

Table des matières

1 Variables aléatoires discrètes.	2
1.1 Définition	2
1.2 Système complet d'événements associé à X	2
1.3 Loi de probabilité	3
1.4 Espérance et variance d'une variable aléatoire réelle discrète.	3
1.4.1 Espérance	3
1.4.2 Théorème de transfert.	4
1.4.3 Variance d'une variable aléatoire discrète.	5
1.4.4 Formule de Kœnig-Huygens.	5
1.4.5 Propriétés de la variance.	6
1.4.6 Moments d'ordre supérieurs.	6
1.4.7 Ecart-type.	6
2 Indépendance.	7
2.1 Caractérisations.	7
2.2 Indépendance d'une suite de variables aléatoires.	7
2.3 Propriétés de l'indépendance mutuelle	7
2.4 Théorèmes.	8
2.5 Stabilité des lois de Poisson.	8
2.6 Complément.	8
3 Lois finies usuelles.	9
3.1 Loi certaine.	9
3.2 Loi de Bernoulli.	9
3.3 Loi uniforme.	9
3.4 Loi binomiale.	10
4 Lois discrètes infinies usuelles.	11
4.1 Lois géométriques	11
4.1.1 Définition	11
4.1.2 Fonction de répartition.	11
4.1.3 Espérance et variance.	11
4.1.4 Loi sans mémoire.	12
4.1.5 Simulation numérique.	12
4.2 Loi de Poisson	12
4.2.1 Définition	12
4.2.2 Espérance et variance.	12
4.2.3 Approximation de lois binomiales par des lois de Poisson.	13
4.2.4 Simulation numérique.	13

Variables aléatoires discrètes.

On considère un espace probabilisé $(\Omega; \mathcal{F}, \mathbb{P})$ quelconque.

1.1 Définition

Définition.

Soit X une variable aléatoire sur $(\Omega; \mathcal{F}, \mathbb{P})$

Dire que X est une variable aléatoire discrète signifie que $X(\Omega)$ est un ensemble de réels fini ou dénombrable.

Remarques :

- Lorsque X est une variable aléatoire discrète, on note $X(\Omega) = \{ x_i \mid i \in I \}$ avec $I = \overbrace{[1; n]}^{\text{fini}}$ ou $I = \overbrace{\mathbb{N}}^{\text{dénombrable}}$
(et $\forall (i, j) \in I^2, i \neq j \implies x_i \neq x_j$)
- *Extrait du programme* : Une variable aléatoire est dite discrète si l'ensemble $X(\Omega)$ de ses valeurs est inclus dans un sous-ensemble \mathcal{N} de \mathbb{R} indexé par une partie de \mathbb{N} .
- *Comment bien définir une variable aléatoire ?*

En pratique 1 : On nous donne $X(\Omega) = \{ x_i \mid i \in I \}$ et $P(X = x_i) = p_i$

Vérifier si X est bien définie revient à :

- ❶ Vérifier que les x_i sont 2 à 2 distincts. ❷ que $\forall i \in I, p_i \geq 0$ ❸ et que $\sum_{i \in I} p_i$ vaut 1.

Exemples : Feuille Cours_5

Proposition.

Si $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une suite de réels deux à deux distincts et $(p_n)_{n \in \mathbb{N}}$ une suite de réels positifs tels que $\sum p_n$ converge et a pour somme 1, alors il existe une variable aléatoire réelle discrète X sur $(\Omega; \mathcal{F}, \mathbb{P})$ vérifiant $P(X = x_n) = p_n$ pour tout entier naturel n .

En pratique 2 : (*On décrit une expérience aléatoire*)

On décrit une expérience aléatoire avec Ω quelconque. On note E la partie de Ω où X n'est pas définie.

X est une variable aléatoire bien définie lorsque $P(E) = 0$.

Dans ce cas là on confond Ω et $\Omega \setminus E$

Exemples : Feuille Cours_5

- *Extrait du programme* : On tolère qu'une variable aléatoire issue d'une expérience aléatoire puisse ne pas être définie sur un événement de probabilité nulle.

1.2 Système complet d'événements associé à X

Théorème.

Soit X une variable aléatoire sur $(\Omega; \mathcal{F}, \mathbb{P})$

Si X est une variable aléatoire discrète avec $X(\Omega) = \{ x_i \mid i \in I \}$ (avec $i \neq j \implies x_i \neq x_j$)

alors $([X = x_i])_{i \in I}$ est un système quasi-complet d'événements.

1.3 Loi de probabilité

Définition.

Soit X est une variable aléatoire discrète.

L'application $X(\Omega) \longrightarrow \mathbb{R}$ est appelée **loi de probabilité** de X .
 $x \longmapsto \mathbb{P}(X = x)$

Définition. Loi conditionnelle.

Soit X est une variable aléatoire discrète et A un événement de probabilité non nulle.

L'application $X(\Omega) \longrightarrow \mathbb{R}$ est appelée **loi de probabilité de X sachant A** .
 $x \longmapsto \mathbb{P}_A(X = x)$

1.4 Espérance et variance d'une variable aléatoire réelle discrète.

1.4.1 Espérance

Définition (*Espérance mathématique d'une variable aléatoire discrète.*)

- Lorsque $X(\Omega)$ est fini, en notant $n = \text{card}(X(\Omega))$ et $X(\Omega) = \{x_k \mid k \in \llbracket 1; n \rrbracket\}$
on appelle espérance mathématique de X le réel : $E(X) = \sum_{k=1}^n x_k P(X = x_k)$
- Lorsque $X(\Omega)$ est dénombrable, en notant $X(\Omega) = \{x_n \mid n \in \mathbb{N}\}$ (avec les (x_n) 2 à 2 distincts),
 X admet une espérance si, et seulement si, la série $\sum_{n \geq 0} x_n P(X = x_n)$ est absolument convergente.
alors l'espérance mathématique de X est le réel : $E(X) = \sum_{n=0}^{+\infty} x_n P(X = x_n)$

En pratique.

- *Cas fini.*

" $X(\Omega)$ est fini donc X admet une espérance et $E(X) = \sum_{k=1}^n x_k P(X = x_k)$ "

- *Cas dénombrable.*

❶ " X admet une espérance si et seulement si, $\sum_{n \geq 0} x_n P(X = x_n)$ est absolument convergente."

On montre que : $\sum_{n \geq 0} |x_n| P(X = x_n)$ est convergente et on dit que X admet une espérance.

❷ On calcule l'espérance $E(X) = \sum_{n=0}^{+\infty} x_n P(X = x_n)$

Exemples : Feuille Cours_5

Remarques :

- La convergence absolue est nécessaire pour que la somme $\sum_{n=0}^{+\infty} x_n P(X = x_n)$ ne dépende pas du choix des (x_n) pour décrire $X(\Omega)$
- Retenir que certaines variables aléatoires n'ont pas d'espérance. (Exemple : feuille Cours_5)
- Une variable aléatoire est dite **centrée** lorsque son espérance est nulle.

Théorème : (*linéarité*)

Soient X et Y deux variables aléatoires d'un même espace probabilisé,

Si X et Y admettent chacune une espérance alors

pour tout réel a et b , $aX + bY$ admet une espérance et $E(aX + bY) = aE(X) + bE(Y)$.

Proposition : (*Croissance*)

Soient X et Y deux variables aléatoires d'un même espace probabilisé,

- ❶ Si $X \geq 0$ et X admet une espérance alors $E(X) \geq 0$.
- ❷ Si $X \leq Y$ et si X et Y admettent chacune une espérance alors $E(X) \leq E(Y)$

En effet :

Généralisation

Soient $n \in \mathbb{N}^*$, $(X_k)_{1 \leq k \leq n}$ une liste de variables aléatoires sur un même espace probabilisé et $(a_k)_{1 \leq k \leq n}$ une liste de réels.

Si les X_k possèdent toutes une espérance alors
$$E\left(\sum_{k=1}^n a_k X_k\right) = \sum_{k=1}^n a_k E(X_k)$$

En effet :

1.4.2 Théorème de transfert.

Théorème. (*Théorème de transfert*)

Soient X une variable aléatoire réelle discrète et f une fonction définie sur $X(\Omega)$,

Dans le cas fini. on note : n le cardinal de $X(\Omega)$ et $X(\Omega) = \{x_k \mid k \in \llbracket 1; n \rrbracket\}$,

l'espérance de $f(X)$ vérifie :
$$E(f(X)) = \sum_{k=1}^n f(x_k) P(X = x_k).$$

Dans le cas dénombrable. on note : $X(\Omega) = \{x_n \mid n \in \mathbb{N}\}$, (avec les (x_n) 2 à 2 distincts)

$f(X)$ admet une espérance si, et seulement si, $\sum_{n \in \mathbb{N}} f(x_n) P(X = x_n)$ est absolument convergente.

et alors l'espérance de $f(X)$ vérifie :
$$E(f(X)) = \sum_{n=0}^{+\infty} f(x_n) P(X = x_n).$$

Rédaction.

- *Cas fini.*

$X(\Omega)$ est fini et f est définie sur $X(\Omega)$ donc (*théorème de transfert*) $f(X)$ admet une espérance

et
$$E(f(X)) = \sum_{k=1}^n f(x_k) P(X = x_k)$$

- *Cas dénombrable.*

❶ (*f est définie sur $X(\Omega)$*)

❷ $f(X)$ admet une espérance si et seulement si, $\sum_{n \geq 0} f(x_n) P(X = x_n)$ est absolument convergente.

On montre que : $\sum_{n \geq 0} |f(x_n)| P(X = x_n)$ est convergente et on dit que $f(X)$ admet une espérance.

❸ On calcule l'espérance
$$E(f(X)) = \sum_{n=0}^{+\infty} f(x_n) P(X = x_n)$$

Exemples : feuille Cours_5

Remarque : X peut admettre une espérance alors que $f(X)$ non.

En effet :

1.4.3 Variance d'une variable aléatoire discrète.

Définition

Soit X une variable aléatoire discrète.

Dire que X admet une variance signifie que X et $(X - E(X))^2$ admettent une espérance.

on définit alors sa variance par : $V(X) = E((X - E(X))^2)$

Remarques :

- Retenir que certaines variables aléatoires n'ont pas de variance.
- Dire qu'une variable aléatoire est **réduite** signifie que sa variance est égale à 1.

1.4.4 Formule de Kœnig-Huygens.

Lemme. (Exercice)

Soit X une variable aléatoire discrète,

Si X^2 admet une espérance alors X admet une espérance.

Démonstration. (Voir feuille cours_5_2)

Théorème : (Formule de Kœnig-Huygens).

Soit X est une variable aléatoire discrète,

X admet une variance si, et seulement si, X^2 admet une espérance

et alors

$$V(X) = E(X^2) - (E(X))^2$$

Démonstration. Faite au tableau.

Rédaction.

Cas fini.

" $X(\Omega)$ est fini donc X admet une variance et $E(X) = \dots$, $E(X^2) = \dots$, et ainsi $V(X) = E(X^2) - E(X)^2$ "

Cas dénombrable.

❶ " X^2 admet une espérance si, et seulement si, $\sum_{n \geq 0} x_n^2 P(X = x_n)$ est absolument convergente."

On montre que : $\sum_{n \geq 0} |x_n^2| P(X = x_n)$ est convergente et on dit que X admet une variance.

❷ On calcule les deux espérances $E(X) = \sum_{n=0}^{+\infty} x_n P(X = x_n)$ et $E(X^2) = \sum_{n=0}^{+\infty} x_n^2 P(X = x_n)$

❸ On applique le théorème de Kœnig-Huygens : X admet une variance et $V(X) = E(X^2) - E(X)^2$

Exemples : Feuille Cours_5_2

1.4.5 Propriétés de la variance.

Proposition :

Quelle que soit la variable aléatoire X admettant une variance,

① $V(X) \geq 0$.

② Si $V(X) = 0$ alors $\mathbb{P}([X = m]) = 1$ (où $m = E(X)$),

On dit que X est une variable quasi-certaine.

③ Pour toute variable X admettant une variance et a et b deux réels, on a :

$$aX + b \text{ admet une variance et } V(aX + b) = a^2V(X)$$

Démonstrations.

1.4.6 Moments d'ordre supérieurs.

Définition :

Pour X une variable aléatoire et n un entier naturel,

Quand X^n admet une espérance on appelle $E(X^n)$ le moment de X d'ordre n .

1.4.7 Ecart-type.

Définition :

Quand X admet une variance, l'écart-type d'une variable aléatoire X est le réel : $\sqrt{V(X)}$

On note souvent : $\sigma = \sqrt{V(X)}$ ou $\sigma_X = \sqrt{V(X)}$,

d'où la notation $V(X) = \sigma^2$

Définition :

Pour X une variable aléatoire admettant une variance $V(X) \neq 0$,

$X^* = \frac{X - \mathbb{E}(X)}{\sigma_X}$ est appelée **variable aléatoire centré réduite** associée à X .

Démonstration.

Indépendance.

2.1 Caractérisations.

Revoir la définition générale de l'indépendance.

Caractérisation. Indépendance de deux variables aléatoires discrètes.

Soient X et Y deux variables aléatoires discrètes,

Dire que X et Y sont indépendantes signifie que :

quel que soit le couple $(x, y) \in \mathbb{R}^2$, $\mathbb{P}((X = x) \cap (Y = y)) = \mathbb{P}(X = x) \times \mathbb{P}(Y = y)$

Caractérisation. Indépendance de n variables aléatoires discrètes.

Soient n un entier supérieur ou égal à 2 et $(X_k)_{1 \leq k \leq n}$ une liste (*finie*) de variables aléatoires discrètes,

Dire que les X_k sont (*mutuellement*) indépendantes signifie que :

quel que soit la liste de réels $(x_k)_{1 \leq k \leq n}$, $\mathbb{P}\left(\bigcap_{k=1}^n (X_k = x_k)\right) = \prod_{k=1}^n \mathbb{P}(X_k = x_k)$

2.2 Indépendance d'une suite de variables aléatoires.

(Déjà vu dans le chapitre Probabilité).

Définition

Soit $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ une liste de variables aléatoires de (Ω, \mathcal{F}, P) ,

Dire que les variables de $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ sont (*mutuellement*) indépendantes signifie que :

toute liste finie extraite de la suite est (*mutuellement*) indépendante.

2.3 Propriétés de l'indépendance mutuelle

(Déjà vu dans le chapitre Probabilité).

Théorème :

Soit $(X_k)_{1 \leq k \leq n}$ une liste de variables aléatoires de (Ω, \mathcal{F}, P) ,

❶ Si X_1, \dots, X_n sont (*mutuellement*) indépendantes **alors**

toute sous-famille de (X_1, \dots, X_n) l'est aussi.

❷ (**Lemme des coalitions**)

Soient $f : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$ et $g : \mathbb{R}^{n-p} \rightarrow \mathbb{R}$ deux fonctions,

si $X_1, \dots, X_p, \dots, X_n$ sont (*mutuellement*) indépendantes **alors**

$f(X_1, \dots, X_p)$ et $g(X_{p+1}, \dots, X_n)$ sont indépendantes.

❸ Soient f_1, \dots, f_n des fonctions de \mathbb{R} dans \mathbb{R} ,

si X_1, \dots, X_n sont (*mutuellement*) indépendantes **alors**

$f_1(X_1), \dots, f_n(X_n)$ sont (*mutuellement*) indépendantes.

2.4 Théorèmes.

Théorème :

Soient X et Y deux variables aléatoires discrètes sur $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$,

❶ Si X et Y sont indépendantes et admettent des espérances alors

$$XY \text{ admet une espérance et } E(XY) = E(X)E(Y).$$

❷ Si X et Y sont indépendantes et admettent des variances alors

$$X + Y \text{ admet une variance et } V(X + Y) = V(X) + V(Y)$$

On admet ❶ car il nous manque un théorème hors-programme, mais en admettant ❶ on peut démontrer ❷ .

Démonstration de ❷ :

Généralisation :

Soit $(X_k)_{1 < k \leq n}$ une suite de variables aléatoires discrètes sur $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$,

❶ Si les X_k sont indépendantes et admettent des espérances alors

$$\prod_{k=1}^n X_k \text{ admet une espérance et } E\left(\prod_{k=1}^n X_k\right) = \prod_{k=1}^n E(X_k)$$

❷ Si les X_k sont indépendantes et admettent des variances alors

$$\sum_{k=1}^n X_k \text{ admet une variance et } V\left(\sum_{k=1}^n X_k\right) = \sum_{k=1}^n V(X_k)$$

Démonstration :

2.5 Stabilité des lois de Poisson.

Proposition.

Soient λ_1, λ_2 deux réels non nuls et X_1 et X_2 deux variables aléatoires (sur le même espace probabilisé),

$$\text{Si } \begin{cases} X_1 \hookrightarrow \mathcal{P}(\lambda_1), & X_2 \hookrightarrow \mathcal{P}(\lambda_2) \\ \text{et } X_1, X_2 \text{ sont indépendantes} \end{cases} \text{ alors } X_1 + X_2 \hookrightarrow \mathcal{P}(\lambda_1 + \lambda_2)$$

Démonstration : Voir feuille Cours_5_4

Généralisation .

Soient $(X_k)_{1 < k \leq N}$ une liste de variables aléatoires, $(\lambda_k)_{1 < k \leq N}$ une liste de réels non nuls,
(sur le même espace probabilisé)

$$\text{on note : } X = \sum_{k=1}^N X_k \text{ et } \lambda = \sum_{k=1}^N \lambda_k.$$

Si les X_k sont mutuellement indépendantes et si $\forall k \in \mathbb{N}, X_k \hookrightarrow \mathcal{P}(\lambda_k)$ alors $X \hookrightarrow \mathcal{P}(\lambda)$

Démonstration : Voir feuille Cours_5_4

2.6 Complément.

Théorème

Soit $(A_k)_{1 \leq k \leq n}$ une famille d'événements,

Les événements A_k sont mutuellement indépendants

si, et seulement si, les variables aléatoires $\mathbb{1}_{A_k}$ sont indépendantes.

Lois finies usuelles.

3.1 Loi certaine.

Soit a un nombre réel.

Dire que X est la variable certaine égale à a signifie que X est la fonction constante $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$
 $\omega \mapsto a$

On a : $X(\Omega) = \{a\}$ et $\mathbb{P}([X = a]) = 1$, $\mathbb{E}(X) = a$ $V(X) = 0$.

Remarque : Dire que X est "quasi-certaine égale à a " signifie que $\mathbb{P}([X = a]) = 1$

3.2 Loi de Bernoulli.

Définition :

Soit p un réel de $]0, 1[$,

dire que X suit une loi de Bernoulli de paramètre p signifie que :

$$\begin{cases} X(\Omega) = \{0, 1\} \\ \mathbb{P}([X = 0]) = 1 - p \\ \mathbb{P}([X = 1]) = p \end{cases}$$

On note : $X \hookrightarrow \mathcal{B}(p)$ et on a : $\mathbb{E}(X) = p$ et $V(X) = p(1 - p)$

Remarque : Si A est un événement de Ω alors $\mathbb{1}_A$ est une variable aléatoire et $\mathbb{1}_A \hookrightarrow \mathcal{B}(\mathbb{P}(A))$

Simulation avec une fonction Python :

```
def bernoulli(p):
    if rd.random() <= p :
        return 1
    return 0
```

3.3 Loi uniforme.

Définition :

Soient a et b deux entiers relatifs tels que $a \leq b$,

Dire que X suit une loi uniforme sur $[[a; b]]$ signifie que :

$$\begin{cases} X(\Omega) = [[a; b]] \\ \forall i \in [[a; b]] , \mathbb{P}([X = i]) = \frac{1}{b - a + 1} \end{cases}$$

On note : $X \hookrightarrow \mathcal{U}([a; b])$, (Attention : Ne pas confondre avec $X \hookrightarrow \mathcal{U}([a; b])$)

Proposition :

$$\text{si } X \hookrightarrow \mathcal{U}([a; b]) \quad \text{alors} \quad E(X) = \frac{a + b}{2}$$

Démonstration. (*A savoir faire*)

Remarque : *Savoir retrouver la variance (Voir la feuille Cours_5.2)* $V(X) = \frac{(b - a)(b - a + 1)}{12}$

Simulation avec une fonction Python (sans randint) :

```
def uniforme(a, b):
    return floor( a+ (b-a+1)*rd.random() ) # floor importé de math
```

Remarque : Si $X \hookrightarrow \mathcal{U}(\llbracket 1; n \rrbracket)$ alors
$$\begin{cases} \forall x < 1, & F_X(x) = 0 \\ \forall x \in [1, n], & F_X(x) = \frac{\lfloor x \rfloor}{n} \\ \forall x > n, & F_X(x) = 1 \end{cases}$$

3.4 Loi binomiale.

Définition :

Soit $n \in \mathbb{N}^*$ et p un réel de $]0, 1[$, X une variable aléatoire,
Dire que X suit une loi binomiale de paramètres (n, p) signifie que :

$$\begin{cases} X(\Omega) = \llbracket 0; n \rrbracket \\ \forall k \in \llbracket 0; n \rrbracket, \quad \mathbb{P}([X = k]) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \end{cases}$$

On note : $X \hookrightarrow \mathcal{B}(n, p)$ et on a $\mathbb{E}(X) = np$ et $V(X) = np(1-p)$ (démonstrations dans la feuille_5_2)

Dans quelle situation peut-on observer une loi binomiale ?

Si une expérience est constituée de n épreuves de Bernoulli identiques et indépendantes et si X désigne le nombre de succès alors X suit la loi binomiale de paramètres (n, p) où p est la probabilité du succès.

Remarque : On se retrouve dans cette situation lors d'un tirage successif avec remise.

Simulation avec une fonction Python :

```
def binomiale(n,p):
    x = 0
    for k in range(n):
        x += bernoulli(p)
    return x
```

Proposition : Somme de n variables de Bernoulli identiques et indépendantes.

La somme de n variables de Bernoulli de paramètre p (mutuellement) indépendantes est une variable aléatoire suivant la loi binomiale de paramètres (n, p)

Soient n un entier naturel non nuls et p un réel de l'intervalle $]0, 1[$

Si
$$\begin{cases} \textcircled{1} X_1, \dots, X_n \text{ sont indépendantes} \\ \textcircled{2} \forall i \in \llbracket 1; n \rrbracket, X_i \hookrightarrow \mathcal{B}(p) \\ \textcircled{3} X = X_1 + X_2 + \dots + X_n \end{cases}, \quad \text{alors } X \hookrightarrow \mathcal{B}(n, p)$$

Stabilité de la loi binomiale. (Complément)

Soient X_1 et X_2 deux variables aléatoires, n_1, n_2 deux entiers naturels non nuls et p un réel de $]0, 1[$

Si X_1 et X_2 sont indépendantes et si $X_1 \hookrightarrow \mathcal{B}(n_1, p)$ et $X_2 \hookrightarrow \mathcal{B}(n_2, p)$
alors

$$X_1 + X_2 \hookrightarrow \mathcal{B}(n_1 + n_2, p)$$

Généralisation .

Soient $(X_k)_{1 < k \leq N}$ une liste de variables aléatoires, $(n_k)_{1 < k \leq N}$ une liste d'entiers naturels non nuls et

p un réel de $]0, 1[$, on note : $X = \sum_{k=1}^N X_k$ et $n = \sum_{k=1}^N n_k$.

Si les X_k sont mutuellement indépendantes et si $\forall k \in \mathbb{N}, X_k \hookrightarrow \mathcal{B}(n_k, p)$ alors $X \hookrightarrow \mathcal{B}(n, p)$

Lois discrètes infinies usuelles.

4.1 Lois géométriques

4.1.1 Définition

Soient X une variable aléatoire réelle et p un réel de $]0, 1[$,
Dire que X suit une loi géométrique de paramètre p signifie :

$$X(\Omega) = \mathbb{N}^* \quad \forall n \in \mathbb{N}^*, \quad P(X = n) = (1 - p)^{n-1} p$$

Remarques :

- On note $X \leftrightarrow \mathcal{G}(p)$.
- En notant $q = 1 - p$, on a : $\forall n \in \mathbb{N}^*, \quad P(X = n) = q^{n-1} p$

Situation type. (*Rédaction*)

”Cette expérience est la succession d’un nombre indéfini d’épreuves de Bernoulli identiques et indépendantes, le succès est la probabilité du succès vaut p ,

X est le rang du premier succès donc $X \leftrightarrow \mathcal{G}(p)$.”

4.1.2 Fonction de répartition.

Description.

Soit F la fonction de répartition d’une variable X suivant une loi géométrique de paramètre p ,

- ❶ Pour tout $n < 1$, $F(n) = 0$
- ❷ Pour tout $n \in \mathbb{N}^*$, F est constante sur $[n; n + 1[$ et $F(n) = 1 - q^n$

Remarques : (*Feuille Cours_5_3*)

- La démonstration (*à refaire*) est le calcul : $\sum_{k=1}^n q^{k-1} p = 1 - q^n$,

mais pour le retrouver il est plus simple de remarquer :

$[X > n]$: ”avoir des échecs au cours des n premières épreuves”, donc $P(X > n) = q^n$

- Si $X \leftrightarrow \mathcal{G}(p)$ alors $\forall n \in \mathbb{N}^*, \quad P(X \leq n) = 1 - q^n$ et $P(X > n) = q^n$

4.1.3 Espérance et variance.

Proposition.

Soit X un variable aléatoire réelle,
si X suit une loi géométrique de paramètre p alors X admet une espérance et une variance et

$$E(X) = \frac{1}{p} \quad \text{et} \quad V(X) = \frac{q}{p^2}$$

Démonstration. (*Feuille Cours_5_3*)

4.1.4 Loi sans mémoire.

Proposition

Soient X une variable aléatoire réelle et p un réel de $]0, 1[$,
si X suit une loi géométrique de paramètre p alors

$$\forall (k, n) \in \mathbb{N} \times \mathbb{N}^*, \quad P([X = n + k] | [X > k]) = P([X = n])$$

Démonstration. (*Feuille Cours_5_3*)

Remarques : (*interprétation*)

- En se plaçant dans la situation type : $[X > k]$: " Pas de succès pendant les k premiers lancers " on observe les n prochains lancers le rang du premier succès suit la loi $\mathcal{G}(p)$
- Si on n'observe l'expérience de 1 à k et qu'il n'y a pas eu de succès alors la loi du temps d'attente du premier succès est la même qu'au début.
- Encore une autre interprétation :
On fixe $n \in \mathbb{N}^*$, et on note $Y = X - n$,
Sachant $(X > n)$ ("il n'y a eu que des échecs du rang 1 au rang n "),
 Y est alors le temps d'attente du premier succès à partir du rang $n + 1$,
La proposition a montré que : la loi conditionnelle sachant $(X > n)$ de Y est la loi $\mathcal{G}(p)$
- Certains préfèrent la proposition suivante : (*nous la retrouverons avec la loi exponentielle*)

$$\forall (k, n) \in \mathbb{N} \times \mathbb{N}^*, \quad P([X > n + k] | [X > k]) = P([X > n])$$

4.1.5 Simulation numérique.

Simulation avec une fonction Python :

```
def geometrique(p):  
    x = 1  
    while rd.random() > p :  
        x += 1  
    return x
```

4.2 Loi de Poisson

4.2.1 Définition

Définition.

Soient X une variable aléatoire réelle et λ un réel strictement positif,
Dire que X suit une loi de Poisson de paramètre λ signifie que :

$$X(\Omega) = \mathbb{N} \quad \text{et} \quad \forall n \in \mathbb{N}, \quad P(X = n) = \frac{\lambda^n}{n!} e^{-\lambda}$$

Remarques :

- on note : $X \hookrightarrow \mathcal{P}(\lambda)$
- Siméon Denis Poisson (1781-1840)
- Ne pas oublier de préciser que $\lambda \in \mathbb{R}_+^*$ au début de cette définition.
- Savoir vérifier rapidement que c'est bien une loi de probabilité .

4.2.2 Espérance et variance.

Proposition.

Soient X une variable aléatoire réelle et λ un réel strictement positif,
Si X suit une loi de Poisson de paramètre λ alors, admet une espérance et une variance et
 $E(X) = \lambda$ et $V(X) = \lambda$

Démonstration : *feuille_Cours_5_3*

4.2.3 Approximation de lois binomiales par des lois de Poisson.

Proposition.

Soient X une variable aléatoire réelle et λ un réel strictement positif,
Pour tout $k \in \mathbb{N}$,

$$\binom{n}{k} \left(\frac{\lambda}{n}\right)^k \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{n-k} \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

En posant $p_n = \frac{\lambda}{n}$ on obtient :

$$\binom{n}{k} p_n^k (1 - p_n)^{n-k} \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

Démonstration : *feuille_Cours_5_3*

Approximation

Quand $n \geq 30$ et $p \leq 0,1$ on peut approcher la loi binomiale $\mathcal{B}(n,p)$ par la loi de Poisson $\mathcal{P}(np)$

4.2.4 Simulation numérique.

Approximation

Quand $n \geq 30$ et $\frac{\lambda}{n} \leq 0,1$ on peut approcher par la loi de Poisson $\mathcal{P}(\lambda)$ par la loi binomiale $\mathcal{B}\left(n, \frac{\lambda}{n}\right)$

Remarque : $n \geq 30$ et $\frac{\lambda}{n} \leq 0,1$ équivaut à $n \geq \max(30, 10\lambda)$

Simulation avec une fonction Python :

```
def loi_poisson(lbd):          # attention lambda est un mot réservé du langage Python
    n = int(max(10*lbd, 30))  # on choisit n pour avoir n >= 30 et p <= 0.1
    p = lbd/n
    return binomiale(n, p)
```

Il existe aussi `rd.poisson(lbd)` du module `random`.