\}\right) = P_X(B)$, atès que p és una funció de probabilitat.

iii) Si $\{B_i\}_{i\in\mathbb{N}} \subseteq \mathcal{B}$ són disjunts dos a dos, aleshores $\left\{X^{-1}(B_i)\right\}_{i\in\mathbb{N}} \subseteq \mathcal{A}$ també són disjunts dos a dos. I, per ser p una funció de probabilitat, es té que

$$\begin{aligned} P_X\left(\bigcup_{i\in\mathbb{N}} B_i\right) &= p\left(\left\{\omega\in\Omega \mid \omega\in X^{-1}\left(\bigcup_{i\in\mathbb{N}} B_i\right)\right\}\right) = \\ &= \sum_{i\in\mathbb{N}} p\Big(\big\{\omega\in\Omega \mid \omega\in X^{-1}(B_i)\big\}\Big) = \\ &= \sum_{i\in\mathbb{N}} P_X(B_i)\,. \end{aligned}$$

A més a més, per ser p una funció de probabilitat,

$$P_X(\mathbb{R}) = p\Big(\big\{\omega\in\Omega \mid \omega\in X^{-1}(\mathbb{R})\big\}\Big) = p(\Omega) = 1$$

i $(\mathbb{R},\mathcal{B},P_x)$ és un espai de probabilitat.

Observació 2.1.6. Sigui $(\Omega,\mathcal{A})$ un espai mesurable. Recordem que $X\colon\Omega\to\mathbb{R}$ és una funció mesurable si i només si $X^{-1}\big((-\infty,a]\big)\in\mathcal{A}$, $\forall a\in\mathbb{R}$.

Definició 2.1.7. Sigui $(\Omega,\mathcal{A},p)$ un espai de probabilitat i sigui X una variable aleatòria. Anomenem funció de distribució de probabilitat d'X a l'aplicació

$$\begin{aligned} F_X\colon \mathbb{R} &\to [0,1] \\ x &\mapsto F_X(x) = p(X\le x) = P_X\big((-\infty,x]\big)\,. \end{aligned}$$

Proposició 2.1.8. Sigui $(\Omega,\mathcal{A},p)$ un espai de probabilitat i sigui F_X la funció de distribució de probabilitat d'una variable aleatòria X sobre $(\Omega,\mathcal{A},p)$. Aleshores,

i) $x_1\le x_2 \implies F_X(x_1)\le F_X(x_2)$.

ii) $\lim\limits_{x\to-\infty} F_X(x)=0$ i $\lim\limits_{x\to\infty} F_X(x)=1$.

iii) F_X és contínua per la dreta, és a dir, $\lim\limits_{h\to 0^+} F_X(x+h)=F_X(x)$.

Demostració.

i) $F_X(x_1)=p\Big(\big\{\omega\in\Omega \mid X(\omega)\le x_1\big\}\Big)\le p\Big(\big\{\omega\in\Omega \mid X(\omega)\le x_2\big\}\Big)=F_X(x_2)$, atès que $\big\{\omega\in\Omega \mid X(\omega)\le x_1\big\}\subseteq\big\{\omega\in\Omega \mid X(\omega)\le x_2\big\}$ i que p és una funció mesurable.

ii) Vegem que $\forall\{x_n\}_{n\in\mathbb{N}}$ tal que $\lim\limits_{n\to\infty} x_n=-\infty$, es té que $\lim\limits_{n\to\infty} F_X(x_n)=0$. Definim $A_n=\big\{\omega\in\Omega \mid X(\omega)\le x_n\big\}$. Tenim que $\varnothing\subseteq\liminf A_n\subseteq\limsup A_n$. A més, $\limsup A_n=\varnothing$ perquè, altrament, hi hauria un nombre infinit de conjunts A_n contenint un $\omega\in\Omega$ determinat. Per tant,

$$\lim_{n\to\infty} F_X(x_n)=\lim_{n\to\infty} p(A_n)=p\left(\lim_{n\to\infty} A_n\right)=p(\varnothing)=0.$$

Anàlogament, es demostra que $\lim\limits_{x\to\infty} F_X(x)=1$.

iii) Fixat x, volem veure que $\lim_{h\to 0^+} F_X(x+h) = F_X(x)$.

Prenem $C_n = \{\omega \in \Omega \mid X(\omega) \leq x + h_n\}$, on $\{h_n\}$ és una successió de reals no negatius amb límit zero. Aleshores, $\liminf C_n = \limsup C_n = \{\omega \in \Omega \mid X(\omega) \leq x\}$. Això ens diu que

$$\lim_{n\to\infty} F_X(x+h_n) = \lim_{n\to\infty} p(C_n) = p\left(\lim_{n\to\infty} C_n\right) = p(C) = F_X(x).$$

Com això és cert $\forall h$ t. q. $\{h_n\} \to 0$, tenim que $\lim_{h\to 0^+} F_X(x+h) = F_X(x)$.

$\square$

Observació 2.1.9. En general no podem assegurar que sigui contínua per l'esquerra. Fent la mateixa prova prenent $x - h_n$ amb $h_n \to 0^+$ en comptes de $x + h_n$, obtenim que $C = \{\omega \in \Omega \mid X(\omega) < x\}$ i, per tant

$$\lim_{h\to 0^-} F_X(x+h) = p(X < x) = F_X(x) - p(X = x).$$

Lema 2.1.10. Sigui $f\colon \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ una funció creixent i fitada. Aleshores f és mesurable Lebesgue.

Demostració. Suposem que f té un nombre no numerable de discontinuïats. Observem que totes les discontinuïtats són de salt. Sigui $D \subseteq \mathbb{R}$ el conjunt de punts on f és discontínua. Aleshores, tenim que, per tots els punts $x_d \in D$, existeixen els límits $\lim_{x\to x_d^+} f(x)$ i $\lim_{x\to x_d^-} f(x)$. Definim, per tot $n \in \mathbb{N}$, els conjunts

$$A_n = \left\{ x_d \in D \mid \frac{1}{n+1} \leq \lim_{x\to x_d^+} f(x) - \lim_{x\to x_d^-} f(x) < \frac{1}{n} \right\},$$

on cometem l'abús de notació $\frac{1}{0} = \infty$. Com que D és no numerable, hi ha un nombre numerable de conjunts A_n i $\cup_{n\in\mathbb{N}} A_n = D$, necessàriament $\exists n \in \mathbb{N}$ tal que $|A_n| \notin \mathbb{N}$. Per tant, hi ha un nombre infinit de salts de, com a mínim $\frac{1}{n+1}$, la qual cosa contradiu la hipòtesi que f és fitada. Per tant, f té un nombre numerable de discontinuïtats i és, doncs, mesurable. $\square$

Teorema 2.1.11. *Teorema de l'existència d'una funció de distribució.*
Sigui $F\colon \mathbb{R} \to [0,1]$ una funció de probabilitat tal que

i) $x_1 \leq x_2 \implies F(x_1) \leq F(x_2)$.

ii) $\lim_{x\to-\infty} F(x) = 0$ i $\lim_{x\to\infty} F(x) = 1$.

iii) F és contínua per la dreta, és a dir, $\lim_{h\to 0^+} F(x+h) = F(x)$.

Aleshores, existeixen un espai de probabilitat $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ i una variàble aleatòria $X\colon \Omega \to \mathbb{R}$ tals que $F_X(x) = F(x)$.

Demostració. Prenem $(\Omega, \mathcal{A}, p) = \big([0,1], \mathcal{B} \cap [0,1], \lambda_{[0,1]}\big)$ i definim

$$\begin{aligned} X\colon\ & [0,1] \to [0,1] \\ & \omega \mapsto X(\omega) = \sup\big\{y \in \mathbb{R} \mid F(y) \leq \omega\big\}. \end{aligned}$$

Observem que a tots els punts on F és contínua X també ho és, de manera que X és una funció mesurable. Vegem que $F_X(x) = F(x), \forall x \in \mathbb{R}$. Donat $x \in \mathbb{R}$, definim els conjunts

$$\begin{aligned} A &= \big\{\omega \in [0,1] \mid X(\omega) \leq x\big\}, \\ B &= \big\{\omega \in [0,1] \mid \omega \leq F(x)\big\} \end{aligned}$$

i observem que

$$\begin{aligned} P(A) &= P(X \leq x) = F_X(x), \\ P(B) &= \lambda\Big(\big[0, F(x)\big]\Big) = F(x). \end{aligned}$$

Si demostrem que $A = B$, haurem acabat. Però tenim que

- $\omega \in B \implies \omega \leq F(x) \implies x \notin \big\{y \in \mathbb{R} \mid F(y) < \omega\big\} \implies x \geq X(\omega) \implies \omega \in A.$
- $\omega \notin B \implies \omega > F(x) \implies \exists \varepsilon > 0$ t. q. $\omega > F(x+\varepsilon) \implies x(\omega) \geq x + \varepsilon > x \implies X(\omega) > x \implies \omega \notin A.$

□

2.2 Esperança d'una variable aleatòria. Desigualtats de Markov i Chebyshev

Definició 2.2.1. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i sigui $X\colon \Omega \to \mathbb{R}$ una variable aleatòria. Com ja sabem, X indueix una probabilitat P_X sobre $(\mathbb{R}, \mathcal{B})$. Definim l'esperança de la variable aleatòria d'X, $\mathbb{E}[X]$ com

$$\mathbb{E}[X] = \int_\Omega X \,\mathrm{d}p = \int_\mathbb{R} x \,\mathrm{d}P_X,$$

si existeix aquesta integral.

Observació 2.2.2. La demostració que aquestes dues integrals són iguals resulta de l'aplicació de la definició de la integral de Lebesgue, però escapa dels objectius d'aquest curs i no l'escriurem.

Observació 2.2.3. Igual que es va veure al curs de teoria de la mesura, pot ser que $\mathbb{E}[X]$ no existeixi o que sigui infinita. No obstant això, atès que $|\int_\Omega f \,\mathrm{d}p| \leq \int_\Omega |f| \,\mathrm{d}p$, sovint demanarem que $\mathbb{E}[|X|] \leq +\infty$ per poder afirmar que $\mathbb{E}[X] \leq +\infty$.

Exemple 2.2.4. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i sigui $A \in \mathcal{A}$. Considerem la variable aleatòria

$$X(\omega) = \mathbb{I}_A(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{si } \omega \in A, \\ 0 & \text{si } \omega \notin A. \end{cases}$$

Observem que, donat $B \in \mathcal{B}$,

$$P_{\mathbb{I}_A}(B) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0, 1 \in B, \\ p(A) & \text{si } 0 \notin B,\ 1 \in B, \\ p(\overline{A}) & \text{si } 0 \in B,\ 1 \notin B, \\ 0 & \text{si } 0, 1 \notin B. \end{cases}$$

Així, podem calcular l'esperança amb les dues integrals i comprovar que el resultat és el matex.

$$\mathbb{E}[\mathbb{I}_A] = \int_\Omega \mathbb{I}_A \, \mathrm{d}p = 1 \cdot p(A) + 0 \cdot p(\overline{A}) = p(A),$$

$$\mathbb{E}[\mathbb{I}_A] = \int_\mathbb{R} x \, \mathrm{d}P_{\mathbb{I}_A} = 1 \cdot P_{\mathbb{I}_A}\big(\{1\}\big) + 0 \cdot P_{\mathbb{I}_A}\big(\{0\}\big) + \int_{\mathbb{R}\setminus\{0,1\}} x \, \mathrm{d}P_{\mathbb{I}_A} = P_{\mathbb{I}_A}\big(\{1\}\big) = p(A).$$

Proposició 2.2.5. Sigui $f\colon \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ una funció mesurable i sigui X una variable aleatòria. Aleshores, $f(X)$ és una variable aleatòria i

$$\mathbb{E}[f(X)] = \int_\Omega f(X) \, \mathrm{d}p = \int_\mathbb{R} x \, \mathrm{d}P_{f(X)}.$$

Demostració. Si f és mesurable, aleshores $f(X)$ també, de manera que $f(X)$ és una varible aleatòria i la resta segueix de la definició. □

Definició 2.2.6. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i sigui $X\colon \Omega \to \mathbb{R}$ una variable aleatòria. Aleshores, definim

- Moment d'ordre r d'X:
  $$\mathbb{E}[X^r],$$
  on $r \in \mathbb{R}$ i hem suposat que $\mathbb{E}\left[|X|^r\right] < +\infty$.
- Moment factorial d'ordre r d'X:
  $$\mathbb{E}\left[(X)_r\right] = X(X-1)\cdots(X-r+1),$$
  on $r \in \mathbb{N}$.
- Variància d'X:
  $$\mathbb{V}\mathrm{ar}[X] = \mathbb{E}\left[\big(X - \mathbb{E}[X]\big)^2\right].$$
- Desviació típica d'X:
  $$\sigma = \sqrt{\mathbb{V}\mathrm{ar}[X]}.$$

Proposició 2.2.7. Siguin X, Y variables aleatòries, siguin $a, b \in \mathbb{R}$ i sigui $A \in \mathcal{A}$. Es tenen les següents propietats de l'esperança.

i) $\mathbb{E}[a] = a$,

ii) $\mathbb{E}[aX + bY] = a\,\mathbb{E}[X] + b\,\mathbb{E}[Y]$,

iii) $\mathbb{E}[\mathbb{I}_A] = p(A)$,

iv) $\left|\mathbb{E}[X]\right| \leq \mathbb{E}\left[|X|\right]$.

Demostració. La demostració d'aquestes propietats es deixa com a exercici ja que es dedueixen directament de la definició o d'altres propietats bàsiques. □

Proposició 2.2.8. Siguin X, Y variables aleatòries, siguin $a, b \in \mathbb{R}$ i sigui $A \in \mathcal{A}$. Es tenen les següents propietats de la variància.

i) $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X] = \mathbb{E}\left[\left(X - \mathbb{E}[X]\right)^2\right] = \mathbb{E}\left[X^2 + \mathbb{E}[X]^2 - 2X\,\mathbb{E}[X]\right] = \mathbb{E}\left[X^2\right] + \mathbb{E}[X]^2 - 2\,\mathbb{E}[X]^2 = \mathbb{E}\left[X^2\right] - \mathbb{E}[X]^2$,

ii) $\mathbb{V}\mathrm{ar}[a] = 0$,

iii) $\mathbb{V}\mathrm{ar}[a + X] = \mathbb{V}\mathrm{ar}[X]$,

iv) $\mathbb{V}\mathrm{ar}[aX] = a^2\,\mathbb{V}\mathrm{ar}[X]$.

Demostració. La demostració d'aquestes propietats es deixa com a exercici ja que es dedueixen directament de la definició o d'altres propietats bàsiques. □

Proposició 2.2.9. *Desigualtat de Holder.* Siguin X, Y variables aleatòries i siguin $p, q \in \mathbb{R}$ tals que $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$. Si $\mathbb{E}\left[|X|^p\right], \mathbb{E}\left[|Y|^q\right] < +\infty$, aleshores

$$\mathbb{E}\left[|XY|\right] \leq \mathbb{E}\left[|X|^p\right]^{\frac{1}{p}}\,\mathbb{E}\left[|Y|^q\right]^{\frac{1}{q}} < +\infty.$$

Desigualtat de Cauchy-Schwarz. Siguin X, Y variables aleatòries. Si $\mathbb{E}\left[|X|^2\right], \mathbb{E}\left[|Y|^2\right] < +\infty$, aleshores

$$\mathbb{E}\left[|XY|\right] \leq \mathbb{E}\left[|X|^2\right]^{\frac{1}{2}}\,\mathbb{E}\left[|Y|^2\right]^{\frac{1}{2}} < +\infty.$$

Desigualtat de Minkowsky. Siguin X, Y variables aleatòries i sigui $p \in \mathbb{R}$. Si $\mathbb{E}\left[|X|^p\right]$, $\mathbb{E}\left[|Y|^p\right] < +\infty$, aleshores

$$\mathbb{E}\left[|X+Y|^p\right]^{\frac{1}{p}} \leq \mathbb{E}\left[|X|^p\right]^{\frac{1}{p}} + \mathbb{E}\left[|Y|^p\right]^{\frac{1}{p}} < +\infty.$$

Demostració. Tots aquests resultats són l'aplicació de les desigualtats corresponents demostrades al curs de teoria de la mesura. □

Observació 2.2.10. La desigualtat de Cauchy-Schwarz és el cas particular $p = q = 2$ de la desigualtat de Holder.

Teorema 2.2.11. *Desigualtat de Markov.*
Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat, sigui $X\colon \Omega \to \mathbb{R}$ una variable aleatòria amb $X > 0$ i sigui $a \in \mathbb{R}^+$. Aleshores,

$$P(X \geq a) \leq \frac{\mathbb{E}[X]}{a}.$$

Demostració. Sigui $A = \{\omega \in \Omega \mid X(\omega) \geq a\}$. Com que X és mesurable, A és un succés. Observem que

$$a\mathbb{I}_A(\omega) \leq X(\omega), \ \forall \omega \in \Omega.$$

Aleshores,

$$ap(X \geq a) = \mathbb{E}\left[a\mathbb{I}_A(\omega)\right] \leq \mathbb{E}\left[X(\omega)\right] = \mathbb{E}[X].$$

□

Teorema 2.2.12. *Desigualtat de Txebixov.*
Sigui X una variable aleatòria amb $\mathbb{E}[X] < +\infty$, $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X]$ i $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X] \neq 0$. Aleshores, per tot $k > 0$, es té que

$$P\left(\left|X - \mathbb{E}[X]\right| \geq k\,\mathbb{V}\mathrm{ar}[X]^{\frac{1}{2}}\right) \leq \frac{1}{k^2}.$$

Demostració. Posem $Y := \left|X - \mathbb{E}[X]\right|$. Observem que Y és una variable aleatòria. Tenim que, per tot $a > 0$,

$$\begin{aligned} P(Y \geq a) &= P\left(\left|X - \mathbb{E}[X]\right| \geq a\right) = \\ &= P\left(\left(X - \mathbb{E}[X]\right)^2 \geq a^2\right) \leq \\ &\leq \frac{\mathbb{E}\left[\left(X - \mathbb{E}[X]\right)^2\right]}{a^2} = \\ &= \frac{\mathbb{V}\mathrm{ar}[X]}{a^2}, \end{aligned}$$

on hem aplicat la desigualtat de Markov. Prenent ara $a = k\,\mathbb{V}\mathrm{ar}[X]^{\frac{1}{2}}$, deduïm el resultat volgut. □

Observació 2.2.13. Quan $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X] = 0$, seguim tenint que, per tot $a > 0$,

$$0 \leq P\left(\left|X - \mathbb{E}[X]\right| \geq a\right) \leq \frac{\mathbb{V}\mathrm{ar}[X]}{a^2} = 0,$$

i tenim que $P\left(X = \mathbb{E}[X]\right) = 1$.

2.3 Vectors de variables aleatòries. Independència de variables aleatòries

Definició 2.3.1. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat. Diem que un vector de variables aleatòries o una variable aleatòria multidimensional de dimensió n és una funció mesurable $\vec{X}\colon \Omega \to \mathbb{R}^n$.

Observació 2.3.2. La funció

$$\begin{aligned} \pi_i\colon \mathbb{R}^n &\to \mathbb{R} \\ (x_1, \cdots, x_n) &\mapsto x_i \end{aligned}$$

és una funció mesurable. Per tant, les components $\pi_i \circ \vec{X} = \pi_i\left(\vec{X}\right) = X_i$ d'$\vec{X}$ són variables aleatòries.

Definició 2.3.3. Sigui $\vec{X} = (X_1, \cdots, X_n)$ un vector de variables aleatòries de dimensió n. Anomenem funció de distribució de probabilitat d'$\vec{X}$ a

$$F_{\vec{X}}(x_1, \ldots, x_n) = P(X_1 \leq x_1, \ldots, X_n \leq x_n).$$

Proposició 2.3.4. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un espai de probabilitat i sigui $\vec{X} = (X, Y) : \Omega \to \mathbb{R}^2$ un vector de variables aleatòries amb funció de distribució $F_{\vec{X}}(x, y)$. Aleshores,

i) $\lim\limits_{(x,y)\to(-\infty,-\infty)} F_{\vec{x}}(x, y) = 0$ i $\lim\limits_{(x,y)\to(+\infty,+\infty)} F_{\vec{x}}(x, y) = 1$.

ii) $x_1 \leq x_2 \implies F_{\vec{X}}(x_1, y) \leq F_{\vec{X}}(x_2, y),\ \forall y \in \mathbb{R}$.

iii) $\lim\limits_{(x,y)\to\left(x_0^+, y_0^+\right)} F_{\vec{x}}(x, y) = F_{\vec{X}}(x_0, y_0)$.

iv) $\lim\limits_{y\to+\infty} F_{\vec{x}}(x, y) = F_X(x)$ i les anomenem distribucions marginals.

v) $P(a < x \leq b, c < y \leq d) = F_{\vec{X}}(b, d) - F_{\vec{X}}(b, c) - F_{\vec{X}}(a, d) + F_{\vec{X}}(a, c) = \Delta_R F$,

on R és el rectangle que determinen a, b, c, d.

Demostració. Les demostracions de les tres primeres propietats son anàlogues a les de una sola dimensió. Les altres no les farem. □

Proposició 2.3.5. Sigui una $F(x, y)$ una funció que satisfà les cinc propietats de la proposició anterior i tal que $\Delta_R F > 0$ per tot rectangle R. Aleshores,

$$\exists \vec{X} = (X, Y) \text{ variable aleatòria tal que } F(x, y) = F_{\vec{X}}.$$

Demostració. La demostració és llarga i pesada, i no la farem. □

Definició 2.3.6. Sigui $\{X_i\}_{i\in I}$ una família de variables aletòries sobre un espai de probabilitat $(\Omega, \mathcal{A}, p)$. Diem que $\{X_i\}_{i\in I}$ és independent si per tot $J \subseteq I$ amb $|J| < +\infty$ i per qualssevol $B_1, \ldots, B_{|J|} \in \mathcal{B}$ es té que

$$P\left(\bigcap_{j\in J} X_j \in B_j\right) = \prod_{j\in J} P\left(X_j \in B_j\right).$$

En general, no podem conéixer la distribució de $X_1, \ldots, X_n$ si coneixem només les seves distribucions marginals. Tanmateix, sí que podem conéixer-la si les variables aleatòries són independents.

Proposició 2.3.7. Si prenem $B_i = (-\infty, x_i)$ i una família finita de variables aleatòries independents $\{X_i\}_{i=1}^n$ (i posant $\vec{X} = (X_1, \ldots, X_n)$), tenim que

$$F_{\vec{X}}(x_1, \ldots, x_n) = \prod_{i=1}^n F_{X_i}(x_i).$$

Demostració. Directament a partir de la definició tenim que

$$F_{\vec{X}}(x_1, \ldots, x_n) = p\left(\bigcap_{i=1}^n X_i \in B_i\right) = p\left(\bigcap_{i=1}^n X_i \le x_i\right) =$$
$$= \prod_{i=1}^n P(X_i \le x_i) = \prod_{i=1}^n F_{X_i}(x_i).$$

□

Observació 2.3.8. Es pot demostrar que la impliació recíproca és certa, és a dir, que si una determinada família de variables aleatòries satisfà la igualtat anterior, aleshores és independent.

Observació 2.3.9. Siguin $\{X_i\}_{i=1}^n$ una família de variables aleatòries independent i siguin $f_1, \ldots, f_n \colon \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ funcions mesurables. Aleshores, $\left\{f_1(X_i)\right\}_{i=1}^n$ també són independents.

Proposició 2.3.10. Siguin $X_1, \ldots, X_n$ variables aleatòries independents. Aleshores

$$\mathbb{E}[X_1 \ldots X_n] = \prod_{i=1}^n \mathbb{E}[X_i].$$

Definició 2.3.11. Siguin X, Y variables aleatòries. La covariància de X i Y és:

$$\mathbb{C}\mathrm{ov}(X, Y) = \mathbb{E}\left[\big(X - \mathbb{E}(X)\big)\big(Y - \mathbb{E}(Y)\big)\right]$$

Observació 2.3.12. Està ben definida sempre que $\mathbb{E}[|X|], \mathbb{E}[|Y|] < +\infty$ i

$$\mathbb{C}\mathrm{ov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\,\mathbb{E}[Y]$$

Demostració. Directament de la definició de covariància i usant les propietats de l'esperança

$$\begin{gathered}\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y) = \mathbb{E}\left[XY - \mathbb{E}[X]Y - \mathbb{E}[Y]X + \mathbb{E}[X]\,\mathbb{E}[Y]\right] = \\ = \mathbb{E}[XY] - 2\,\mathbb{E}[X]\,\mathbb{E}[Y] + \mathbb{E}[X]\,\mathbb{E}[Y] = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\,\mathbb{E}[Y].\end{gathered}$$

□

Observació 2.3.13. Si X i Y són independents, aleshores $\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y) = 0$.

Observació 2.3.14. Per X,Y variables aleatòries, es satisfà $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X+Y] = \mathbb{V}\mathrm{ar}[X] + \mathbb{V}\mathrm{ar}[Y] + 2\,\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y)$. Si a més són independents, $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X+Y] = \mathbb{V}\mathrm{ar}[X] + \mathbb{V}\mathrm{ar}[Y]$.

Demostració. Usant la definició de variància tenim que

$$\begin{gathered}\mathbb{E}[(X+Y)^2] - \mathbb{E}[X+Y]^2 = \\ = \mathbb{E}[X^2] + \mathbb{E}[Y^2] + 2\,\mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]^2 - \mathbb{E}[Y]^2 - 2\,\mathbb{E}[X]\,\mathbb{E}[Y] = \\ = \mathbb{V}\mathrm{ar}[X] + \mathbb{V}\mathrm{ar}[Y] + 2\,\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y).\end{gathered}$$

□

Proposició 2.3.15. Siguin X,Y,Z variables aleatòries, i a,b,C constants. Aleshores

i) $\mathbb{C}\mathrm{ov}(C,X) = 0$.

ii) $\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,X) = \mathbb{V}\mathrm{ar}[X]$.

iii) $\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y) = \mathbb{C}\mathrm{ov}(Y,X)$.

iv) $\mathbb{C}\mathrm{ov}(aX+bY,Z) = a\,\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Z) + b\,\mathbb{C}\mathrm{ov}(Y,Z)$.

v) $\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y)^2 \leq \mathbb{V}\mathrm{ar}[X]\,\mathbb{V}\mathrm{ar}[Y]$.

Demostració. Demostrarem només l'últim apartat. Els altres es deixen com exercici pel lector. Tenim doncs que

$$\left|\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y)\right| = \left|\mathbb{E}\left[\left(X-\mathbb{E}[X]\right)\left(Y-\mathbb{E}[Y]\right)\right]\right| \leq \mathbb{E}\left[\left|\left(X-\mathbb{E}[X]\right)\left(Y-\mathbb{E}[Y]\right)\right|\right]$$

que, aplicant la desigualtat de Cauchy-Schwarz, és menor que

$$\sqrt{\mathbb{E}\left[\left(X-\mathbb{E}[X]\right)^2\right]}\sqrt{\mathbb{E}\left[\left(Y-\mathbb{E}[Y]\right)^2\right]} = \sqrt{\left(\mathbb{V}\mathrm{ar}[X]\right)}\sqrt{\left(\mathbb{V}\mathrm{ar}[Y]\right)}.$$

És a dir, $\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y)^2 \leq \mathbb{V}\mathrm{ar}[X]\,\mathbb{V}\mathrm{ar}[Y]$. □

Observació 2.3.16. Com es conclou de la desigualtat de Cauchy-Schwarz, la desigualtat anterior és una igualtat si i només si $X - \mathbb{E}[X] = \lambda(Y - \mathbb{E}[Y])$.

Observació 2.3.17. $\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y)=0 \not\Longrightarrow X,Y$ independents.

Demostració. En donem un contraexemple. Definim X,Y variables aleatòries tals que

$$X=\begin{cases}1 & \text{amb probabilitat } \frac{1}{2}\\ -1 & \text{amb probabilitat } \frac{1}{2}\end{cases},\ Y=\begin{cases}0 & \text{si } X=-1\\ \pm 1 & \text{amb probabilitat } \frac{1}{2} \text{ si } X=1\end{cases}.$$

En aquest cas,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[XY] &= \int_{\Omega} XY\,\mathrm{d}p = \\ &= 0\cdot P(X=-1)+1\cdot P(X=1,Y=1)-1\cdot P(X=1,Y=-1)= \\ &= \frac{1}{4}-\frac{1}{4}=0,\end{aligned}$$

i també tenim que

$$\mathbb{E}[X]=1\cdot P(x=1)-1\cdot P(X=-1)=0.$$

Per les últimes dues igualtats, $\mathbb{C}\mathrm{ov}(X,Y)=\mathbb{E}[XY]-\mathbb{E}[X]\,\mathbb{E}[Y]=0$. Vegem però que no són indepedents:

$$P(X=1)P(Y=0)=\frac{1}{2}\cdot\frac{1}{2}=\frac{1}{4}.$$

Però $P(X=1,Y=0)=0$, és a dir, com volíem veure X i Y no són independents. $\square$

Tema 3

Variables aleatòries discretes

3.1 Definició i objectes relacionats

Definició 3.1.1. Sigui $(\Omega, \mathcal{A}, p)$ un e. prob. i $X\colon \Omega \to \mathbb{R}$ una variable aleatòria. Diem que X és discreta si $\mathrm{Im}(X)$ és numerable.

Observació 3.1.2. En la pràctica $\mathrm{Im}(X) = \{x_1 < x_2 < \ldots\}$ és un conjunt numerable ordenat, en els casos que veurem $\mathrm{Im}(X) \subseteq \mathbb{Z}$. Escriurem $p_i = p(X = x_i)$.

Observació 3.1.3. Sigui $A \subset \mathcal{B}$, aleshores $p_X(A) = p(x \in A) = \sum_{i \in A} p_i$.

Observació 3.1.4. Donat $\{x_i\}_{i \geq 1} \subset \mathbb{R}$ creixent i valors $\{x_i\}_{i \geq 1} \subset [0, 1]$ t. q. $\sum p_i = 1$, es pot definir una variable discreta X que pren valors a $\{x_i\}$ tal que $p(X = x_i) = p_i \; \forall\, i$.

Observació 3.1.5. La funció de distribució, amb $|\mathrm{Im}(X)| < +\infty$, és

$$F_X(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < x_1 \\ p_1 + \cdots + p_j & \text{si } x_j \leq x < x_{j+1} \\ 1 & \text{si } x \geq x_n \end{cases}.$$

Proposició 3.1.6. *Operador esperança.* Sigui X v.a. discreta, aleshores

i) $\mathbb{E}[X] = \sum\limits_{i \geq 1} x_i p_i$,

ii) $g\colon \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ mesurable, $\mathbb{E}[g(x)] = \sum\limits_{i \geq 1} g(x_i) p_i$.

Demostració.

i) Fent servir la definició d'esperança tenim que

$$\mathbb{E}[X] = \int_{\mathbb{R}} x \,\mathrm{d}P_x = \sum x_i P_X(X = x_i) + \int_{\mathbb{R} \setminus \cup \{x_i\}} x \mathbb{I}(x) \,\mathrm{d}P_X = \sum_{i \geq 1} x_i p_i + 0$$

perquè $P_X(\mathbb{R} \setminus \cup\{x_i\}) = 0$.

ii) Directe a partir del cas anterior i del fet que g és mesurable.

$\square$

Observació 3.1.7. Sigui X una variable aleatòria, aleshores,

$$\mathbb{V}\text{ar}[X] = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2 = \sum_{i\geq 1} x_i^2 p_i - \left(\sum_{i\geq 1} x_i p_i\right)^2.$$

Proposició 3.1.8. X, Y v.a. discretes, $\text{Im}(X) = \{x_i\}_{i\geq 1}$, $\text{Im}(Y) = \{y_i\}_{i\geq 1}$, $g\colon \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}$. Aleshores

$$\mathbb{E}[g(X,Y)] = \sum_{i,j\geq 1} g(x_i, y_i) p(X = x_i, Y = y_i).$$

Demostració. Directe a partir de la definició i del fet que g és mesurable. $\square$

Proposició 3.1.9. Siguin X, Y v.a. discretes. Són independents si i només si, $\forall x \in \text{Im}(X)$ i $\forall y \in \text{Im}(Y)$,

$$P(X = x, Y = y) = P(X = x)P(Y = y)$$

Demostració. Exercici. $\square$

Definició 3.1.10. Sigui $(X, Y)\colon \Omega \to \mathbb{R}^2$ un vector de variables aleatories. Direm que és discret si $\text{Im}((X, Y))$ és numerable.

Observació 3.1.11. Sigui (X, Y) vector de variables aleatories. Aleshores és discret $\iff$ X i Y són discretes.

Definició 3.1.12. Sigui (X, Y) vector de variables aleatories discret, $\forall (X, Y) \in \text{Im}((X, Y))$ definim

$$P_{(X,Y)}(x, y) = P(X = x)P(Y = y)$$

que si X, Y són independents és $P(X = x, Y = y)$.

Lema 3.1.13. Si X, Y són v.a. discretes independents, amb $\mathbb{E}[|X|], \mathbb{E}[|Y|] < +\infty$,

$$\mathbb{E}[XY] = \mathbb{E}[X]\,\mathbb{E}[Y].$$

Demostració.

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}[xy] &= \int_{\mathbb{R}} x \, \mathrm{d}P_{XY} \\
&= \sum_{u \in \mathrm{Im}(X,Y)} uP(XY = u) \\
&= \sum_{x \in \mathrm{Im}(X) \setminus \{0\}} \left(\sum_{\frac{u}{x} \in \mathrm{Im}(Y)} uP\left(X = x, Y = \frac{u}{x}\right) \right)
\end{aligned}$$

□

3.2 Funció generadora de probabilitat

D'aquí en endavant, prendrem X variable aleatòria discreta amb $\mathrm{Im}(X) \subseteq \mathbb{N}_{\geq 0}$.

Definició 3.2.1. La funció generadora de probabilitat de X és la sèrie formal de potències

$$G_X(z) = \sum_{n \geq 0} P(X = n) z^n.$$

Podem pensar-la també com $\mathbb{E}[z^X]$.

Proposició 3.2.2. $G_X(z)$ satisfà les següents propietats:

i) $G_X(z)$ és una funció holomorfa al voltant de $z = 0$ amb radi de convergència major o igual a 1.

ii) $G_X(0) = P(X = 0)$ i $G_X(1) = 1$.

iii) $\left.\frac{\mathrm{d}^k G_X(z)}{\mathrm{d}z}\right|_{z=1} = \mathbb{E}\left[X(X-1)\dots(X-k+1)\right] = \mathbb{E}\left[(X)_k\right].$

Demostració.

i) Si $\rho \in \mathbb{C}$, $|\rho| < 1$, aleshores:

$$0 \leq |G_X(\rho)| = \left| \sum_{n \geq 0} P(X = n) \rho^n \right| \leq \sum P(X = n) |\rho|^n$$

que, quan $|\rho| \leq 1$, és menor o igual a

$$\sum_{n \geq 0} P(X = n) = 1.$$

Per tant $G_X(\rho)$ és analítica (es pot expressar com una sèrie de potències convergent) a $B_1(0)$, i per tant, com s'ha vist a variable complexa, $G_x(\rho)$ és holomorfa a $B_1(0)$ (per tant infinitament derivable en sentit complex).

ii) Directe a partir de la definició.

iii) Si derivem terme a terme obtenim

$$\frac{\mathrm{d}^k G_X(z)}{\mathrm{d}z} = \frac{\mathrm{d}^k}{\mathrm{d}z}\left(\sum_{n\geq 0} P(X=n)z^n\right) = \sum_{n\geq 0} n(n-1)\dots(n-k+1)P(X=n)z^{n-k},$$

que avaluat en $z=1$ és

$$\sum_{n\geq 0} n(n-1)\dots(n-k+1)P(X=n) = \mathbb{E}\left[(X)_n\right].$$

□

Exemple 3.2.3. Definim X com una variable aleatòria discreta tal que $P(X=0)=0$ i $P(X=n)=\frac{6}{\pi^2}\cdot\frac{1}{n^2}$. Aleshores

$$G_X(z) = \frac{6}{\pi^2}\sum_{n\geq 1}\frac{1}{n^2}z^n,$$

que té radi de convergència igual a 1, i

$$G_X(1) = \frac{6}{\pi^2}\sum_{n\geq 1}\frac{1}{n^2} = \frac{6}{\pi^2}\cdot\frac{\pi^2}{6} = 1.$$

Finalment, en calculem la seva esperança,

$$\mathbb{E}[X] = \left.\frac{\mathrm{d}G_X(z)}{\mathrm{d}z}\right|_{z=1} = \frac{6}{\pi^2}\sum_{n\geq 1}\frac{1}{n} = \infty.$$

Observació 3.2.4. $G_X(z)$ codifica totes les probabilitats $P(X=n)$ i per tant coneixent $G_x(z)$ coneixem X.

L'aplicació més útil de les funcions generadores de probabilitat és que ens permet trobar convolucions discretes de variables aleatòries.

Observació 3.2.5. Siguin X, Y variables aleatòries discretes, amb $\mathrm{Im}(X) = \mathrm{Im}(Y) = \mathbb{N}_{\geq 0}$. Aleshores

$$P(X+Y=n) = \sum_{k=0}^{n} P(X+Y=n, X=k) = \sum_{k=0}^{n} P(Y=n-k, X=k).$$

Proposició 3.2.6. Si X, Y són variables aleatòries discretes independents amb $\mathrm{Im}(X) = \mathrm{Im}(Y) = \mathbb{N}_{\geq 0}$ aleshores:

$$G_{X+Y}(z) = G_X(z)G_Y(z)$$

Demostració.

$$G_X(z)G_Y(z) = \sum_{i\geq 0} P(X=i)z^i \sum_{j\geq 0} P(X=j)z^j = \sum_{i,j\geq 0} P(X=i)P(Y=j)z^{(i+j)}$$

I, com X i Y són independents, podem unir el producte i obtenim

$$\begin{aligned}\sum_{i,j\geq 0} P(X=i,Y=j)z^{(i+j)} &= \sum_{n\geq 0}\sum_{i=0}^{n} P(X=i,Y=n-i)z^n = \\ &= \sum_{n\geq 0}\sum_{i=0}^{n} P(X=i,X+Y=n)z^n = \\ &= \sum_{n\geq 0}\sum_{i=0}^{n} P(X=i|X+Y=n)P(X+Y=n)z^n = \\ &= \sum_{n\geq 0} P(X+Y=n)z^n \sum_{i=0}^{n} P(X=i|X+Y=n).\end{aligned}$$

Si observem que la suma interior val 1 perquè està sumant la probabilitat de tots els esdeveniments possibles, ens queda

$$\sum_{n\geq 0} P(X+Y=n)z^n = G_{X+Y}(z).$$

□

Observació 3.2.7. Això és equivalent a que si X i Y són variables aleatòries discretes independents amb $\mathrm{Im}(X) = \mathrm{Im}(Y) = \mathbb{N}_{\geq 0}$ aleshores

$$\mathbb{E}[z^X]\,\mathbb{E}[z^Y] = \mathbb{E}[z^{X+Y}].$$

Observació 3.2.8. En general, si $X_1,\ldots,X_n$ són variables aleatòries discretes independents amb $\mathrm{Im}\,X_i = \mathbb{N}_{\geq 0}$:

$$G_{X_1,\ldots,X_n}(z) = \prod_{i=1}^{n} G_{X_i}(z).$$

3.3 Models de variables aleatòries discretes

En aquesta secció introduirem les variables aleatòries discretes més comunes que torbarem

Observació 3.3.1. En general escriurem $X \sim Y$ si X i Y tenen la mateixa distribució de probabilitat.

Distribució de Bernoulli

Modela l'èxit o fracàs d'un experiment amb probabilitat p d'èxit

Definició 3.3.2. Sigui X una variable aleatoria. Direm que X segueix una distribució de Bernoulli

$$X \sim \mathrm{B}(p) \iff \begin{cases} p(X=1) = p \\ p(X=0) = 1-p \end{cases}.$$

També es pot escriure $\mathrm{Be}(p)$.

Proposició 3.3.3. Sigui X una variable aleatòria que segueix una distribució de Bernoulli. Aleshores,

i) $G_X(z) = (1-p)z^0 + pz^1 = (1-p) + p(z)$,

ii) $\mathbb{E}[X] = p$,

iii) $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X] = p(1-p)$.

Demostració.

iii) $\mathbb{E}[x^2 - x] = \mathbb{E}[x(x-1)] = 0 \implies \mathbb{E}[x^2] = p \implies \mathbb{V}\mathrm{ar}[x] = \mathbb{E}[x^2] + \mathbb{E}[x]^2 = p(1-p)$

□

Distribució binomial

Modela el nombre d'èxits en fer N experiments independents, on cadascun és $\mathrm{Be}(p)$.

Definició 3.3.4. Sigui X una variable aleatoria. Direm que X segueix una distribució binomial

$$X \sim \mathrm{Bin}(N, p) \iff X = X_1 + \cdots + X_N,$$

on $\{X_i\}_{i=1}^N$ són independents i $X_i \sim \mathrm{B}(p)\ \forall i$.

Proposició 3.3.5. Sigui X una variable aleatòria que segueix una distribució binomial. Aleshores,

i) $p(X = i) = \binom{N}{i} p^i (1-p)^{N-i}$,

ii) $G_X(z) = \sum_{i=0}^n \binom{N}{i} p^i (1-p)^{N-i} z^i$,

iii) $\mathbb{E}[X] = N\,\mathbb{E}[X_1] = Np$,

iv) $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X] = N\,\mathbb{V}\mathrm{ar}[X_1] = Np(1-p)$.

Demostració.

ii) Per ser X_i independents,

$$G_X(z) = G_{X_1 + \cdots + X_N}(z) = \prod_{i=1}^n G_{X_i}(z) = (pz + (1-p))^N =$$
$$= \sum_{i=0}^n \binom{N}{i} (pz)^i (1-p)^{N-i} = \sum_{i=0}^n \binom{N}{i} p^i (1-p)^{N-i} z^i.$$

□

Observació 3.3.6. La suma de dos variables amb aquesta distribució també té distribució binomial:

$$\left.\begin{array}{l} X \sim \mathrm{Bin}(N_1, p) \\ Y \sim \mathrm{Bin}(N_2, p) \end{array}\right\} \implies \left.\begin{array}{l} G_X(z) = (pz + (1-p))^{N_1} \\ G_Y(z) = (pz + (1-p))^{N_2} \end{array}\right\} \implies$$
$$\implies G_{X+Y}(z) = G_X(z)G_Y(z) = (pz + (1-p))^{N_1+N_2} \implies$$
$$\implies X + Y \sim \mathrm{Bin}(N_1 + N_2, p).$$

Distribució uniforme

Definició 3.3.7. Sigui X una variable aleatoria. Direm que X segueix una distribució uniforme

$$X \sim \mathrm{U}[1, n] \iff p(X = i) = \frac{1}{N} \text{ per } i = 1, \ldots, N.$$

Proposició 3.3.8. Sigui X una variable aleatòria que segueix una distribució binomial. Aleshores,

i) $G_X(z) = \frac{1}{N}\frac{z(z^N-1)}{z-1}$,

ii) $\mathbb{E}[X] =$,

iii) $\mathbb{V}\mathrm{ar}[x] =$.

Demostració. Directament de la definició de distribució uniforme tenim que

i) $G_X(z) = \sum_{n=1}^{N} \frac{1}{N} z^n = \frac{1}{N}(z + z^2 + \cdots + z^N) = \frac{1}{N}\frac{z(z^N-1)}{z-1}$.

□

Distribució de Poisson

S'usa per modelar successos "estranys" (persones en una cua, emissió de partícules, etc).

Definició 3.3.9. Sigui X una variable aleatoria. Direm que X segueix una distribució de Poisson

$$X \sim \mathrm{P}(\lambda) \iff P(X = i) = \frac{\lambda^i}{i!} e^{-\lambda}.$$

També es pot escriure $\mathrm{Po}(\lambda)$.

Observació 3.3.10. La distribució està ben definida:

$$\sum_{i=0}^{\infty} p(X = i) = \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!} \lambda^i e^{-\lambda} = e^{\lambda} e^{-\lambda} = 1.$$

Proposició 3.3.11. Sigui X una variable aleatòria que segueix una distribució de Poisson. Aleshores,

i) $G_X(z) = e^{\lambda(z-1)}$,

ii) $\mathbb{E}[X] = \lambda$,

iii) $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X] = \lambda$.

Demostració.

i) $G_X(z) = \sum\limits_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!}\lambda^i e^{-\lambda} z^i = e^{-\lambda} \sum\limits_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!}(\lambda z)^i = e^{-\lambda} e^{\lambda z} = e^{\lambda(z-1)}$.

ii) $\mathbb{E}[X] = \lambda e^{\lambda(z-1)}|_{z=1} = \lambda$.

iii) $\mathbb{E}[X(X-1)] = \lambda^2 e^{\lambda(z-1)}|_{z=1} = \lambda^2 \implies \mathbb{E}[x^2] = \lambda^2 + \lambda$, i per tant, $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X] = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2 = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda$.

$\square$

Observació 3.3.12. La suma de dos variables amb distribució de Poisson també té distribució de Poisson:

$$\left.\begin{array}{l} X \sim \mathrm{Po}(\lambda_1) \\ Y \sim \mathrm{Po}(\lambda_2) \end{array}\right\} \implies \left.\begin{array}{l} G_X(z) = e^{\lambda_1(z-1)} \\ G_Y(z) = e^{\lambda_2(z-1)} \end{array}\right\} \implies$$
$$\implies G_{X+Y}(z) = G_X(z)G_Y(z) = e^{(\lambda_1+\lambda_2)(z-1)} \implies$$
$$\implies X + Y \sim \mathrm{Po}(\lambda_1 + \lambda_2).$$

Distribució geomètrica

La distribució geomètrica representa el nombre d'experiments necessaris abans d'obtenir el primer èxit en un succés binari.

Definició 3.3.13. Sigui X una variable aleatoria. Direm que X segueix una distribució geomètrica

$$X \sim \mathrm{Geom}(p) \iff P(X = i) = (1-p)^{i-1}\, p,\ \forall i \geq 1.$$

Proposició 3.3.14. Sigui X una variable aleatòria que segueix una distribució geomètrica. Aleshores,

i) $G_X(z) = \frac{pz}{1-(1-p)z}$,

ii) $\mathbb{E}[X] = \frac{1}{p}$,

iii) $\mathbb{V}\mathrm{ar}[X] = \frac{1-p}{p^2}$.

Demostració. Directament de les definicions tenim que

i) $G_X(z) = \sum_{i\geq 1} (1-p)^{i-1}\, p z^i = \frac{p}{1-p} \sum_{i\geq 1} \left((1-p)\, z\right)^i = \frac{p}{1-p} \cdot \frac{(1-p)z}{1-(1-p)z} = \frac{pz}{1-(1-p)z}$.

$\square$

Distribució binomial negativa

Modela el nombre d'experiments necessaris per aconseguir un nombre d'èxits donat.

Definició 3.3.15. Sigui X una variable aleatoria. Direm que X segueix una distribució binomial negativa

$$X \sim \text{BinN}(r, p) \iff X = X_1 + \cdots + X_r,$$

on $\{X_i\}_{i=1}^r$ són independents i $X_i \sim \text{Geom}(p)\ \forall i$.

Proposició 3.3.16. Sigui X una variable aleatòria que segueix una distribució binomial. Aleshores,

i) $p(X = i) = \begin{cases} 0 & \text{si } i < r \\ \binom{i-1}{r-1} p^r (1-p)^{k-r} & \text{si } i \geq r, \end{cases}$

ii) $G_X(z) = \left(\frac{pz}{1-(1-p)z}\right)^r$,

iii) $\mathbb{E}[X] = N\,\mathbb{E}[X_1] = \frac{r}{p}$,

iv) $\mathbb{V}\text{ar}[X] = N\,\mathbb{V}\text{ar}[X_1] = r\frac{1-p}{p^2}$.

Demostració.

□

3.4 Distribucions condicionades i esperança condicionada

Definició 3.4.1. Siguin X i Y variables aleatòries discretes i sigui $x \in \mathbb{R}$ tal que $p\left(X = x\right) > 0$. Aleshores definim

1) $F_{Y|X}\left(y, x\right) = p\left(Y \geq y \mid X = x\right)$ com la funció de distribució condicionada de Y amb $X = x$,

2) $P_{Y|X}\left(y, x\right) = p\left(Y = y \mid X = x\right)$ com la funció de probabilitat condicionada.

Observació 3.4.2. Una definició anàloga consisteix en prendre $A \in \mathcal{A}$ enlloc de $X = x$ sempre que $p(A) > 0$. Aleshores tenim

1) $F_{Y|X}\left(y, x\right) = p\left(Y \geq y \mid A\right)$,

2) $P_{Y|X}\left(y, x\right) = p\left(Y = y \mid A\right)$.

Exemple 3.4.3. Siguin $\{Y_r\}_{r\geq 1}$ variables aleatòries independents tals que $Y_r \sim \text{Be}(p)\ \forall i$. Sigui X una variable aleatòria tal que $X = i$ si $Y_1 = Y_2 = \cdots = Y_{i-1} = 0$ i $Y_i = 1$. Observem que $X \mid \{Y_1 = 1\} = X|_{Y_1=1} = 1$, $X|_{Y_1=0} = 1 + \text{Geom}(p)$ i $X|_{Y_1=0,Y_2=0} = 2 + \text{Geom}(p)$.

Índex alfabètic

conjunt
  d'esdeveniments, 1
  de successos, 1
covariància, 20

desviació típica, 16
distribució
  binomial, 28
    negativa, 31
  de Bernoulli, 28
  de Poisson, 29
  geomètrica, 30
  marginal, 19
  uniforme, 29

esdeveniments independents, 5
espai
  de probabilitat, 1
    producte, 6
  mostral, 1
esperança d'una variable aleatòria, 15

funció
  de distribució
    condicionada, 31
    de probabilitat, 13
    de probabilitat (2), 19
  de probabilitat, 1
    condicionada, 31
  generadora de probabilitat, 25

independència de variables aleatòries, 20

límit
  inferior d'esdeveniments, 7
  superior d'esdeveniments, 7

moment
  d'ordre r, 16
  factorial d'ordre r, 16

probabilitat condicionada, 4

variància, 16
variable aleatòria, 11
  discreta, 23
  multidimensional, 19
vector de variables aleatòries, 19
  discret, 24