

Pourquoi probabilités en robotique?

- Pour tenir compte de l'incertitude/bruit liées
 - aux mesures des capteurs
 - aux déplacements du robot
 - méconnaissance de l'environnement
- Utiliser des **variables aléatoires** pour
 - les mesures (z)
 - les actions (u)
 - l'état du robot (X ou x)

Variable aléatoire

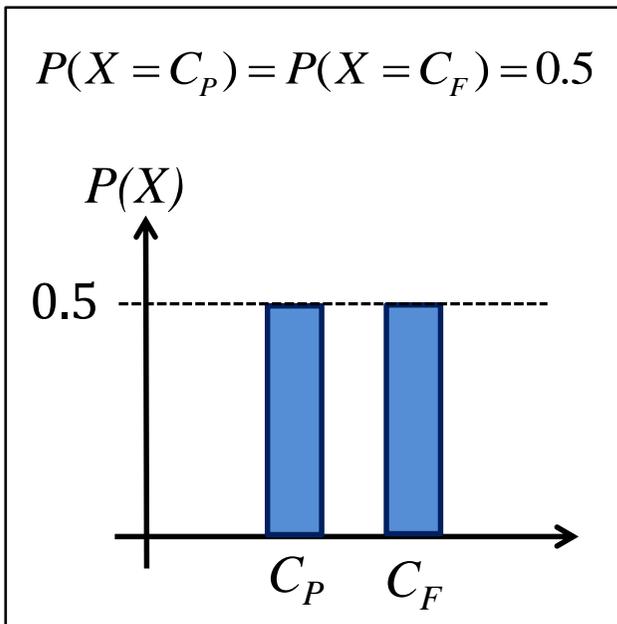
- Variable qui peut prendre des valeurs au hasard, définies dans un **espace discret** ou **continu**, selon des lois de probabilité.
- Commençons par **espace discret**

variable $X \in \{C_P, C_F\}$: pièce de monnaie

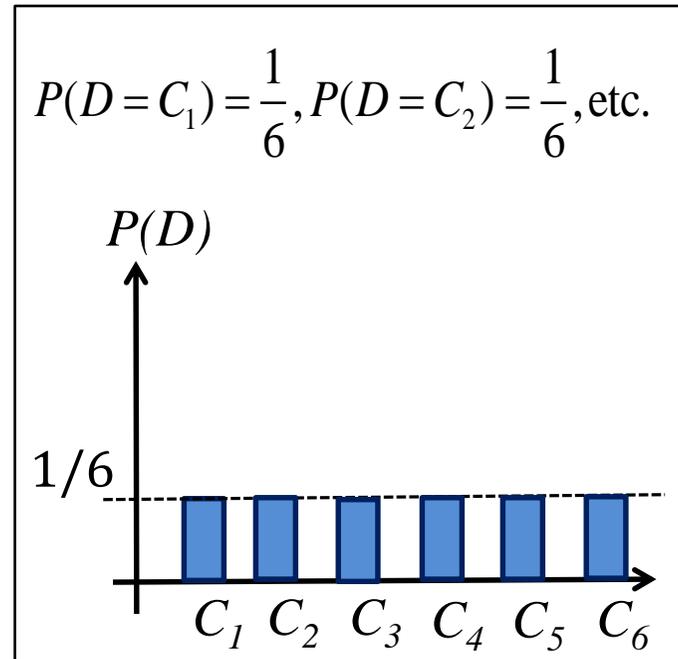
$D \in \{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6\}$: dé à 6 faces

Variable aléatoire

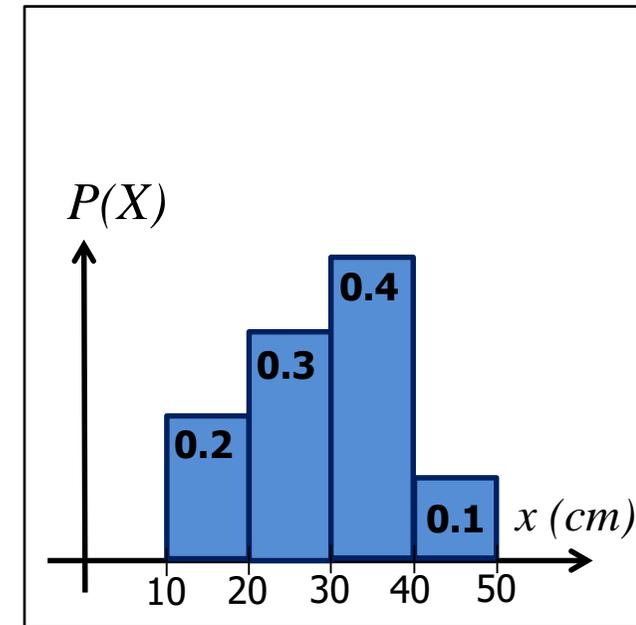
- On attribue une probabilité à chacun des **événements**



pièce de monnaie



dé à six faces



intervalle sur
position du robot

Propriétés des probabilités

- Probabilités sont toujours positives

$$P(X = C_i) \geq 0$$

- La somme de la probabilité de tous les événements possibles est 1

$$P(X = C_1) + P(X = C_2) + \dots = 1$$

Variable aléatoire continue

- L'espace de valeur est souvent **continu**
 - grandeur d'une personne
 - voltage du capteur pour une position x du robot
 - estimé de la position x du robot
- Travaille surtout en **continu** en robotique mobile

Variable aléatoire continue

(fonction)

- Associe une **distribution** des probabilités pour X

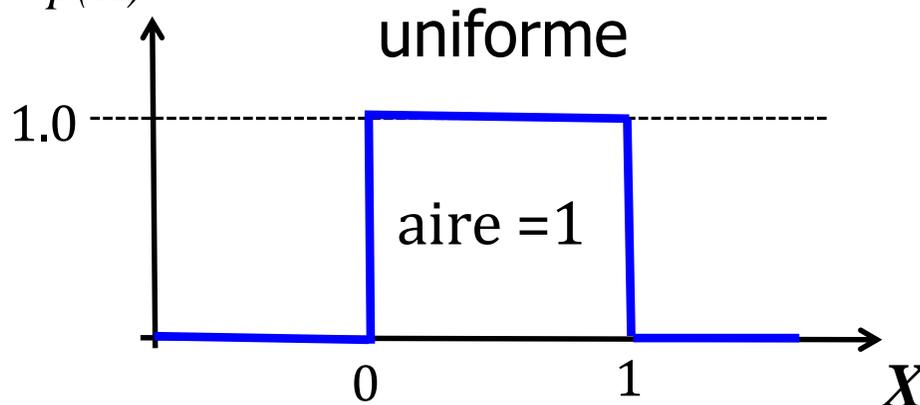
- **densité** $p(X)$

- Aire totale = 1

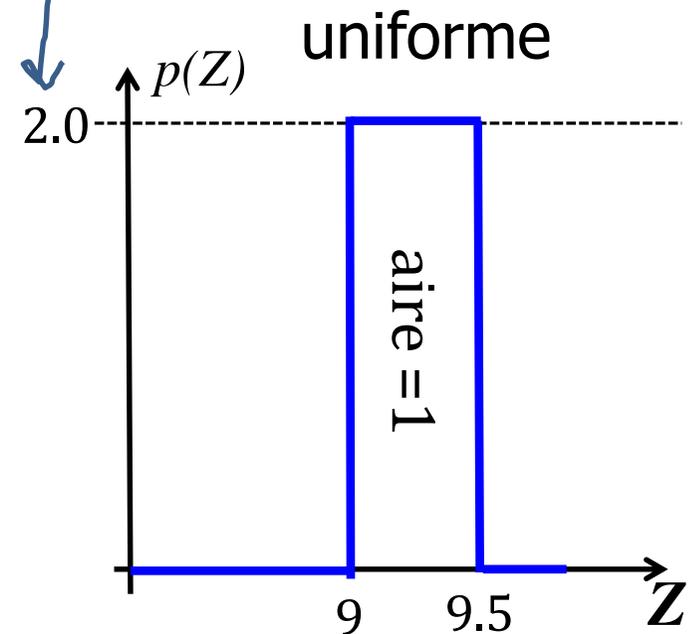
$$\int_{-\infty}^{\infty} p(X) dX = 1$$

*lettre
minuscule*

$p(X)$



pdf* peut dépasser 1



*pdf = probability density function

Distribution Gaussienne 1 dimension

- Entièrement décrite par 2 paramètres : μ et σ .

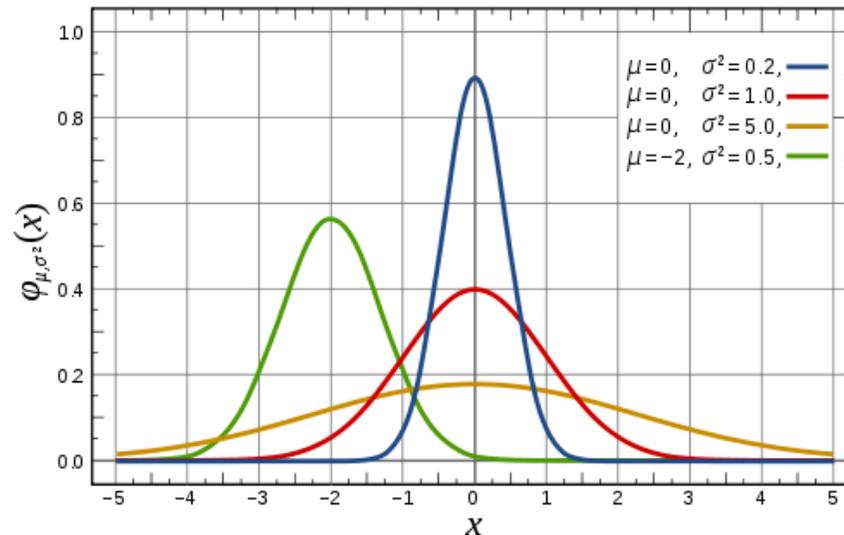
μ : moyenne

$e = 2,7182818284590\dots$

σ : écart-type

constante de normalisation
(intégrale == 1)

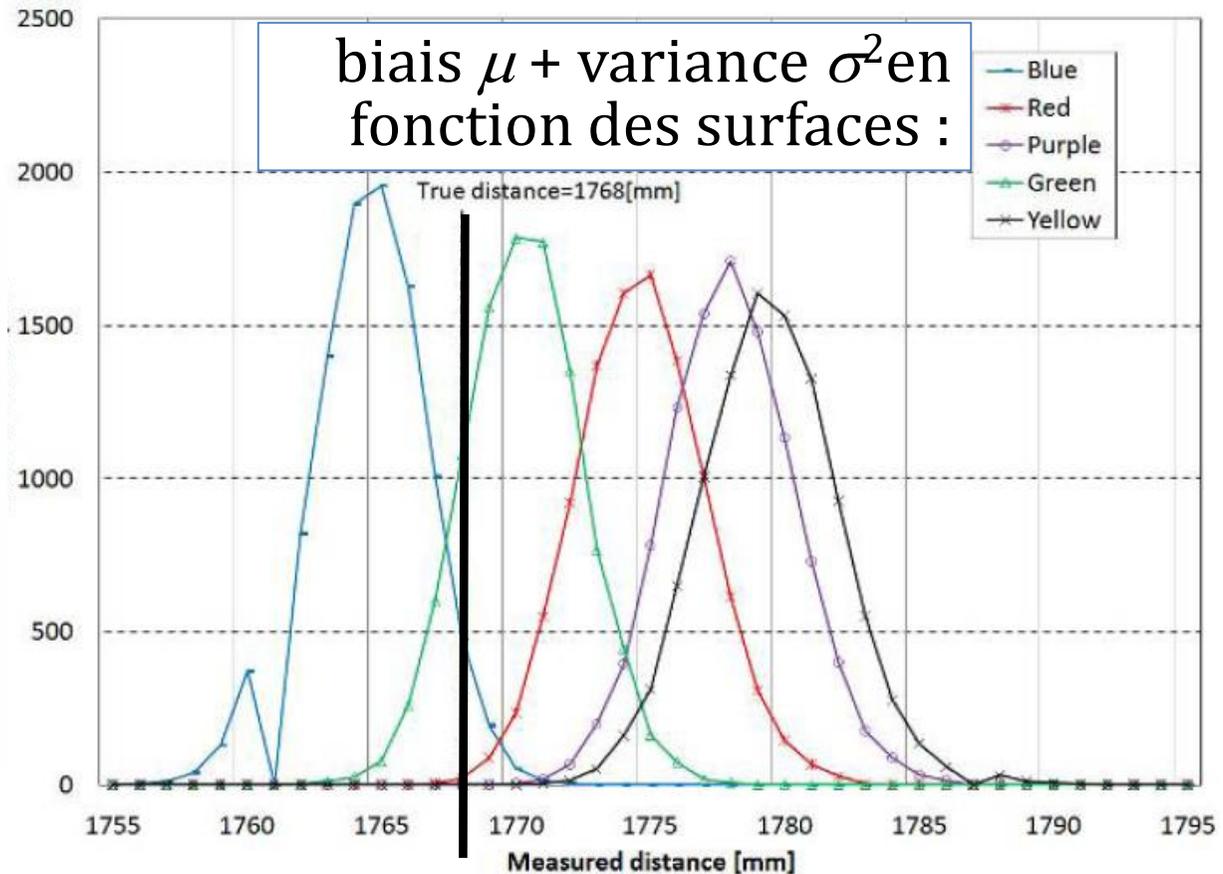
$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$



*(autre nom :
distribution
normale)*

Exemple en robotique

- Décrit bien le bruit sur un grand nombre de capteur



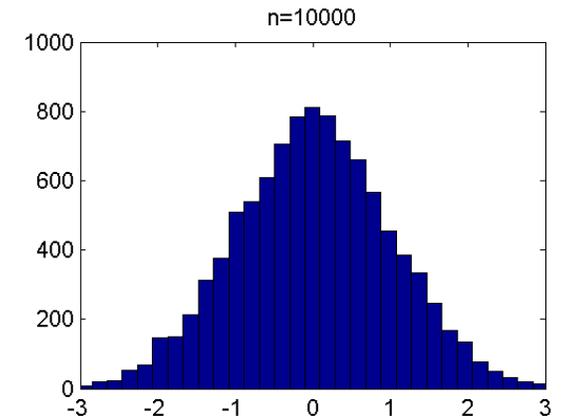
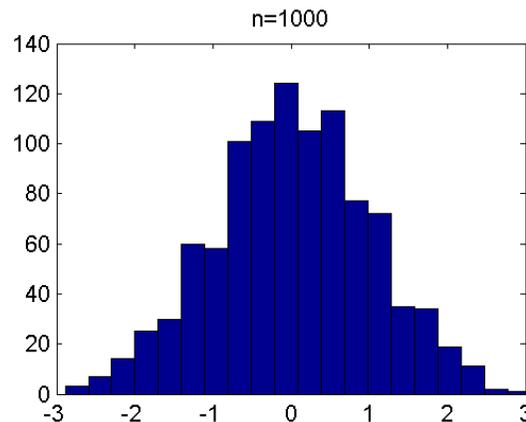
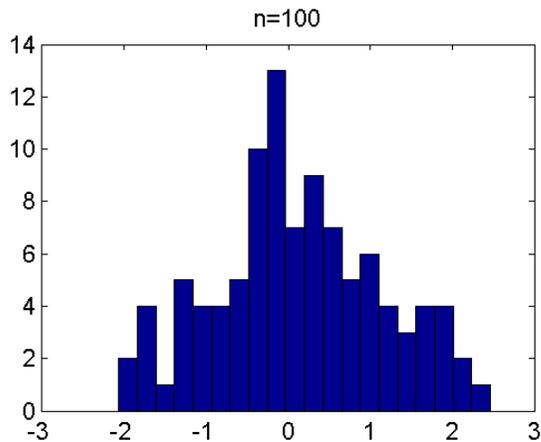
**Characterization of the Hokuyo URG-04LX Laser Rangefinder
for Mobile Robot Obstacle Negotiation**

Yoichi Okubo*, Cang Ye**, and Johann Borenstein*

Exemple avec matlab

- **randn** — faire bien attention!!! la commande **rand** existe
- **hist**

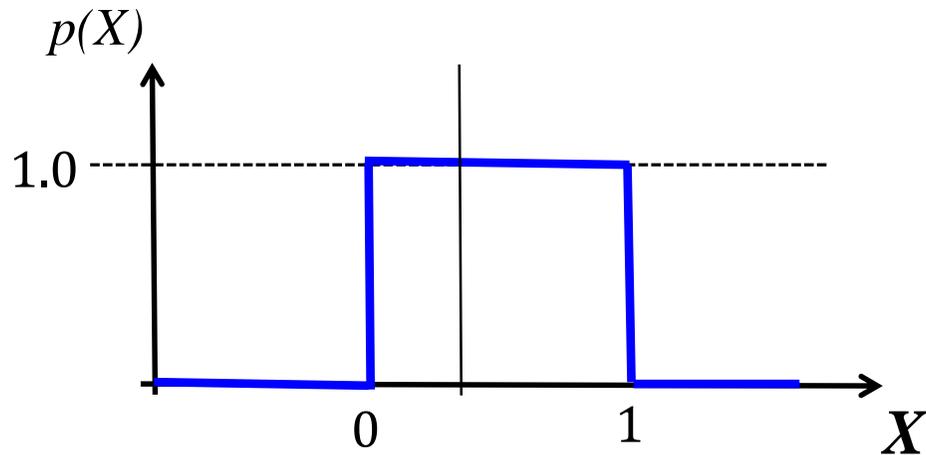
```
n = 10000;  
x = randn(1,n); % aléatoire Gaussienne  
hist(x,40)      % 40 = nombre de "bin"  
xlim([-3 3]);  % limite en abscisse  
title(sprintf('n=%d',n));
```



plus n est grand, plus on s'approche de la distribution véritable

Variable aléatoire continue

- Quelle est la probabilité d'avoir $X=0.3449242$?



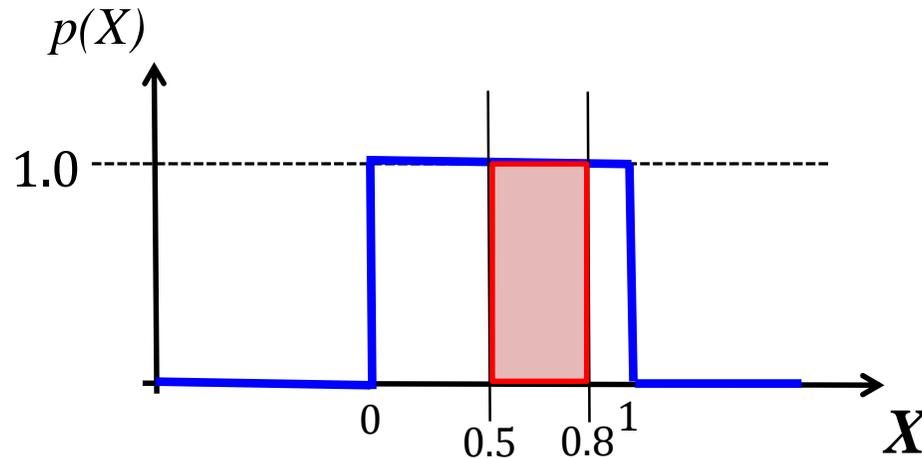
$$P(X=0.3449242) = 0$$

*(il y a une infinité de nombres réels
entre 0 et 1 : ensemble non dénombrable)*

Variable aléatoire continue

- Probabilité : aire sous la courbe $p(X)$ entre deux bornes

$$P(0.5 \leq X \leq 0.8) = \mathbf{0.3}$$

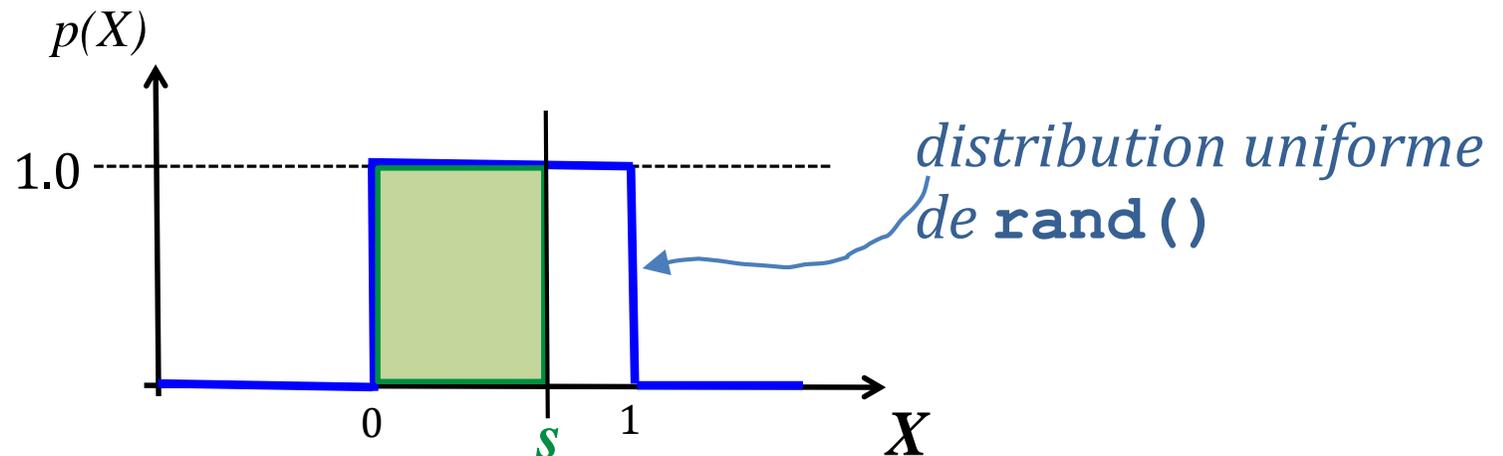


Générer un évènement au hasard

- Avec *matlab* (ou autre langage), comment générer un évènement avec probabilité s ?

*génère un nombre
entre 0.0 et 1.0,
distribution
uniforme*

```
if (rand() < s)
    l'évènement se produit
else
    l'évènement ne se produit pas
end
```



Distribution pour plus d'une variable $P(A,B)$

- Probabilité que deux événements se produisent

$$P(x, y) = P(X = x \text{ et } Y = y)$$

- Appelé probabilité **jointe**

Modèle de la météo au Québec

- 2 variables aléatoires discrètes
 - Température $T = \{C, F\}$
 - Météo $M = \{N, PN\}$ (neige ou pas)

$$P(C, N) = 0.001$$

	C	F
N	0.001	0.2
PN	0.399	0.4

Table des probabilités jointes (discrets)

- La taille dépend
 - du nombre de variable
 - du nombre d'état par variable
- Cas simple :
 - x_i est variable binaire Vrai/Faux
 - $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$
 - # d'entrée = $O(2^n)$ → croissance exponentielle ☹
 - # d'exemple exponentiel pour « tuner » la table ☹
- Raisonnement similaire pour continu
- On cherche donc à les éviter

Indépendance

- Si deux événements sont indépendants, alors

note: $P(A \cap B)$ est la même chose

$$P(A, B) = P(A)P(B)$$

la probabilité que A et B se produisent

... est égale à la probabilité que A se produise, multiplié par la probabilité que B se produise.

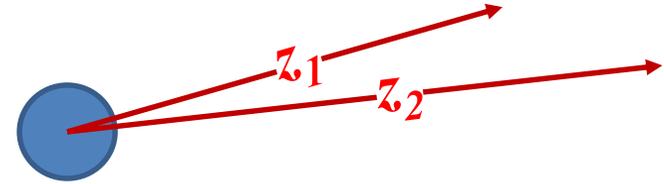
- Simplifie les maths 😊
- **User** et **abuser** en robotique mobile
 - pour avoir un résultat calculable en un temps raisonnable!

Exemple d'indépendance « abusée »

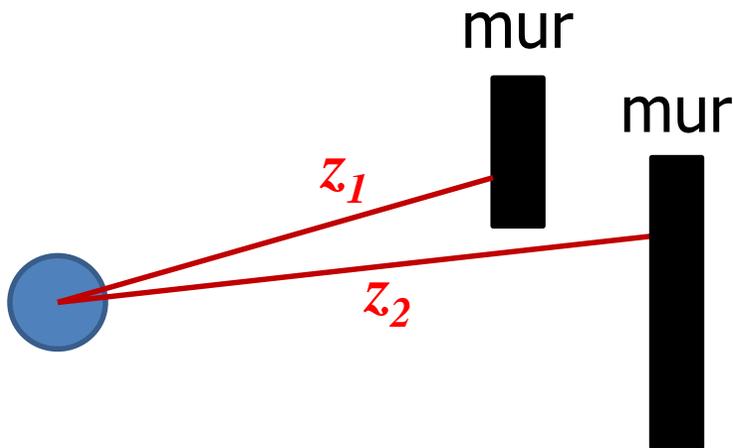
- Deux mesures distances z_1 et z_2 avec LiDAR

$$P(z_1, z_2) = P(z_1)P(z_2)$$

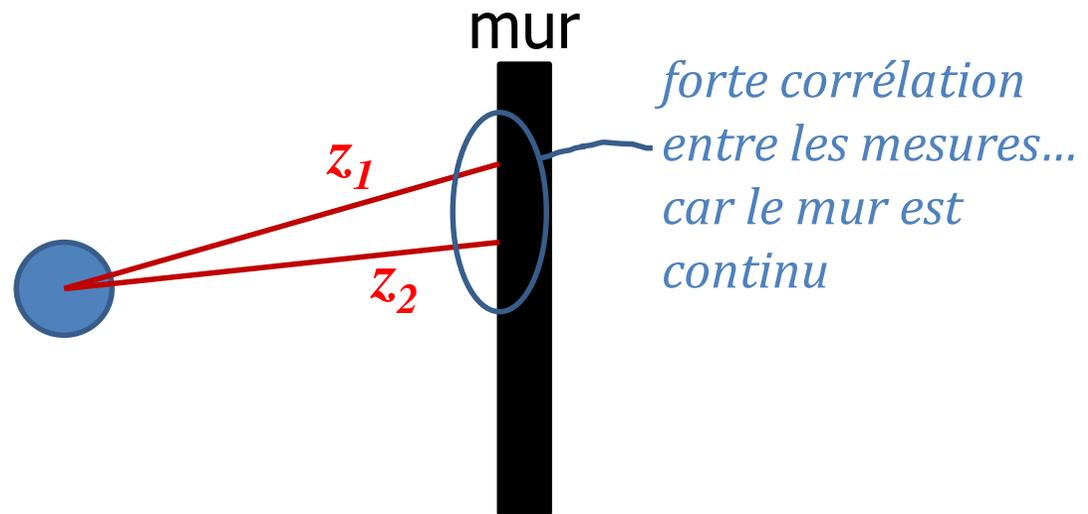
indépendants



- Rarement vrai...



indépendant : oui



indépendant : pas tout à fait...

Probabilités conditionnelles $P(A|B)$

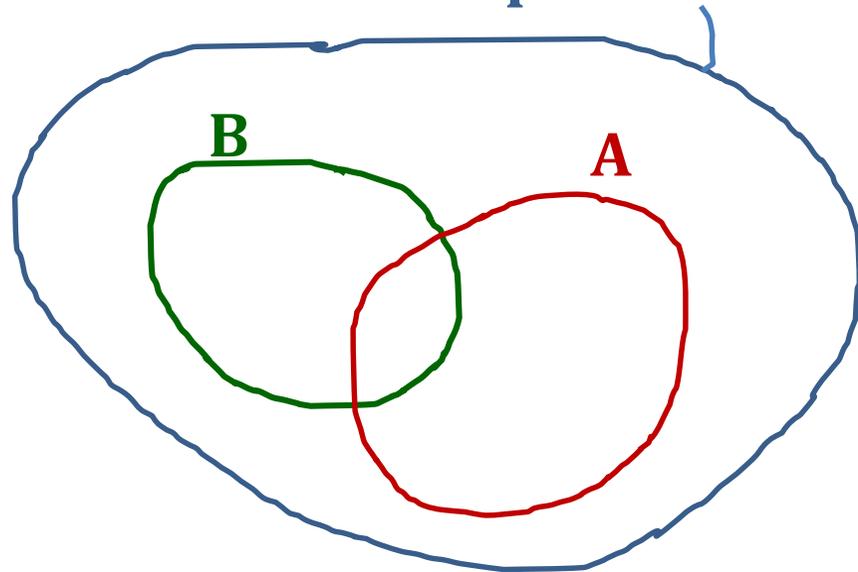
- *Parfois*, une variable aléatoire nous renseigne sur une autre
- De l'exemple sur la météo :
 - si je vous dis qu'il fait chaud, vous savez fort probablement qu'il ne neige pas
 - si je vous dis qu'il neige, alors vous pouvez inférer qu'il fait probablement froid
- S'il y a dépendance entre A et B :
 - signifie que de l'information sur A nous donne (un peu? beaucoup?) de l'information sur B , et vice-versa (bon!)
 - complexifie les calculs (pas bon!)

Probabilités conditionnelles $P(A|B)$

- Pour décrire la probabilité que l'événement **A** se produise, si l'événement **B** s'est déjà produit.

$$P(A|B)$$

Espace des événements
possibles **S**

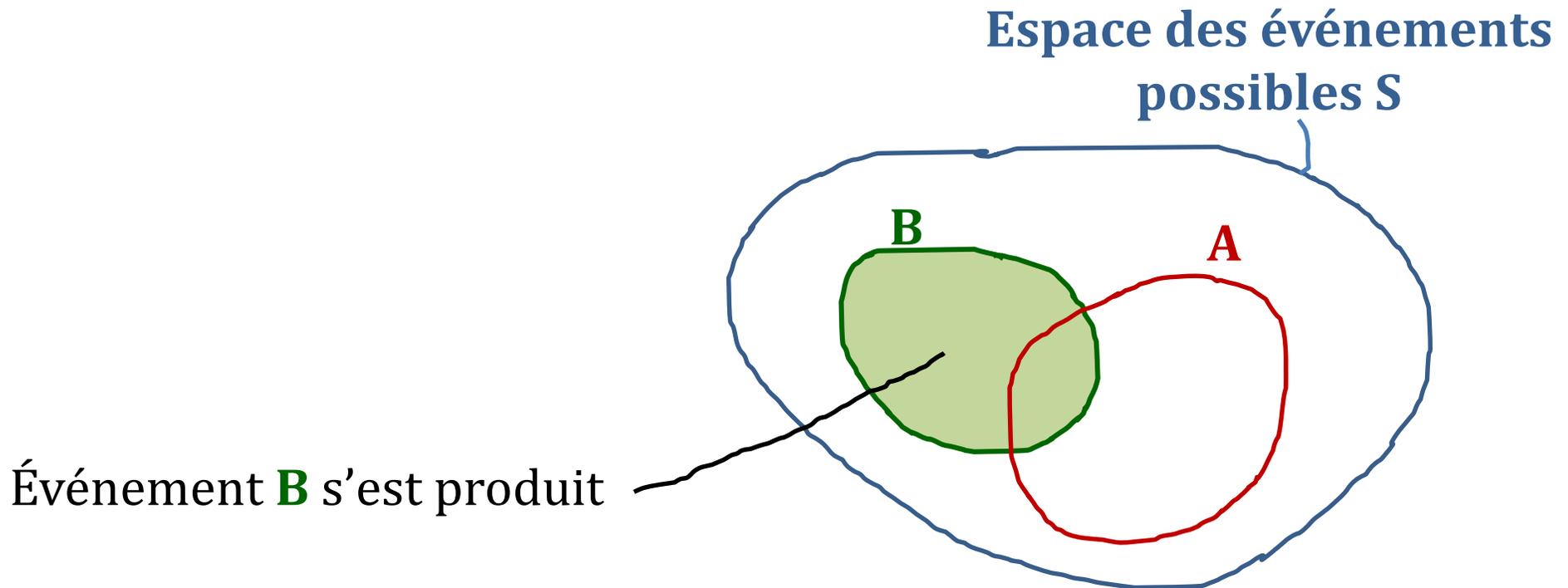


probabilité est proportionnelle à l'aire

Probabilités conditionnelles

- Pour décrire la probabilité que l'événement **A** se produise, si l'événement **B** s'est déjà produit.

$$P(A/B)$$

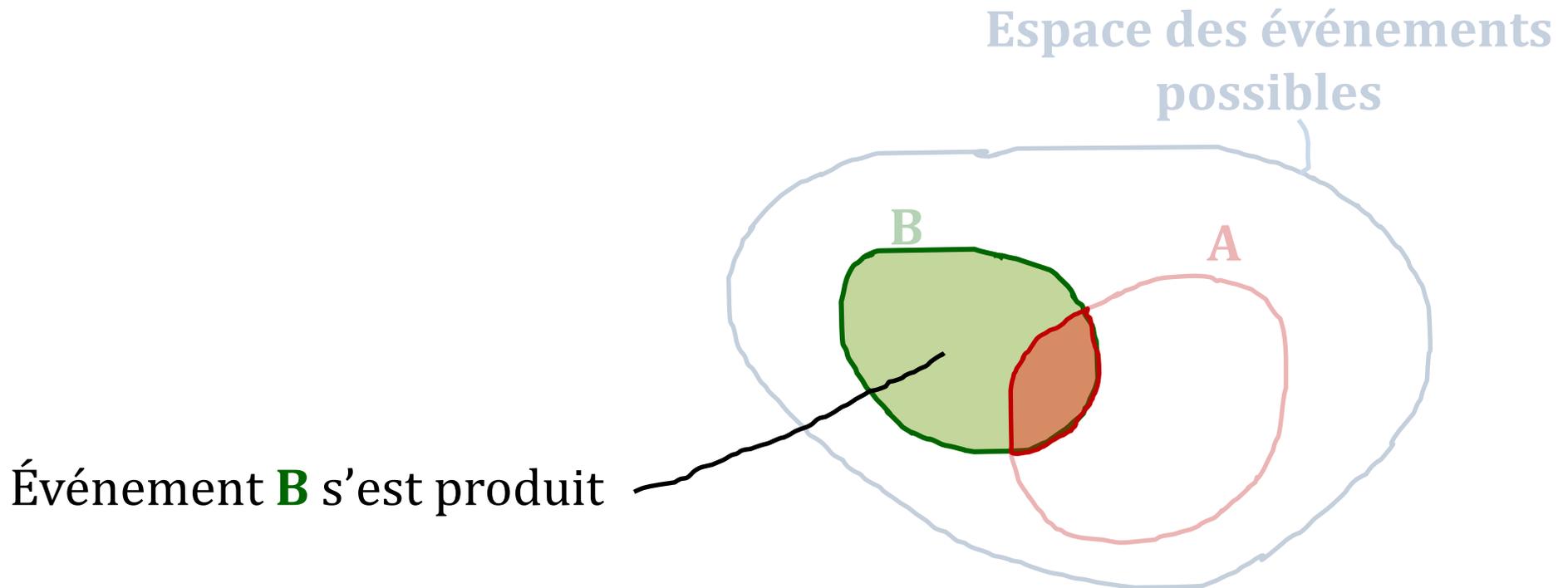


probabilité est proportionnelle à l'aire

Probabilités conditionnelles

- Pour décrire la probabilité que l'événement **A** se produise, si l'événement **B** s'est déjà produit.

$$P(A/B)$$

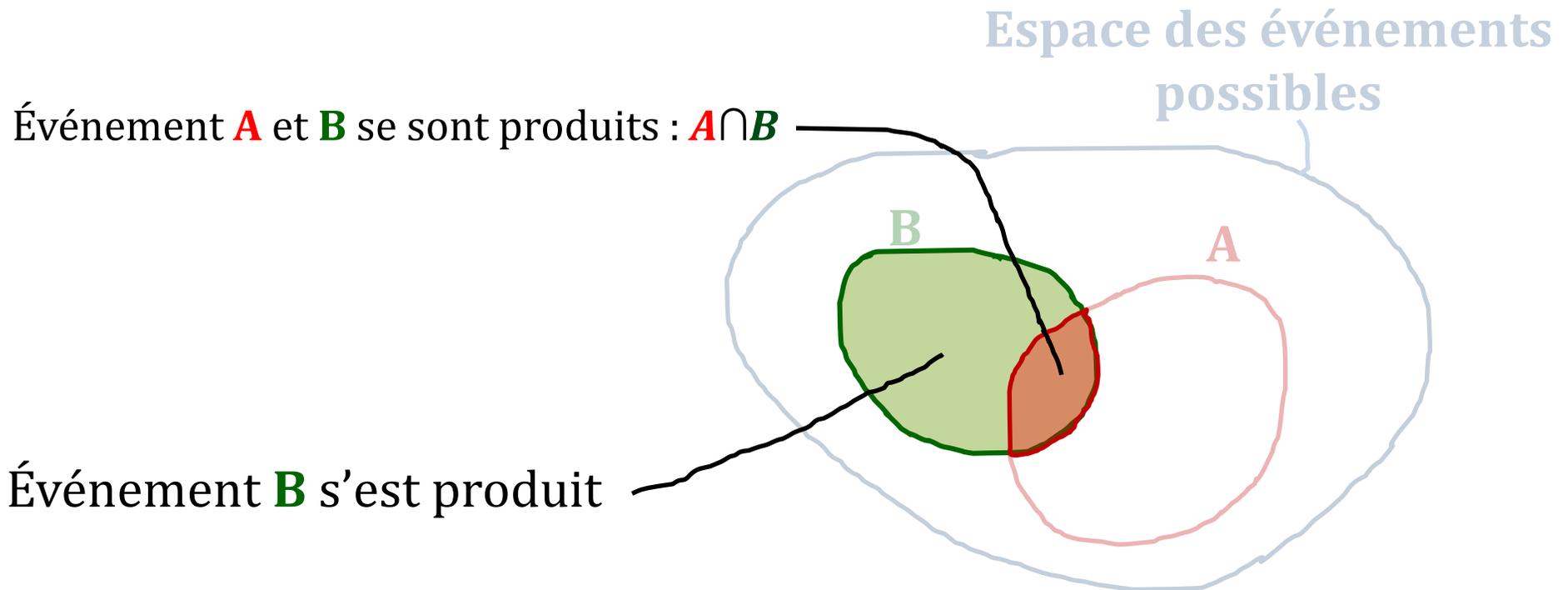


probabilité est proportionnelle à l'aire

Probabilités conditionnelles

- Pour décrire la probabilité que l'événement **A** se produise, si l'événement **B** s'est déjà produit.

$$P(A/B)$$



probabilité est proportionnelle à l'aire

Probabilités conditionnelles

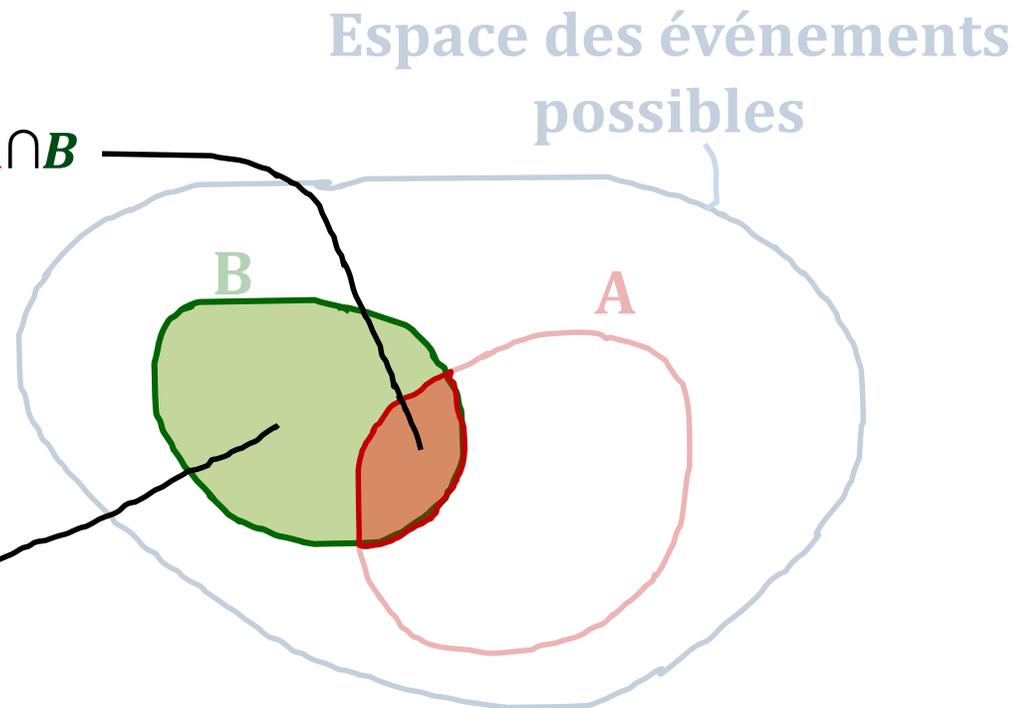
- Pour décrire la probabilité que l'événement **A** se produise, si l'événement **B** s'est déjà produit.

$$P(A/B)$$

Événement **A** et **B** se sont produits : $A \cap B$

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = \frac{P(A, B)}{P(B)}$$

Événement **B** s'est produit



probabilité est proportionnelle à l'aire

Probabilités jointes/conditionnelles

Probabilité conditionnelle $P(A|B)$ = $\frac{P(A, B)}{P(B)}$ Probabilité jointe

$$P(A, B) = P(A|B) P(B)$$

probabilité d'avoir A et B

probabilité d'avoir B

probabilité d'avoir A, si B est déjà arrivé

Probabilités jointes/conditionnelles

Probabilité conditionnelle $P(A|B)$ = $\frac{P(A, B)}{P(B)}$ Probabilité jointe

Aussi : $P(A, B) = P(B, A)$

probabilité d'avoir A et B $P(A, B)$ = $\underbrace{P(A|B)}_{\substack{\text{probabilité} \\ \text{d'avoir A, si B} \\ \text{est déjà arrivé}}} \underbrace{P(B)}_{\substack{\text{probabilité} \\ \text{d'avoir B}}}$ = $\underbrace{P(B|A)}_{\substack{\text{probabilité} \\ \text{d'avoir B, si A} \\ \text{est déjà arrivé}}} \underbrace{P(A)}_{\substack{\text{probabilité} \\ \text{d'avoir A}}}$

Théorème probabilité totale

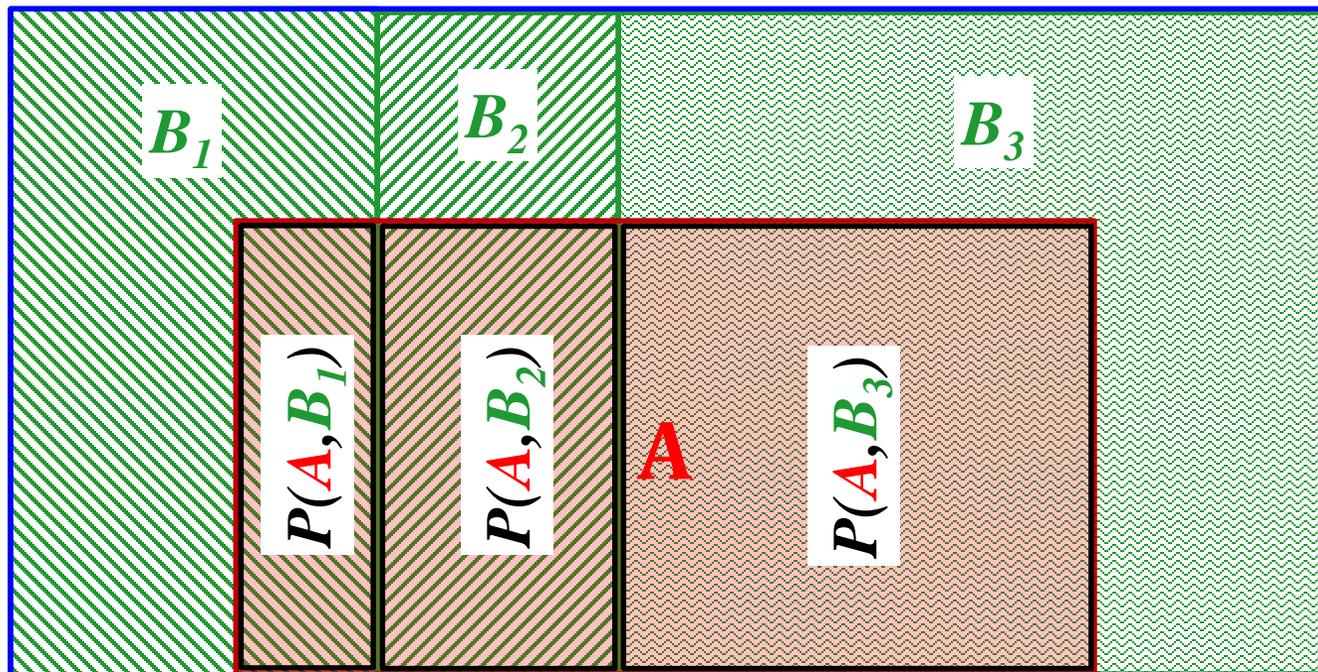
$$P(A) = \sum_n P(A, B_n) = \sum_n P(A | B_n) P(B_n)$$

Théorème probabilité totale

$$P(A) = \sum_n P(A, B_n) = \sum_n P(A | B_n) P(B_n)$$

exemple $B \in \{B_1, B_2, B_3\}$

$$P(A) = P(A, B_1) + P(A, B_2) + P(A, B_3)$$



Ensemble de
tous les
événements

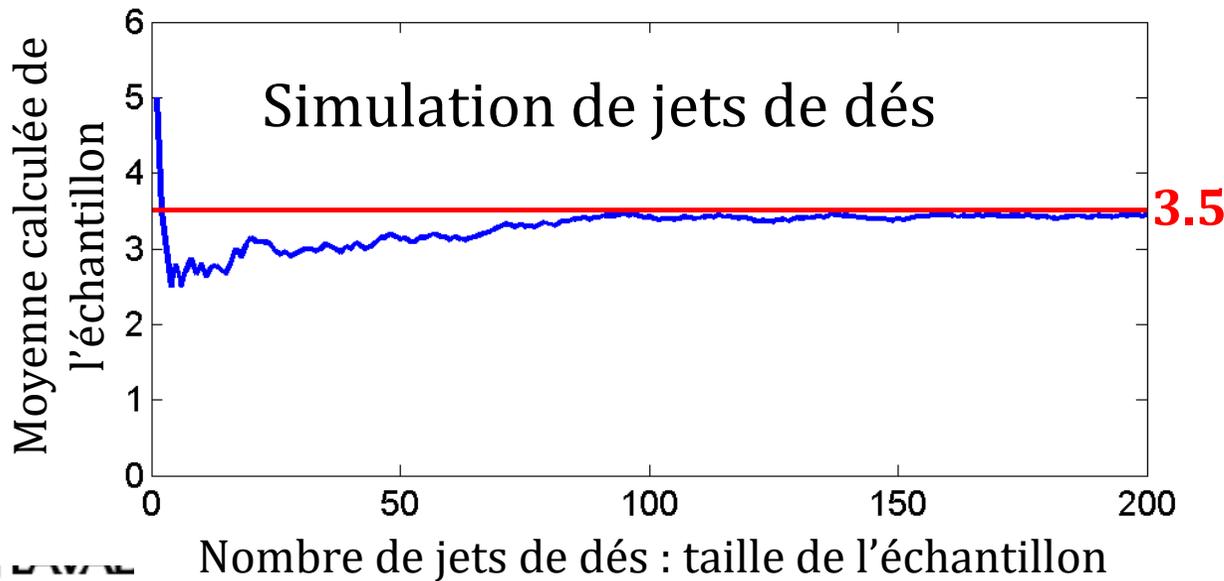
Espérance $E[]$ (valeur moyenne)

- La valeur moyenne d'une variable aléatoire...

$$E[X] = \sum xP(x) \quad \text{pour le cas discret}$$

- Pour l'exemple du dé :

$$E[X] = \frac{1}{6}1 + \frac{1}{6}2 + \frac{1}{6}3 + \frac{1}{6}4 + \frac{1}{6}5 + \frac{1}{6}6 = \frac{21}{6} = 3.5$$



Loi des grands nombres : les caractéristiques statistiques d'un échantillon se rapproche des caractéristiques statistiques de la population à mesure que la taille de l'échantillon augmente

Espérance $E[]$ (valeur moyenne)

- La valeur moyenne d'une variable aléatoire...

$$E[X] = \int xp(x)dx \text{ pour le cas continu}$$

- Pour une gaussienne $E[g(x)] = \mu$

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Variance Var()

- Mesure « l'étendue » d'une distribution

$$\text{Var}(X) = E[(X - \mu)^2] = \sigma_X^2$$

(σ_X est l'écart-type, donc la racine carrée de la variance)

$$\text{Var}(X) = \sum_x P(x)(x - \mu)^2 \quad \text{pour le cas discret}$$

$$\text{Var}(X) = \int p(x)(x - \mu)^2 dx \quad \text{pour le cas continu}$$

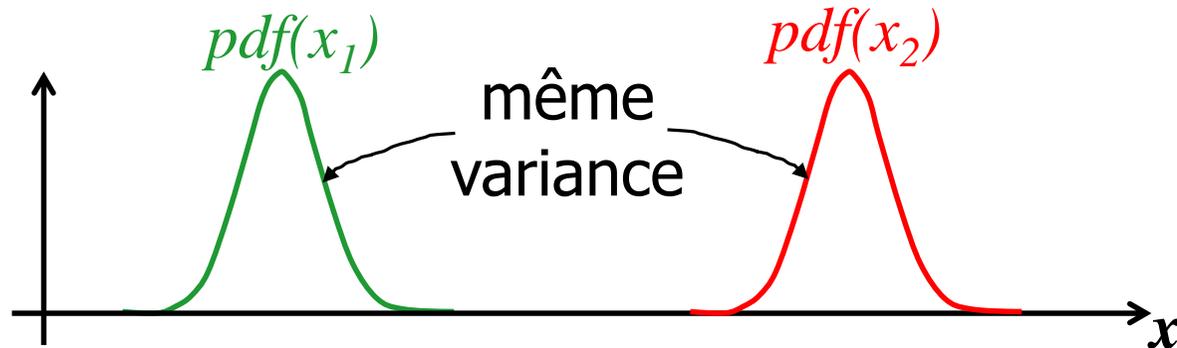
Variance d'une gaussienne est σ^2

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Propriétés de la variance

- Une constante ne joue pas dans la variance

$$\text{Var}(aX + b) = \text{Var}(aX) = a^2 \text{Var}(X)$$



- Somme de deux variables aléatoires X et Y

$$\text{Var}(aX + bY) = a^2 \text{Var}(X) + b^2 \text{Var}(Y) + 2ab \underbrace{\text{Cov}(X, Y)}$$

égale à 0 si X, Y sont indépendantes

Modèle de capteurs probabiliste

Modéliser un capteur : déterministe

- Modèle déterministe

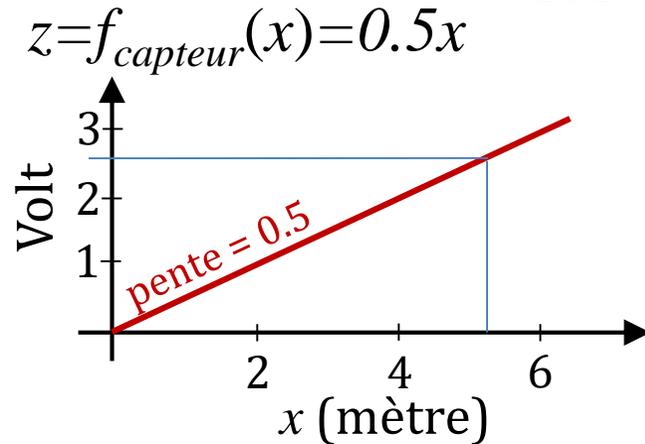
- pas de bruits

$$z = f_{\text{capteur}}(x)$$

- Si le système (x) ne change pas, z reste constant entre les mesures

Exemple : télémètre laser

Cas : capteur déterministe sans bruit



Pourquoi des Volts? Pour bien montrer que je n'ai pas besoin d'avoir les mêmes unités pour x et z .

Prend des mesures

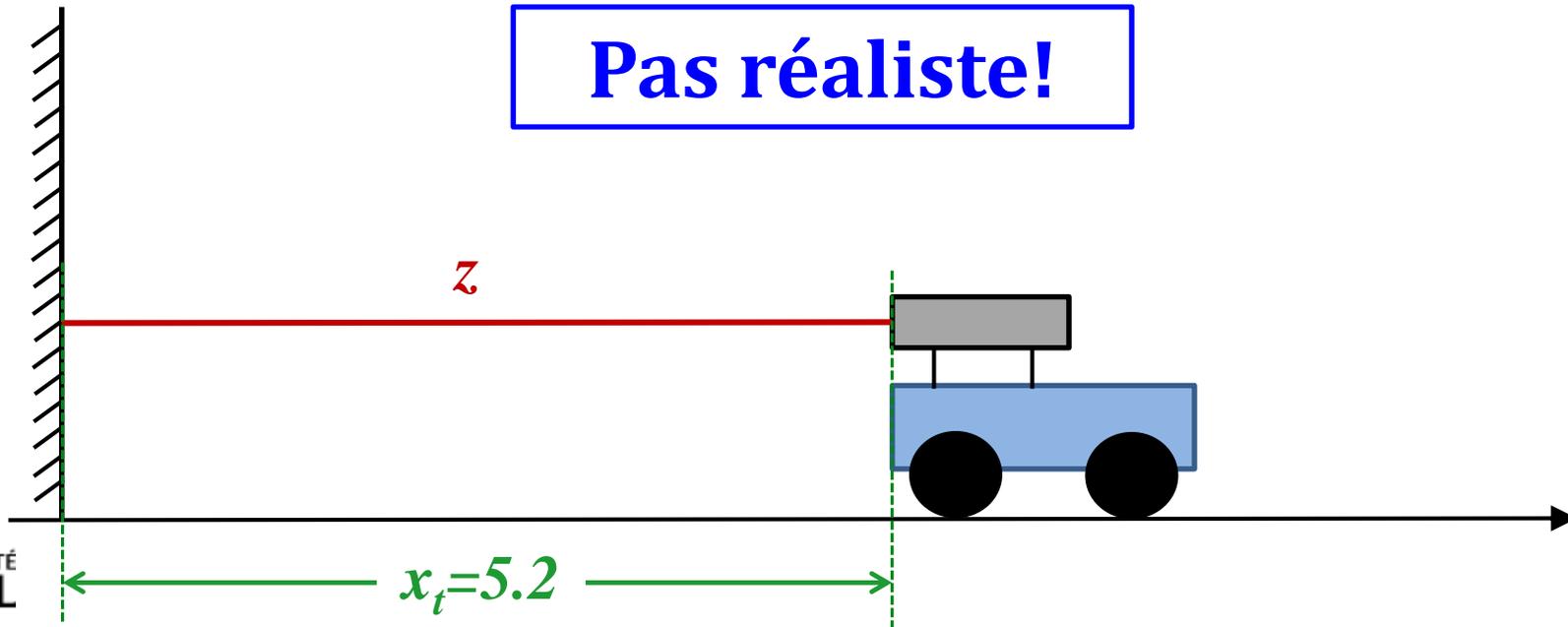
$$z_1 = 2.60 \text{ Volt}$$

$$z_2 = 2.60 \text{ Volt}$$

$$z_3 = 2.60 \text{ Volt}$$

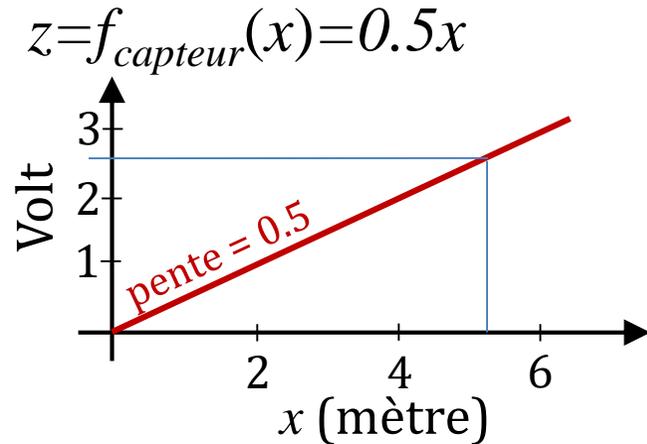
$$z_4 = 2.60 \text{ Volt}$$

Pas réaliste!



Exemple : télémètre laser

Cas : Réalité



**Résultats
partiellement
aléatoires!**
(mais proche de 2.60 V)

Prend des mesures

$$z_1 = 2.63 \text{ Volt}$$

$$z_2 = 2.45 \text{ Volt}$$

$$z_3 = 2.74 \text{ Volt}$$

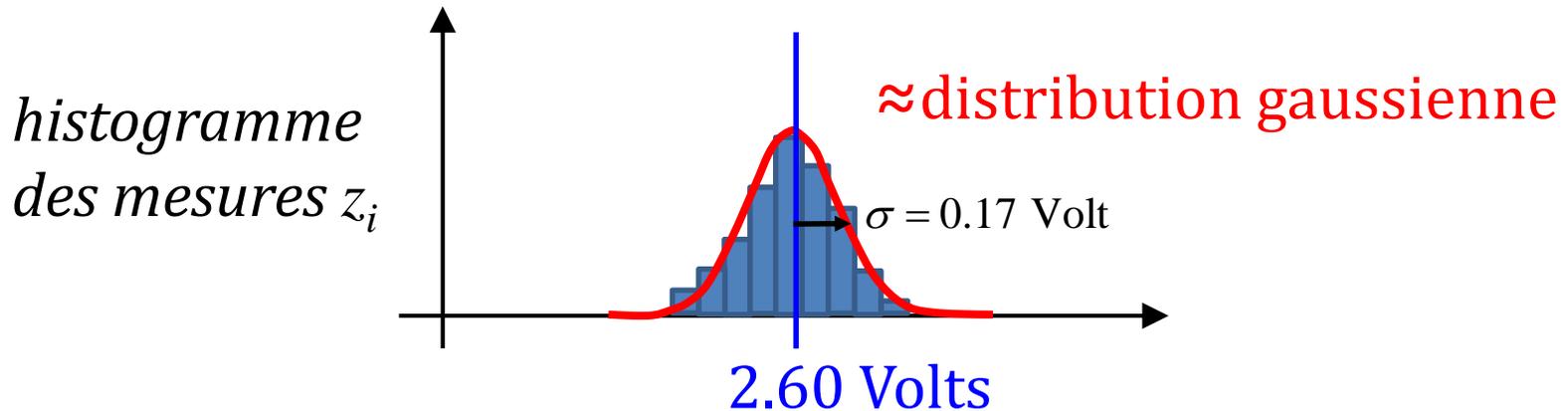
$$z_4 = 2.71 \text{ Volt}$$

$$z_5 = 2.58 \text{ Volt}$$



Exemple : télémètre laser

- Si on prend beaucoup de mesures z (1,000+ mesures)
- Distribution de z_i (fonction `hist` dans matlab)



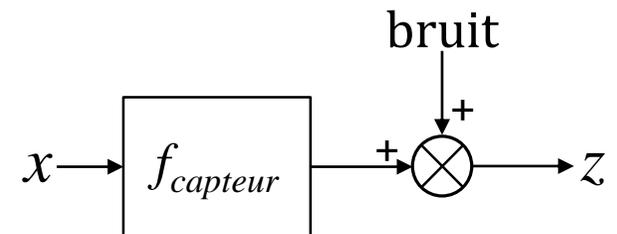
pige dans une distribution...

$$z \sim N(f_{\text{capteur}}(x), \sigma_{\text{capteur}}^2)$$

avec moyenne...

normale...

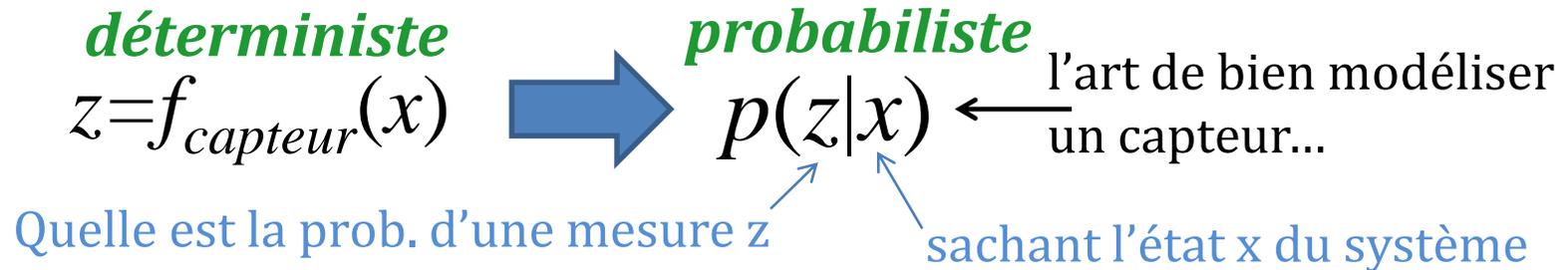
et variance



Modéliser un capteur : probabiliste

- Monde est rempli de bruits
 - interférence électromagnétique
 - vibrations
 - bruit de grenaille (shot noise)
 - bruit thermique
 - bruit en créneaux
 - bruit de quantification
 - etc...
- Modèle probabiliste : **capteur est une distribution**

réalité physique



Exemple précédent

$$z = 0.5x$$

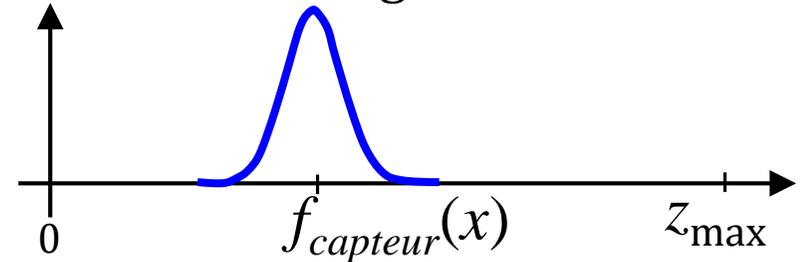
$$z \sim N(0.5x, 0.17^2)$$

Exemple de modélisation

- Soit un capteur qui :

A) 80% du temps retourne une mesure valide mais bruitée gauss. $\sigma=0.25$;

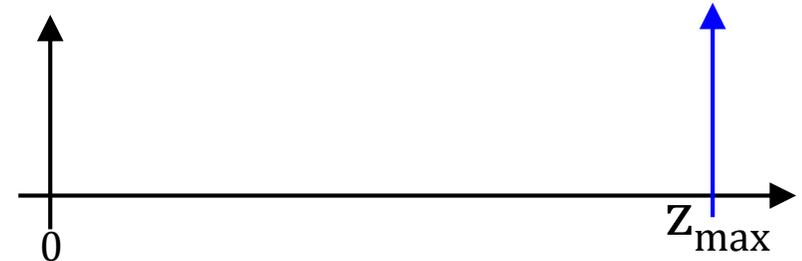
$$P_{valide}(z | x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z - f_{capteur}(x))^2}{2\sigma^2}}$$



B) 15% du temps manque la cible et retourne la valeur maximale z_{max} ;

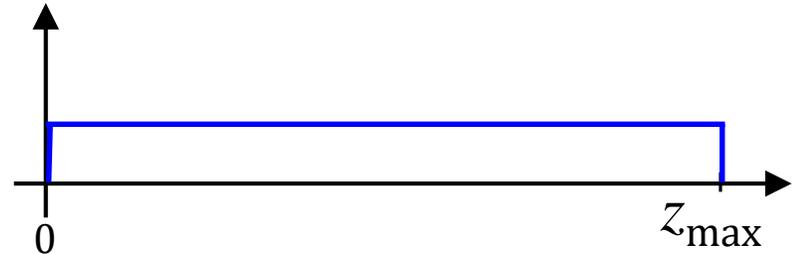
$$P_{manque}(z | x) = \delta(z - z_{max})$$

$$\delta(x) = \begin{cases} +\infty, & x = 0 \\ 0, & x \neq 0 \end{cases} \quad \int_{-\infty}^{\infty} \delta(x) dx = 1$$



C) 5 % du temps donne une valeur complètement aberrante, entre 0 et z_{max} ;

$$P_{aberr}(z | x) = \frac{1}{z_{max}}$$

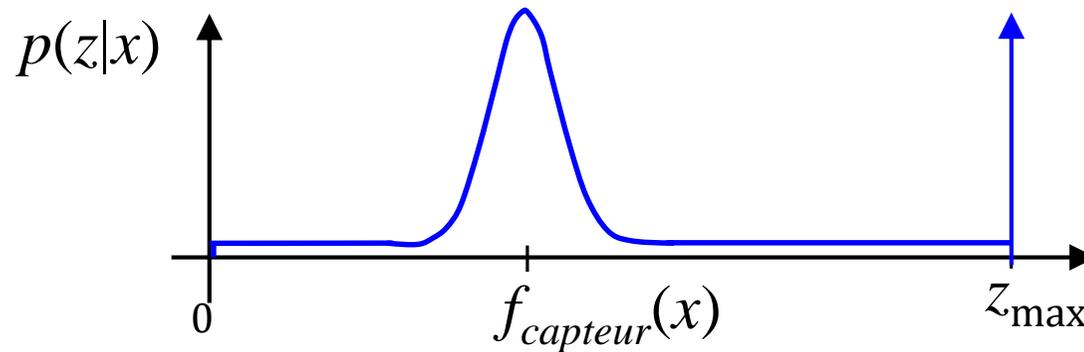


$\delta()$: voir http://en.wikipedia.org/wiki/Dirac_delta_function

Exemple de modélisation

- Notre capteur au complet :

$$p(z | x) = 0.80 p_{valide}(z | x) + 0.15 p_{manque}(z | x) + 0.05 p_{abber}(z | x)$$



- La distribution $p(z/x)$ encode les trois modes d'opération du capteur!
- Va nous permettre
 - simuler un capteur (très utile)
 - faire de l'inférence $z \rightarrow x$ (prochaine section...)