- HAI503I: Algorithmique 4 -

### Cours 1 : Rappels de complexité, probabilités

L3 informatique Université de Montpellier

- 1. Rappels de complexité
- 2. Rappels (?) de probabilités discrètes
- 3. Bits et entiers aléatoires ou pseudo-aléatoires
- 4. Tirage de réels, simulation de lois
- 5. Bornes des queues de distribution

#### 1. Rappels de complexité

2. Rappels (?) de probabilités discrètes

3. Bits et entiers aléatoires ou pseudo-aléatoires

4. Tirage de réels, simulation de lois

5. Bornes des queues de distribution

## Exemple de base

```
1 <inst. 1>;

2 pour i = 1 à n faire

3 \lfloor <inst. 2>;

4 pour i = 1 à n faire

5 \rfloor pour j = 1 à n faire

6 \rfloor <inst. 3>;

7 retourner var
```

<inst. N> : opérations élémentaires

## Exemple de base

```
\begin{array}{l} 1 < \text{inst. } 1>; \\ 2 \text{ pour } i = 1 \text{ à } n \text{ faire} \\ 3 \quad \big\lfloor < \text{inst. } 2>; \\ 4 \text{ pour } i = 1 \text{ à } n \text{ faire} \\ 5 \quad \big\lfloor < \text{inst. } 3>; \\ \end{array}
```

7 retourner var

- <inst. N> : opérations élémentaires
- ▶ L1 et L7 : *O*(1)
- ▶ L2 exécute n fois L3 : O(n)
- ▶ L5 exécute n fois L6 : O(n)
- ▶ L4 exécute n fois L5 :  $O(n^2)$

#### Total

$$2 \times O(1) + O(n) + O(n^2) = O(n^2)$$

## Exemple de base

```
\begin{array}{l} 1 < \text{inst. 1>;} \\ 2 \text{ pour } i = 1 \text{ à } n \text{ faire} \\ 3 \quad | < \text{inst. 2>;} \\ 4 \text{ pour } i = 1 \text{ à } n \text{ faire} \\ 5 \quad | \text{ pour } j = 1 \text{ à } n \text{ faire} \\ 6 \quad | \quad | < \text{inst. 3>;} \\ 7 \text{ retourner } var \end{array}
```

- <inst. N> : opérations élémentaires
- ▶ L1 et L7 : O(1)
- ▶ L2 exécute n fois L3 : O(n)
- ▶ L5 exécute n fois L6 : O(n)
- ▶ L4 exécute n fois L5 :  $O(n^2)$

#### Total

$$2 \times O(1) + O(n) + O(n^2) = O(n^2)$$

#### En clair:

'Mon algo. a une complexité  $O(n^2)$  (où n= taille de l'entrée)'  $\rightarrow$  si n est assez grand, le nb. d'opérations est  $\leq$  constante $\times n^2$ 



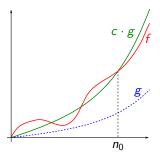
### Notations de Landau

#### $\ll$ Grand $O \gg$

Soit  $f,g:\mathbb{N} \to \mathbb{R}_+$ . Alors  ${m f} = {m O}({m g})$  si

$$\exists c > 0, n_0 \geq 0, \forall n \geq n_0, f(n) \leq c \cdot g(n).$$

« f est un grand O de g s'il existe une constante c et un entier  $n_0$  tels que pour toute valeur n plus grande que  $n_0$ , f(n) est inférieur ou égal à  $c \cdot g(n)$  »



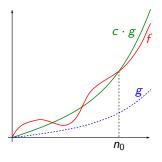
### Notations de Landau

#### $\ll$ Grand $O \gg$

Soit  $f,g:\mathbb{N} \to \mathbb{R}_+$ . Alors  ${m f} = {m O}({m g})$  si

$$\exists c > 0, n_0 \geq 0, \forall n \geq n_0, f(n) \leq c \cdot g(n).$$

« f est un grand O de g s'il existe une constante c et un entier  $n_0$  tels que pour toute valeur n plus grande que  $n_0$ , f(n) est inférieur ou égal à  $c \cdot g(n)$  »



#### À retenir

f = O(g) si pour n suffisamment grand, f est plus petite que g, à une constante multiplicative près.

## Utilisation en complexité

- Avantages pour la théorie :
  - ► Négliger les cas de bases
  - Pas besoin de compter chaque opération en détail
  - ► Flexibilité sur les opérations élémentaires

## Utilisation en complexité

- Avantages pour la théorie :
  - Négliger les cas de bases
  - Pas besoin de compter chaque opération en détail
  - Flexibilité sur les opérations élémentaires
- Avantages pour la pratique :
  - Indépendant des détails de programmation (nb. de variables intermédiaires, ...)
  - ► Indépendant de l'environnement d'exécution : système d'exploitation, vitesse de la machine, compilateur, ...

## Utilisation en complexité

- Avantages pour la théorie :
  - ► Négliger les cas de bases
  - Pas besoin de compter chaque opération en détail
  - Flexibilité sur les opérations élémentaires
- Avantages pour la pratique :
  - Indépendant des détails de programmation (nb. de variables intermédiaires, ...)
  - Indépendant de l'environnement d'exécution : système d'exploitation, vitesse de la machine, compilateur, ...

Un temps de calcul dépend du moment et de l'endroit. Un résultat de complexité reste vrai **pour toujours!** 

- ► Sommes et produits de grand *O* 
  - Les *O* se multiplient entre eux
  - ▶ Dans une somme, 'seul le plus grand O survit'

- ► Sommes et produits de grand *O* 
  - Les O se multiplient entre eux
  - Dans une somme, 'seul le plus grand O survit'
- Comparatifs des fonctions de bases
  - Les plus grands exposants de polynones *l'emportent*
  - Les exponentiels battent les polynomes qui battent les log'

- ► Sommes et produits de grand *O* 
  - Les O se multiplient entre eux
  - Dans une somme, 'seul le plus grand O survit'
- Comparatifs des fonctions de bases
  - Les plus grands exposants de polynones l'emportent
  - Les exponentiels battent les polynomes qui battent les log'
- **Exemple:**

$$n.O(n) + 5n^3 + 3n + 9 \log n + 1.4^n$$

$$= O(n^2) + O(n^3) + O(n) + O(\log n) + O(1.4^n)$$

$$= O(n^3) + O(\log n) + O(1.4^n)$$

$$= O(1.4^n)$$

- ► Sommes et produits de grand *O* 
  - Les O se multiplient entre eux
  - Dans une somme, 'seul le plus grand O survit'
- Comparatifs des fonctions de bases
  - Les plus grands exposants de polynones *l'emportent*
  - Les exponentiels battent les polynomes qui battent les log'
- ► Calculs de limites
  - Si  $\lim_{n\to+\infty}\left(\frac{f(n)}{g(n)}\right)=c$ , alors pour  $c\in\mathbb{R}_+$  on a f=O(g) et pour  $c=+\infty$  on a  $f\neq O(g)$

- ► Sommes et produits de grand *O* 
  - Les O se multiplient entre eux
  - Dans une somme, 'seul le plus grand O survit'
- Comparatifs des fonctions de bases
  - Les plus grands exposants de polynones l'emportent
  - Les exponentiels battent les polynomes qui battent les log'
- ► Calculs de limites
  - Si  $\lim_{n\to+\infty}\left(\frac{f(n)}{g(n)}\right)=c$ , alors pour  $c\in\mathbb{R}_+$  on a f=O(g) et pour  $c=+\infty$  on a  $f\neq O(g)$
- **Exemple:**

$$f(n) = 2n \text{ et } g(n) = 10\sqrt{n}\log(n)$$
 On a  $\frac{f(n)}{g(n)} = \frac{2n}{10\sqrt{n}\log(n)} = \frac{\sqrt{n}}{5\log(n)}$  Et  $\frac{f(n)}{g(n)} \xrightarrow{n \to +\infty} +\infty$  Donc  $f \neq O(g)$  (mais  $g = O(f)$ )

- ► Sommes et produits de grand *O* 
  - Les O se multiplient entre eux
  - Dans une somme, 'seul le plus grand O survit'
- Comparatifs des fonctions de bases
  - Les plus grands exposants de polynones *l'emportent*
  - Les exponentiels battent les polynomes qui battent les log'
- ► Calculs de limites
  - Si  $\lim_{n\to+\infty}\left(\frac{f(n)}{g(n)}\right)=c$ , alors pour  $c\in\mathbb{R}_+$  on a f=O(g) et pour  $c=+\infty$  on a  $f\neq O(g)$
- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - Appel récursif sur une fraction de l'entrée : Master Theorem

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - **Exemple:**

## AlgoRec1(n)

- 1 <inst. 1>;
- 2 AlgoRec1(n-1);
- 3 AlgoRec1(n-1);
- 4 <inst. 2>;

On note **t(n)** la complexité et **c** un majorant du temps des op. élémentaires

$$t(n) \le c + 2.t(n-1) \le c + 2(c+2.t(n-2))$$

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - **Exemple**:

## AlgoRec1(n)

- 1 <inst. 1>;
- 2 AlgoRec1(n-1);
- 3 AlgoRec1(n-1);
- 4 <inst. 2>;

On note t(n) la complexité et c un majorant du temps des op. élémentaires

$$t(n) \le c + 2.t(n-1) \le c + 2(c+2.t(n-2))$$
  
 $t(n) \le 3c + 4.t(n-2) \le 3c + 4(c+2.t(n-3))$ 

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - **Exemple:**

## AlgoRec1(n)

- 1 <inst. 1>;
- 2 AlgoRec1(n-1);
- 3 AlgoRec1(n-1);
- 4 <inst. 2>;

On note t(n) la complexité et c un majorant du temps des op. élémentaires

$$t(n) \le c + 2.t(n-1) \le c + 2(c+2.t(n-2))$$
  
 $t(n) \le 3c + 4.t(n-2) \le 3c + 4(c+2.t(n-3))$   
 $t(n) \le 7c + 8.t(n-3) \le ...$ 

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - **Exemple**:

## AlgoRec1(n)

- 1 <inst. 1>;
- 2 AlgoRec1(n-1);
- 3 AlgoRec1(n-1);
- 4 <inst. 2>;

On note  $\mathbf{t}(\mathbf{n})$  la complexité et  $\mathbf{c}$  un majorant du temps des op. élémentaires

$$t(n) \le c + 2.t(n-1) \le c + 2(c+2.t(n-2))$$
  
 $t(n) \le 3c + 4.t(n-2) \le 3c + 4(c+2.t(n-3))$   
 $t(n) \le 7c + 8.t(n-3) \le ...$   
 $t(n) \le (2^{i} - 1)c + 2^{i}.t(n-i) \le ...$ 

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - **Exemple**:

### AlgoRec1(n)

```
1 <inst. 1>;
```

- 2 AlgoRec1(n-1);
- 3 AlgoRec1(n-1);
- 4 <inst. 2>;

On note  $\mathbf{t}(\mathbf{n})$  la complexité et  $\mathbf{c}$  un majorant du temps des op. élémentaires

$$t(n) \le c + 2.t(n-1) \le c + 2(c + 2.t(n-2))$$

$$t(n) \le 3c + 4.t(n-2) \le 3c + 4(c + 2.t(n-3))$$

$$t(n) \le 7c + 8.t(n-3) \le \dots$$

$$t(n) \le (2^{i} - 1)c + 2^{i}.t(n-i) \le \dots$$

$$t(n) \le (2^{n} - 1)c + 2^{n}.t(0)$$

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - **Exemple**:

## AlgoRec1(n)

- 1 <inst. 1>;
- 2 AlgoRec1(n-1);
- 3 AlgoRec1(n-1);
- 4 <inst. 2>;

On note t(n) la complexité et c un majorant du temps des op. élémentaires

$$t(n) \le c + 2.t(n-1) \le c + 2(c+2.t(n-2))$$
  
 $t(n) \le 3c + 4.t(n-2) \le 3c + 4(c+2.t(n-3))$   
 $t(n) \le 7c + 8.t(n-3) \le ...$   
 $t(n) \le (2^{i} - 1)c + 2^{i}.t(n-i) \le ...$   
 $t(n) < (2^{n} - 1)c + 2^{n}.t(0)$ 

#### **Finalement**

$$t(n)=O(2^n)$$

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - **Exemple**:

### AlgoRec1(n)

```
1 <inst. 1>;
```

2 AlgoRec1(n-1);

3 AlgoRec1(n-1);

4 <inst. 2>;

On note t(n) la complexité et c un majorant du temps des op. élémentaires

$$t(n) \le c + 2.t(n-1) \le c + 2(c+2.t(n-2))$$

$$t(n) \le 3c + 4.t(n-2) \le 3c + 4(c+2.t(n-3))$$

$$t(n) \le 7c + 8.t(n-3) \le \dots$$

$$t(n) \le (2^{i} - 1)c + 2^{i}.t(n-i) \le \dots$$

$$t(n) < (2^{n} - 1)c + 2^{n}.t(0)$$

#### Finalement

$$t(n) = O(2^n)$$

Pour prouver la ligne de calcul rouge, il faudrait une réccurence propre!

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - ► Appel récursif sur une fraction de l'entrée : Master Theorem

- ► Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - Appel récursif sur une fraction de l'entrée : Master Theorem

#### Théorème

S'il existe trois entiers  $a \ge 0$ , b > 1,  $d \ge 0$  et  $n_0 > 0$  tels que pour tout  $n \ge n_0$ ,

$$T(n) \leq aT(\lceil n/b \rceil) + O(n^d)$$

Alors

$$T(n) = egin{cases} O(n^d) & ext{si } b^d > a \ O(n^d \log n) & ext{si } b^d = a \ O(n^{rac{\log a}{\log b}}) & ext{si } b^d < a \end{cases}$$

- Cas des appels récursifs
  - Dérouler le calcul de complexité
  - Appel récursif sur une fraction de l'entrée : Master Theorem

#### Théorème

S'il existe trois entiers  $a \ge 0$ , b > 1,  $d \ge 0$  et  $n_0 > 0$  tels que pour tout  $n \ge n_0$ ,

$$T(n) \leq aT(\lceil n/b \rceil) + O(n^d)$$

Alors

$$T(n) = egin{cases} O(n^d) & ext{si } b^d > a \ O(n^d \log n) & ext{si } b^d = a \ O(n^{rac{\log a}{\log b}}) & ext{si } b^d < a \end{cases}$$

- **Exemple :** Tri-Fusion :

  - ►  $t(n) \le 2t(\lceil n/2 \rceil) + O(n)$ : a = 2, b = 2, d = 1► Cas  $b^d = a$ : on obtient  $t(n) = O(n^d \log n) = O(n \log n)$

- ► Sommes et produits de grand *O*
- ► Comparatifs des fonctions de bases
- ► Calculs de limites
- Cas des appels récursifs

- ► Sommes et produits de grand *O*
- ► Comparatifs des fonctions de bases
- ► Calculs de limites
- Cas des appels récursifs
- ► Cas des boucles 'Tant que'

- ► Sommes et produits de grand *O*
- ► Comparatifs des fonctions de bases
- Calculs de limites
- Cas des appels récursifs
- Cas des boucles 'Tant que'

- Où trouver des rappels, s'entraîner?
  - Cours de L2, Complexité et Master Theorem disponible sous le Moodle du cours
  - ► Fiche de TD1

- 1. Rappels de complexité
- 2. Rappels (?) de probabilités discrètes
- 3. Bits et entiers aléatoires ou pseudo-aléatoires
- 4. Tirage de réels, simulation de lois
- 5. Bornes des queues de distribution

Le langage des probabilités permet de **modéliser** une expérience aléatoire, probabiliste.

Le langage des probabilités permet de **modéliser** une expérience aléatoire, probabiliste.

- ► Un tirage à pile ou face
- Un lancer de dé
- Le nombre de personnes dans une file d'attente
- Le tirage d'un nombre au hasard
- Une instance d'un algorithme prise au hasard
- **.**...

Le langage des probabilités permet de **modéliser** une expérience aléatoire, probabiliste.

- ► Un tirage à pile ou face
- ▶ Un lancer de dé
- Le nombre de personnes dans une file d'attente
- Le tirage d'un nombre au hasard
- Une instance d'un algorithme prise au hasard
- **.**..

Dans ce cours, on va s'en servir pour :

- Etudier la génération d'objets aléatoires sur machine
- ► Etudier des algorithmes probabilistes
- Analyser le comportement d'algorithmes déterministes 'en moyenne'

### Espace probabilisé discret

- **Univers** : ensemble des résultats possibles de l'expérience probabiliste, souvent noté  $\Omega$ 
  - **Évènement primitif** : un élément de l'univers / un résultat possible
  - **Évènement** : sous-ensemble de l'univers / ensemble de résultats possibles

## Espace probabilisé discret

- ightharpoonup Univers : ensemble des résultats possibles de l'expérience probabiliste, souvent noté Ω
  - Évènement primitif : un élément de l'univers / un résultat possible
  - Évènement : sous-ensemble de l'univers / ensemble de résultats possibles
- Probabilités : une valeur pour chaque élément primitif x, notée Pr[x]
  - Probabilité d'un évènement : somme des probabilités de ses éléments
  - ▶ Par convention : somme totale = 1

## Espace probabilisé discret

- Univers : ensemble des résultats possibles de l'expérience probabiliste, souvent noté Ω
  - Évènement primitif : un élément de l'univers / un résultat possible
  - Évènement : sous-ensemble de l'univers / ensemble de résultats possibles
- **Probabilités** : une valeur pour chaque élément primitif x, notée Pr[x]
  - Probabilité d'un évènement : somme des probabilités de ses éléments
  - ▶ Par convention : somme totale = 1

## Exemple 1 : dé équilibré à 6 faces

- ► Univers :  $\Omega = \{ \mathbf{O}, \mathbf{O$
- Probabilité associée à chaque évènement :  $\frac{1}{6}$
- ▶  $Pr[dé au moins 5] = Pr[\{\textcircled{!},\textcircled{!}\}] = \frac{1}{6} + \frac{1}{6} = \frac{1}{3}$

## Exemple 2 : jet de **deux** dés équilibrés à 6 faces

Univers :

```
\Omega = \{( \overset{\bullet}{\bullet}, \overset{\bullet}{\bullet}), (\overset{\bullet}{\bullet}, \overset{\bullet}{\bullet})
```

## Exemple 2 : jet de **deux** dés équilibrés à 6 faces

Univers :

C'est fastidieux... Souvent on ne donne pas  $\Omega$  explicitement...

## Exemple 2 : jet de **deux** dés équilibrés à 6 faces

- ► Univers :  $\Omega = \{(\bullet, \bullet), (\bullet, \bullet), (\bullet, \bullet), \ldots\}$
- Probabilité associée à chaque évènement :  $\frac{1}{36}$

## Exemple 2 : jet de **deux** dés équilibrés à 6 faces

- ► Univers :  $\Omega = \{(\bullet, \bullet), (\bullet, \bullet), (\bullet, \bullet), \dots\}$
- Probabilité associée à chaque évènement :  $\frac{1}{36}$
- ▶ Pr[un des deux dés est  $\geq 2$ ] =  $\frac{31}{36}$
- ightharpoonup Pr[la somme des deux dés est paire]  $=\cdots$

## Exemple 2 : jet de **deux** dés équilibrés à 6 faces

- $\blacktriangleright \ \, \mathsf{Univers} : \Omega = \{(\bullet, \bullet), (\bullet, \bullet), (\bullet, \bullet), \ldots\}$
- Probabilité associée à chaque évènement :  $\frac{1}{36}$
- ▶ Pr[un des deux dés est  $\geq 2$ ] =  $\frac{31}{36}$
- ightharpoonup Pr[la somme des deux dés est paire]  $=\cdots$

Quand tous les évènements primitifs ont même probabilité, on parle de probabilité **uniforme**.

## Exemple 2 : jet de **deux** dés équilibrés à 6 faces

- ▶ Univers :  $\Omega = \{(\bigcirc, \bigcirc), (\bigcirc, \bigcirc), (\bigcirc, \bigcirc), \ldots\}$
- Probabilité associée à chaque évènement :  $\frac{1}{36}$
- Pr[un des deux dés est  $\geq 2$ ] =  $\frac{31}{26}$
- ▶ Pr[la somme des deux dés est paire] = · · ·

Quand tous les évènements primitifs ont même probabilité, on parle de probabilité uniforme.

Dans ce cas là, en notant p la probabilité d'un évènement primitif, on a :  $\Pr[\Omega] = p.|\Omega| = 1 \text{ donc } p = \frac{1}{|\Omega|}$ 

Et la probabilité d'un évènement A vaut :

$$\Pr[A] = p.|A| = \frac{|A|}{|\Omega|} = \frac{\text{nb cas favorables}}{\text{nb cas possibles}}$$



### Variable aléatoire

#### **Définitions**

- ▶ Une variable aléatoire est une fonction  $X : \Omega \to V$  avec  $V \subseteq \mathbb{R}$
- Pour  $v \in V$ :
  - « X = v » est l'évènement  $\{\omega \in \Omega : X(\omega) = v\}$  et  $\Pr[X = v] = \sum_{\omega : X(\omega) = v} \Pr[\omega]$
  - «  $X \le v$  » est l'évènement  $\{\omega \in \Omega : X(\omega) \le v\}$  et  $\Pr[X \le v] = \sum_{\omega : X(\omega) \le v} \Pr[\omega]$
  - etc...

### Variable aléatoire

#### **Définitions**

- ▶ Une variable aléatoire est une fonction  $X : \Omega \to V$  avec  $V \subseteq \mathbb{R}$
- Pour  $v \in V$ :
  - « X = v » est l'évènement  $\{\omega \in \Omega : X(\omega) = v\}$  et  $\Pr[X = v] = \sum_{\omega : X(\omega) = v} \Pr[\omega]$
  - «  $X \le v$  » est l'évenement  $\{\omega \in \Omega : X(\omega) \le v\}$  et  $\Pr[X \le v] = \sum_{\omega : X(\omega) \le v} \Pr[\omega]$
  - ▶ etc...

Une variable aléatoire n'est ni une variable, ni aléatoire ©

## Exemple : dé équilibré à 6 faces

- Nombre de point obtenus :
  - $X: \{ \odot, \odot, \odot, \odot, \odot, \odot, \odot \} \rightarrow \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$
  - ▶  $Pr[X = t] = \frac{1}{6}$  pour tout  $t \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$  et  $Pr[X \le 4] = \frac{2}{3}$
- Parité du dé :
  - $\blacktriangleright Y: \{ \boxdot, \boxdot, \boxdot, \boxdot, \boxdot, \boxdot, \boxdot \} \rightarrow \{0,1\}$
  - $Pr[Y = 0] = Pr[Y = 1] = \frac{1}{2}$



# Espérance

### Définition

Soit  $X : \Omega \to V$  une variable aléatoire. L'espérance de X est :

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{v \in V} v \times \Pr[X = v]$$

### Remarques

- Intuitivement : résultat obtenu en moyenne
- ► Attention : *V* peut-être infini...

# Espérance

### Définition

Soit  $X : \Omega \to V$  une variable aléatoire. L'espérance de X est :

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{v \in V} v \times \Pr[X = v]$$

### Remarques

- Intuitivement : résultat obtenu en moyenne
- ► Attention : *V* peut-être infini...

### Exemple : dé équilibré à 6 faces

- ►  $\mathbb{E}[X] = \sum_{\nu=1}^{6} \nu \times \Pr[X = \nu] = \sum_{\nu=1}^{6} \frac{1}{2} = \frac{7}{2}$
- $ightharpoonup \mathbb{E}[Y] = 0 \times \Pr[Y = 0] + 1 \times \Pr[Y = 1] = 0 \times \frac{1}{2} + 1 \times \frac{1}{2} = \frac{1}{2}$

### Probabilité conditionnelle

### Définition

- ► La probabilité de *E* sachant *F* est  $Pr[E \mid F] = \frac{Pr[E \cap F]}{Pr[F]}$
- L'espérance de X sachant F est  $\mathbb{E}[X \mid F] = \sum_{v \in V} t \times \Pr[X = v \mid F]$

### Remarque

- ► C'est la probabilité que E arrive sachant que F s'est produit, et l'espérance de X sachant que F s'est produit.
- ightharpoonup Cela revient à 'réduire'  $\Omega$  aux évènements de F.

### Probabilité conditionnelle

#### Définition

- ► La probabilité de E sachant F est  $Pr[E \mid F] = \frac{Pr[E \cap F]}{Pr[F]}$
- L'espérance de X sachant F est  $\mathbb{E}[X \mid F] = \sum_{v \in V} t \times \Pr[X = v \mid F]$

### Remarque

- ► C'est la probabilité que E arrive sachant que F s'est produit, et l'espérance de X sachant que F s'est produit.
- ightharpoonup Cela revient à 'réduire'  $\Omega$  aux évènements de F.

### Exemple : dé équilibré à 6 faces

- ▶  $\Pr[X \ge 4 \mid Y = 0] = \Pr[\{X \ge 4\} \cap \{Y = 0\}] / \Pr[Y = 0] = \frac{1}{3} / \frac{1}{2} = \frac{2}{3}$
- ►  $\mathbb{E}[X \mid Y = 1] = \sum_{v \in \{1, \dots, 6\}} v \times \Pr[X = v \mid Y = 1] = 1 \times \frac{1}{3} + 2 \times 0 + 3 \times \frac{1}{3} + 4 \times 0 + 5 \times \frac{1}{3} + 6 \times 0 = 3$

### Définition

- ▶ Deux évènements sont **indépendants** si  $Pr[E \land F] = Pr[E].Pr[F]$
- Deux variables aléatoires sont indépendantes si  $Pr[X = u \land Y = v] = Pr[X = u].Pr[Y = v]$  pour tous u, v

## Remarque

En proba, l'usage est d'utiliser des notations logiques  $(\lor, \land, \neg)$  plus que des notations ensemblistes  $(\cup, \cap, ...)$ 

### Définition

- ▶ Deux évènements sont **indépendants** si  $Pr[E \land F] = Pr[E].Pr[F]$
- Deux variables aléatoires sont indépendantes si  $Pr[X = u \land Y = v] = Pr[X = u].Pr[Y = v]$  pour tous u, v

### Remarque

En proba, l'usage est d'utiliser des notations logiques  $(\lor, \land, \neg)$  plus que des notations ensemblistes  $(\cup, \cap, ...)$ 

#### Définition

- ▶ Deux évènements sont **indépendants** si  $Pr[E \land F] = Pr[E].Pr[F]$
- Deux variables aléatoires sont indépendantes si  $Pr[X = u \land Y = v] = Pr[X = u].Pr[Y = v]$  pour tous u, v

### Remarque

En proba, l'usage est d'utiliser des notations logiques  $(\lor, \land, \neg)$  plus que des notations ensemblistes  $(\cup, \cap, ...)$ 

- On lance deux dés, disons un bleu et un rouge.
- E = {la valeur du dé rouge est paire }
   F = {la valeur du dé bleu est 3 ou 4 }
   G = {la valeur du dé rouge est 1 ou 2 ou 3}
- ▶ *E* et *F* sont indépendants, *E* et *G* ne le sont pas...



### Définition

- ▶ Deux évènements sont **indépendants** si  $Pr[E \land F] = Pr[E].Pr[F]$
- Deux variables aléatoires sont indépendantes si  $Pr[X = u \land Y = v] = Pr[X = u].Pr[Y = v]$  pour tous u, v

### Remarque

En proba, l'usage est d'utiliser des notations logiques  $(\lor, \land, \neg)$  plus que des notations ensemblistes  $(\lor, \cap, ...)$ 

- On lance deux dés, disons un bleu et un rouge.
- ➤ X = la valeur du dé rouge
  - Y =la valeur du dé bleu
  - Z = la somme des valeurs des dés rouge et bleu
- ▶ X et Y sont indépendantes, X et Z ne le sont pas...



# Propriétés

## Propriétés

- ► Soit *E* et *F* deux évènements :
  - $Pr[\neg E] = 1 Pr[E]$
  - $Pr[E \lor F] \le Pr[E] + Pr[F]$

Inégalité de Boole ou 'Union bound'

- ▶ Soit  $X, Y : \Omega \rightarrow V$  deux variables aléatoires :

  - $\mathbb{E}[X + Y] = \mathbb{E}[X] + \mathbb{E}[Y]$

Linéarité de l'espérance

- ▶ Si  $Ω = \bigsqcup_i F_i$ , partition de Ω en  $(F_i)_i$ 
  - $Pr[E] = \sum_{i} Pr[E \mid F_i].Pr[F_i]$
  - $\mathbb{E}[X] = \sum_{i} \mathbb{E}[X \mid F_{i}]. \Pr[F_{i}]$

formule des **probabilités totales** formule de **l'espérance totale** 

- 1. Rappels de complexité
- 2. Rappels (?) de probabilités discrètes
- 3. Bits et entiers aléatoires ou pseudo-aléatoires
- 4. Tirage de réels, simulation de lois
- 5. Bornes des queues de distribution

# Exemple d'algorithme probabiliste : calcul de $\pi$

### Un exemple de la méthode de Monte-Carlo :

# CalculPi(n):

- 1.  $c \leftarrow 0$
- 2. **Répéter** *n* fois :
- 3.  $x \leftarrow \text{r\'eel al\'eatoire}$  entre 0 et 1
- 4.  $y \leftarrow \text{r\'eel al\'eatoire}$  entre 0 et 1
- 5. **Si**  $x^2 + y^2 \le 1$  **alors**  $c \leftarrow c + 1$
- 6. Renvoyer 4c/n

# Exemple d'algorithme probabiliste : calcul de $\pi$

## Un exemple de la méthode de Monte-Carlo :

# CALCULPI(n):

- 1.  $c \leftarrow 0$
- 2. Répéter n fois :
- 3.  $x \leftarrow \text{r\'eel al\'eatoire entre 0 et 1}$
- 4.  $y \leftarrow \text{r\'eel al\'eatoire}$  entre 0 et 1
- 5. **Si**  $x^2 + y^2 < 1$  **alors**  $c \leftarrow c + 1$
- 6. Renvoyer 4c/n

#### Comment tirer des réels aléatoires?

- Comment faire algorithmiquement (théorie)?
- ► Comment faire sur un ordinateur (pratique)?

# Brique de base : Bits aléatoires

### Théoriquement, dans un monde idéal :

- ► Accès à des bits aléatoires :
  - ▶ Une fonction RandomBit() qui renvoie 0 ou 1 avec probabilité  $\frac{1}{2}$
  - ► Appels consécutifs à RANDOMBIT() indépendants
- Construction d'objets aléatoires à partir des bits
  - entiers, rationnels, lettres d'un alphabet, ...
  - arbres, graphes, permutations, . . .
  - reéls, ...
- Simulation de lois
  - bits biasés : par exemple un bit 0 avec proba  $\frac{1}{3}$  et 1 avec proba  $\frac{2}{3}$
  - tirer des évènements selon des probabilités non uniformes
  - tirer un point aléatoire dans un cercle, sur une sphère, un donuts...

# Brique de base : Bits aléatoires

### Théoriquement, dans un monde idéal :

- ► Accès à des bits aléatoires :
  - ▶ Une fonction RANDOMBIT() qui renvoie 0 ou 1 avec probabilité  $\frac{1}{2}$
  - ► Appels consécutifs à RANDOMBIT() indépendants
- Construction d'objets aléatoires à partir des bits
  - entiers, rationnels, lettres d'un alphabet, ...
  - arbres, graphes, permutations, . . .
  - reéls, ...
- Simulation de lois
  - bits biasés : par exemple un bit 0 avec proba  $\frac{1}{3}$  et 1 avec proba  $\frac{2}{3}$
  - tirer des évènements selon des probabilités non uniformes
  - tirer un point aléatoire dans un cercle, sur une sphère, un donuts...

#### Difficulté:

- ► Comment écrire une fonction RANDOMBIT()?
- ▶ Vrai aléa est-il possible? miracle quantique? autres solutions?
- ► Comment faire tout ce qu'on veut si on a accès à un RANDOMBIT() acceptable?



# Le pseudo-aléa

## Solution déployée actuellement

- Générateurs pseudo-aléatoires
  - la algorithme qui produit des bits qui semblent aléatoires
  - ► aspects théoriques et pratiques satisfaisants
- ▶ Générateurs de bits, mais aussi directement d'entiers, flottants, etc.
- ► Gérés dans des bibliothèques logicielles → random dans Python

# Le pseudo-aléa

## Solution déployée actuellement

- Générateurs pseudo-aléatoires
  - algorithme qui produit des bits qui semblent aléatoires
  - aspects théoriques et pratiques satisfaisants
- ▶ Générateurs de bits, mais aussi directement **d'entiers**, flottants, etc.
- ► Gérés dans des bibliothèques logicielles → random dans Python

### Remarques

- ▶ Restent des algorithmes déterministes → suite fixée
- Entrée de l'algorithme : graîne
  - changer la graîne doit modifier complètement la suite
  - choix de graîne : quelque chose d'imprévisible ou au contraire de fixé

# Exemple : générateurs congruentiels linéaires

Suite  $(X_n)$  définie par  $X_{n+1} = (aX_n + c) \mod m$ 

- ► X<sub>0</sub> doit être fixé : *graîne* du générateur
- ▶ a, c et m définissent le générateur
- ightharpoonup parfois : seuls certains bits de  $X_n$  sont utilisés

### Quelques choix classiques

- ightharpoonup m premier, c=0, a primitif modulo m (Lehmer)
- $m = 2^k, c = 0, a = 3 \text{ ou } 5 \text{ mod } 8$
- lacktriangleright m et c premiers entre eux, a-1 divisible par les facteurs premiers de m

# Exemple : générateurs congruentiels linéaires

Suite  $(X_n)$  définie par  $X_{n+1} = (aX_n + c) \mod m$ 

- ► X<sub>0</sub> doit être fixé : *graîne* du générateur
- ▶ a, c et m définissent le générateur
- ightharpoonup parfois : seuls certains bits de  $X_n$  sont utilisés

### Quelques choix classiques

- ightharpoonup m premier, c = 0, a primitif modulo m (Lehmer)
- $m = 2^k, c = 0, a = 3 \text{ ou } 5 \text{ mod } 8$
- m et c premiers entre eux, a − 1 divisible par les facteurs premiers de
   m

- rand() de stdlib.h:  $m = 2^{31}$ , a = 1103515245, c = 12345
- ▶ minstd\_rand() de C++11 :  $m = 2^{31} 1$ , a = 48271, c = 0
- ▶ java.util.Random() :  $m = 2^{48}$ , a = 25214903917, c = 11, bits 16 à 47
- random() de Python : algo de Mersenne-Twister, vecteurs de dimension 623, de période  $m = 2^{19937} 1...$



# Conclusion sur l'aléa et le pseudo-aléa

## Problématique du pseudo-aléa

- Construire des bons générateurs est difficile
- Limitations intrinsèques (période, etc.)

## Bon, on fait quoi alors?

- ► En théorie : on suppose l'accès à des bits parfaitement aléatoires
- En pratique : on utilise les générateurs des bibliothèques, en général suffisants
- ▶ Dans les deux cas : on dispose d'une source d'aléa, on simule des lois

- 1. Rappels de complexité
- 2. Rappels (?) de probabilités discrètes
- 3. Bits et entiers aléatoires ou pseudo-aléatoires
- 4. Tirage de réels, simulation de lois
- 5. Bornes des queues de distribution

# Problématique

#### On sait

- tirer des bits aléatoires, ou
- tirer des entiers aléatoires

#### On veut

- tirer un nombre réel aléatoire
- ▶ tirer des bits *biaisés* :  $Pr[b = 0] \neq Pr[b = 1]$
- choisir un élément dans un ensemble, non uniformément : par ex. un dé qui tombe une fois sur deux sur <a>!!</a>
- tirer un graphe aléatoire
- **•** . . .

# Problématique

#### On sait

- tirer des bits aléatoires, ou
- tirer des entiers aléatoires

#### On veut

- tirer un nombre réel aléatoire
- ▶ tirer des bits *biaisés* :  $Pr[b = 0] \neq Pr[b = 1]$
- choisir un élément dans un ensemble, non uniformément : par ex. un dé qui tombe une fois sur deux sur <a>!!</a>
- tirer un graphe aléatoire
- **.**..

#### But

Construire des algorithmes pour ces tirages

# Tirer un réel aléatoire, tirer un bit biaisé

#### Tirer un réel aléatoire entre 0 et 1

ightharpoonup À précision n: tirer n bits aléatoires  $b_1, \ldots, b_n$  et renvoyer  $\overline{0, b_1 \cdots b_n}^2$ 

# Tirer un réel aléatoire, tirer un bit biaisé

#### Tirer un réel aléatoire entre 0 et 1

ightharpoonup À précision n: tirer n bits aléatoires  $b_1, \ldots, b_n$  et renvoyer  $\overline{0, b_1 \cdots b_n}^2$ 

#### Tirer un bit biaisé

# BIT BIAISÉ(p)

- 1.  $x \leftarrow$  réel aléatoire entre 0 et 1
- **2**. Si  $x \le p$ : renvoyer 1
- 3. Sinon: renvoyer 0

## En pratique

▶ random() dans différents langages renvoie  $x \in [0, 1]$ 



### Définition

La loi (ou distribution) d'une variable aléatoire  $X : \Omega \to V$  est la donnée de  $\Pr[X = v]$  pour tout  $v \in V$ .

## Exemple

La loi de la somme S de deux dés équilibrés est :

$$\Pr[S=2] = \frac{1}{36}$$
  $\Pr[S=3] = \frac{2}{36}$   $\Pr[S=4] = \frac{3}{36}$   $\Pr[S=5] = \frac{4}{36}$  ...

#### Définition

La loi (ou distribution) d'une variable aléatoire  $X : \Omega \to V$  est la donnée de  $\Pr[X = v]$  pour tout  $v \in V$ .

## Exemple

La loi de la somme S de deux dés équilibrés est :

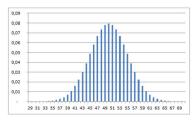
$$Pr[S = 2] = \frac{1}{36}$$
  $Pr[S = 3] = \frac{2}{36}$   $Pr[S = 4] = \frac{3}{36}$   $Pr[S = 5] = \frac{4}{36}$  ...

## Quelques lois usuelles $(X : \Omega \rightarrow V)$

- ▶ Uniforme :  $V = \{1, ..., n\}$  et Pr[X = v] = 1/|V| = 1/n pour tout  $v \in V$ Simulation par le tirage d'un entier entre 1 et |V|
- ▶ **Bernoulli**(p) :  $V = \{0,1\}$  et Pr[X = 1] = p et Pr[X = 0] = 1 - pSimulation par tirage d'un bit aléatoire biaisé

## Quelques lois usuelles $(X : \Omega \rightarrow V)$

- ▶ **Binomiale**(p, n) :  $V = \{0, ..., n\}$  et  $Pr[X = k] = \binom{n}{k} p^k (1 p)^k$  pour k = 0, ..., n Somme de n variables de Bernoulli de paramètre p
- ▶ **Géométrique**(p) :  $V = \mathbb{N}$  et  $\Pr[X = n] = p(1 p)^{n-1}$  pour  $n \in \mathbb{N}$  Premier apparition du '1' dans une suite de variables de Bernoulli de paramètre p



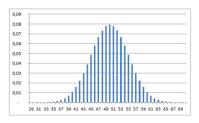
Loi Binomiale(0.5,100)



Loi Géométrique  $(\frac{1}{6})$ 

## Quelques lois usuelles $(X : \Omega \rightarrow V)$

- ▶ **Binomiale**(p, n) :  $V = \{0, ..., n\}$  et  $Pr[X = k] = \binom{n}{k} p^k (1 p)^k$  pour k = 0, ..., n Somme de n variables de Bernoulli de paramètre p
- ▶ **Géométrique**(p) :  $V = \mathbb{N}$  et  $\Pr[X = n] = p(1-p)^{n-1}$  pour  $n \in \mathbb{N}$  Premier apparition du '1' dans une suite de variables de Bernoulli de paramètre p



Loi Binomiale(0.5,100)



Loi Géométrique $(\frac{1}{6})$ 

En Pyhton, random.binomial(n, p), random.geometric(p)....

# Exemple de loi plus complexe

#### Retour à Monte Carlo

Comment tirer (x, y) aléatoirement dans le disque D de centre (0, 0) et de rayon 1?

$$D = \{(x,y) \ : \ -1 \le x, y \le 1 \ \mathrm{et} \ x^2 + y^2 \le 1\}$$

- ▶ Tirer x et y dans  $[-1,1] \rightarrow 2 \cdot \text{RANDOM}() 1$
- ▶ Assurer que  $x^2 + y^2 \le 1$  → méthode du *rejet* (ou de *Monte Carlo*)

### Monte Carlo

- 1.  $(x, y) \leftarrow (1, 1)$
- 2. Tant que  $x^2 + y^2 > 1$ :
- 3.  $x \leftarrow 2 \cdot \text{RANDOM}() 1$
- 4.  $y \leftarrow 2 \cdot \text{RANDOM}() 1$
- 5. Renvoyer (x, y)

## Propriétés

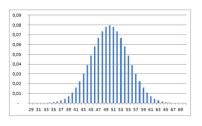
- L'algorithme renvoie bien  $(x, y) \in D$
- On peut montrer qu'ils sont uniformément répartis
- ► Complexité :  $\Pr[(x,y) \in D] = \frac{\pi}{4}$ → espérance de  $\frac{4}{\pi}$  essais : O(1)

- 1. Rappels de complexité
- 2. Rappels (?) de probabilités discrètes
- 3. Bits et entiers aléatoires ou pseudo-aléatoires
- 4. Tirage de réels, simulation de lois
- 5. Bornes des queues de distribution

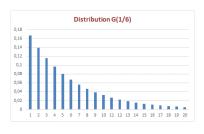
# Queues de distribution

### Queue d'une ditribution

Sur la représentation graphique de la loi, c'est la partie qui s'éloigne de la moyenne.



Loi Binomiale(0.5,100)

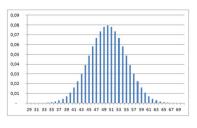


Loi Géométrique  $(\frac{1}{6})$ 

# Queues de distribution

### Queue d'une ditribution

Sur la représentation graphique de la loi, c'est la partie qui s'éloigne de la moyenne.



Loi Binomiale(0.5,100)



Loi Géométrique $(\frac{1}{6})$ 

### La Théorie des Probabilités

Un des buts : fournir des bornes sur les queues de distribution

# Queues de distribution

## Inégalité de Markov

Soit  $X: \Omega \to V$  une variable aléatoire **positive**  $(V \subseteq \mathbb{R}^+)$ . Pour tout t > 0, on a :  $\Pr[X \ge t] \le \frac{1}{t} \cdot \mathbb{E}[X]$ 

#### Preuve On a:

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{v \in V} v. \Pr[X = v]$$

$$= \sum_{v < t} v. \Pr[X = v] + \sum_{v \ge t} v. \Pr[X = v]$$

$$\geq \sum_{v \ge t} v. \Pr[X = v] \quad \text{car } X \text{ est positive}$$

$$\geq t. \sum_{v \ge t} \Pr[X = v] = t. \Pr[X \ge t]$$

### Bilan final

## Utiliser de l'aléa en algorithmique

- On suppose une source parfaite
- On utilise des lois simples
- ▶ Si loi complexe → algorithme
- ► Implantations :
  - bibliothèque random de Python (pseudo-aléa)
  - On ignore la différence avec le *vrai* aléa

### Preuves en présence d'aléa

- ► Aléa parfait → probabilités
- Propriétés de base (probabilités conditionnelles, espérance, ...)

## Revoir les probabilités

- Exercices au TD1
- ▶ Poly « Probabilités discrètes » sur Moodle



souvent

rarement