



UNIVERSITÉ
LAVAL

GLO-4001/7021

INTRODUCTION À LA ROBOTIQUE

MOBILE

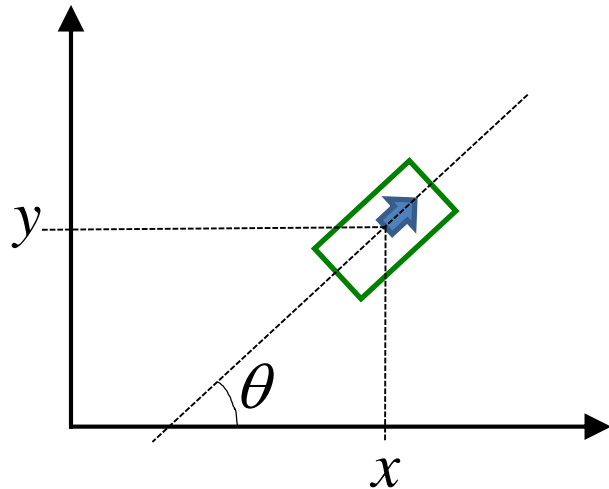
Modèle de déplacement

Navigation à l'aveugle

Modélisation des déplacements

Pose du robot

- Travailler dans un environnement plan



$$\text{pose : } x_t = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}$$

(aucun lien entre x_t et x)

Modèle de déplacement par vitesses

- Modélise le déplacement d'un robot par une combinaison de vitesses :
 - en translation V_t (unités de m/s)
 - angulaire ω_t (unités de rad/s, sens antihoraire)

$$u_t = \begin{bmatrix} V_t \\ \omega_t \end{bmatrix}$$

Commande u_t avec cond. différentielle

- Deux roues motorisées indépendantes
- Roues avancent avec vitesses V_g , V_d

$$u_t = \begin{bmatrix} V_t \\ \omega_t \end{bmatrix}$$

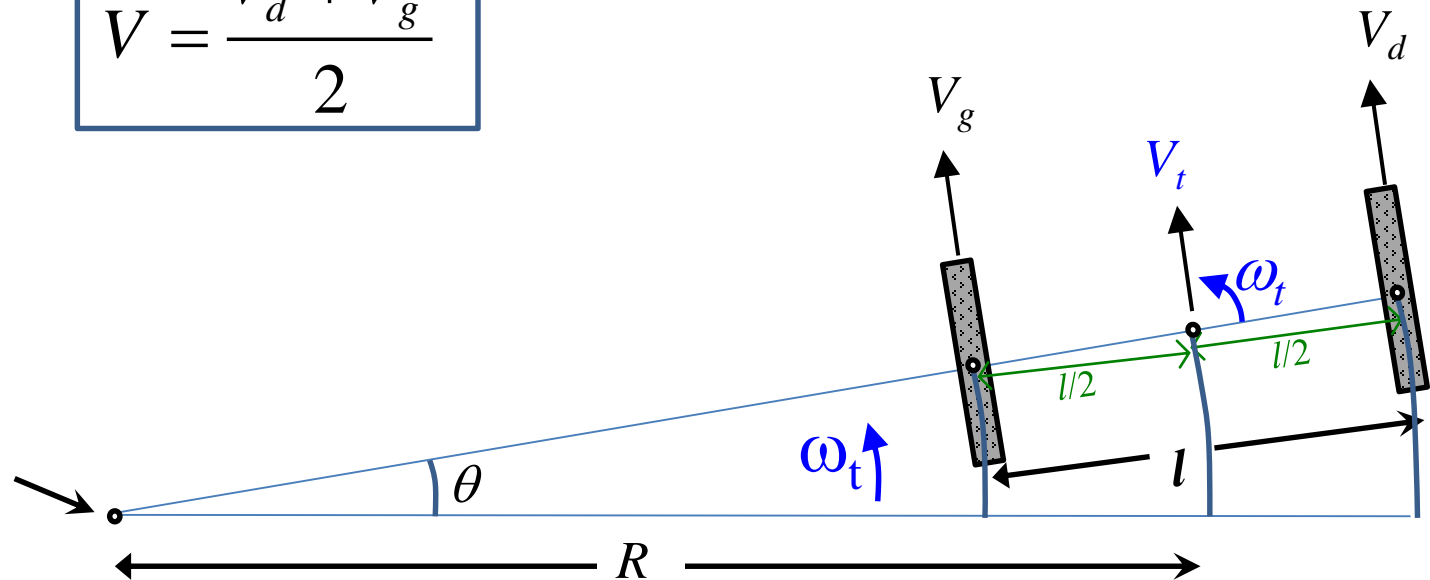
vitesse
angulaire

$$\omega = \frac{V_d - V_g}{l}$$

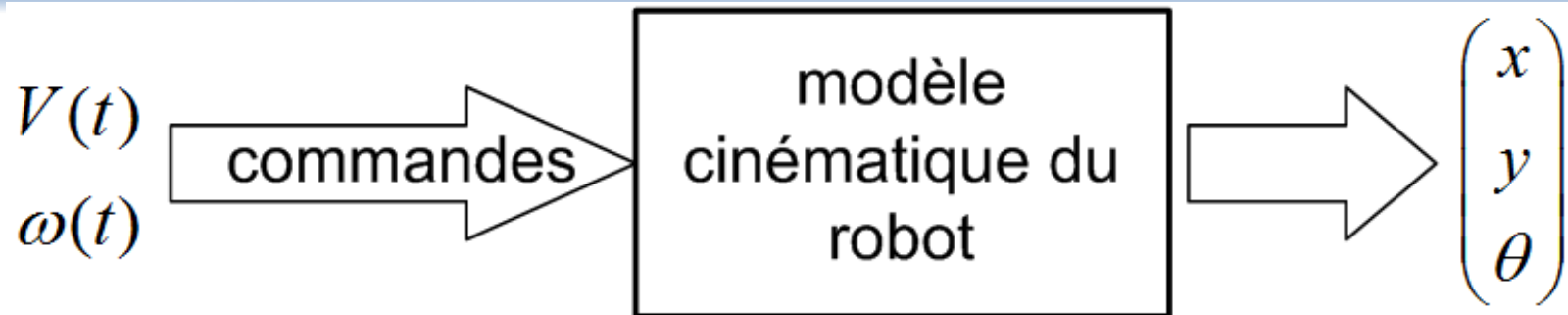
vitesse avant

$$V = \frac{V_d + V_g}{2}$$

Centre instantané de
rotation (ICC)



Déplacements, conduite différentielle



avec matlab

```
dt = 0.01;  
x(t) = x(t-1) + V(t) * cos(Theta(t-1)) * dt;  
  
y(t) = y(t-1) + V(t) * sin(Theta(t-1)) * dt;  
  
Theta(t) = Theta(t-1) + Omega(t) * dt;
```

$$x(t) = \int_0^t V(t) \cos(\theta(t)) dt$$

$$y(t) = \int_0^t V(t) \sin(\theta(t)) dt$$

$$\theta(t) = \int_0^t \omega(t) dt$$

estimé de la
position

Intégration d'ordre zéro

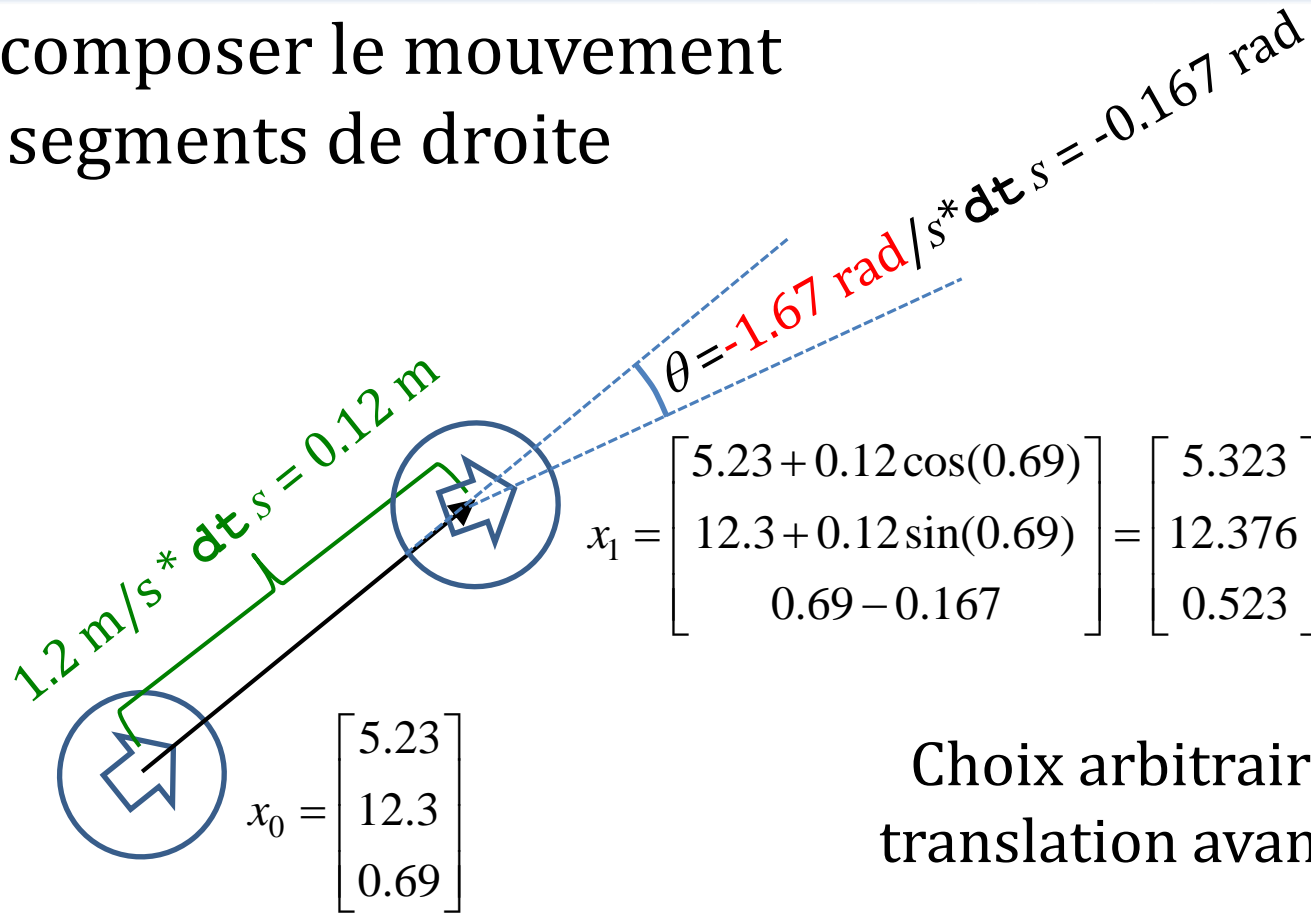
L'état suivant ne dépend pas des états t-2, t-3, etc...
(propriété de Markov, à venir)

Une commande = un pas

- Décomposer le mouvement en segments de droite

$$\text{pose } x = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}$$

$\Delta t = 0.1$ (secondes)



$$u_t = \begin{bmatrix} V_t \\ \omega_t \end{bmatrix}$$

Choix arbitraire de faire la translation avant la rotation.

Pour $\Delta t \rightarrow 0$, cela ne fera plus de différence.

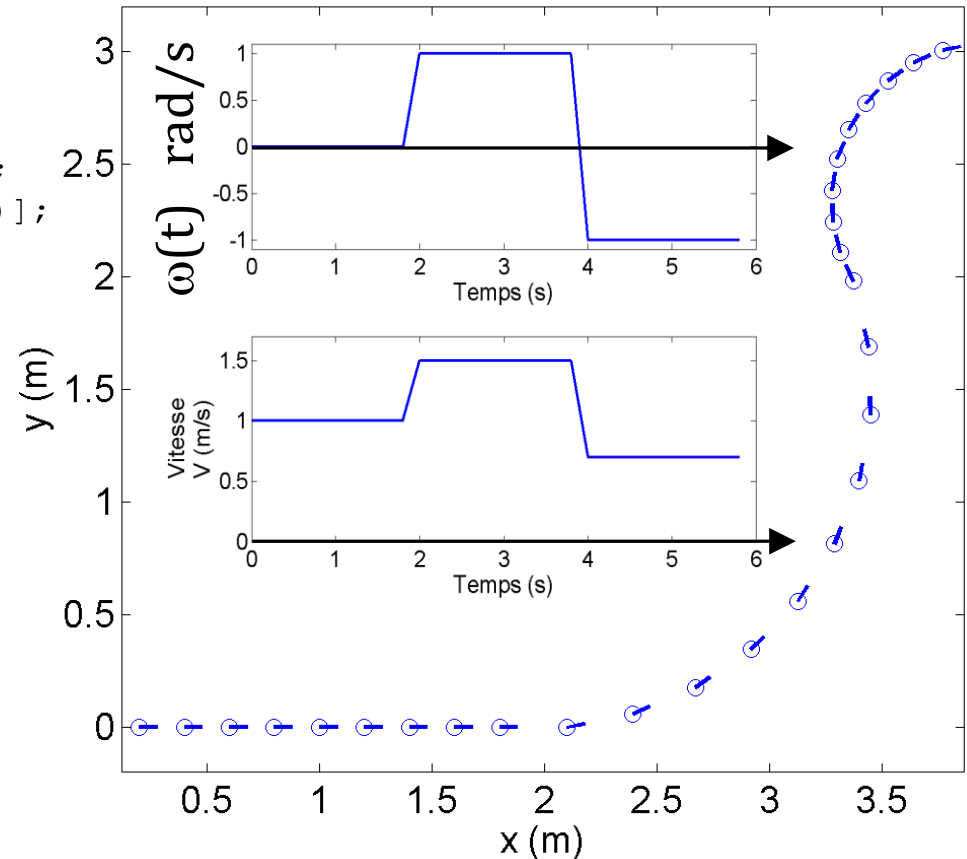
$$u_1 = \begin{bmatrix} 1.2 \text{ (m/s)} \\ -1.67 \text{ (rad/s)} \end{bmatrix}$$

Exemple avec *matlab*

```
dt = 0.2; % increment en temps
Omega = [zeros(1,10) 1*ones(1,10) -1*ones(1,10)];
V      = [ones(1,10) 1.5*ones(1,10) 0.7*ones(1,10)];
Time   = (0:(size(V,2)-1))*dt;

% Initialisation
Theta(1) = 0; x(1) = 0; y(1) = 0;

for t = 2:size(V,2)
    x(t) = x(t-1) + V(t)*cos(Theta(t-1))*dt;
    y(t) = y(t-1) + V(t)*sin(Theta(t-1))*dt;
    Theta(t) = Theta(t-1) + Omega(t)*dt;
end
```



exemple complet sur site web: [ExempleDiffDriveSansBruit.m](#)

Solution plus précise

- En considérant un déplacement en arc de cercle plutôt qu'une droite.

$$\begin{pmatrix} x_{t+1} \\ y_{t+1} \\ \theta_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{V}{\omega} \sin \theta_t + \frac{V}{\omega} \sin(\theta_t + \omega\Delta t) \\ \frac{V}{\omega} \cos \theta_t - \frac{V}{\omega} \cos(\theta_t + \omega\Delta t) \\ \omega\Delta t \end{pmatrix}$$

(évite le problème du moment de la rotation)

Tiré de Probabilistic Robotics, S. Thrun, W. Burgard, D. Fox, p. 127

Processus de Markov

- Pour simplifier les équations, on prétendra que l'état X du robot a la propriété de Markov

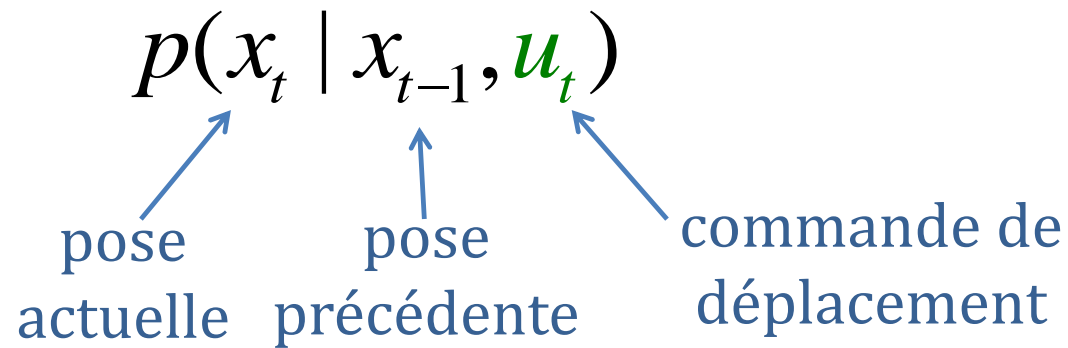
Processus stochastique, dont la prédiction du futur à partir du présent n'est pas rendue plus précise par des éléments d'information concernant le passé

Simplifie les probabilités :

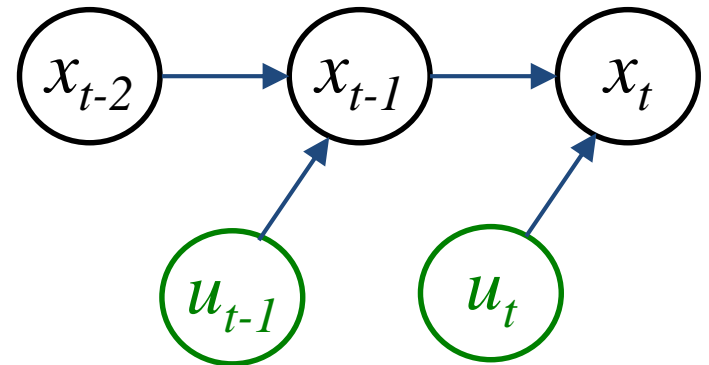
$$P(X_{t+1} | X_0, u_1, X_1, u_2, X_2, \dots, u_t, X_t) = P(X_{t+1} | u_t, X_t)$$

Déplacements probabilistes

- Parce que le monde n'est pas parfait...
- Pour modéliser une commande u_t probabiliste
 - bruits dans les actionneurs
 - perturbations extérieures



Modèle graphique



- Modèle **plus réaliste**

Bien identifier le modèle du bruit

- Préférable de **surestimer** le bruit dans le modèle que de le **sous-estimer**
- Pensez marge de sécurité!

viaduc de la Concorde



- $\sigma_{\text{modèle}} > \sigma_{\text{réel}}$: sous-estimer la précision
- $\sigma_{\text{modèle}} < \sigma_{\text{réel}}$: **perte de robustesse des algos**
(système inconsistant)

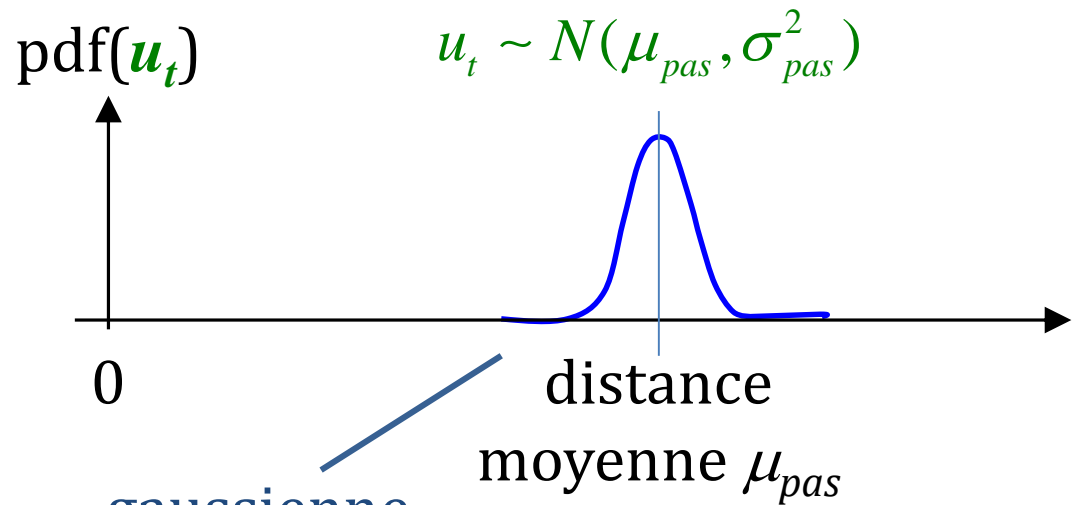


(peut-on penser à toutes les sources d'erreur d'un système?)

Modèle de déplacement 1D u_t

- Pour un robot 1 D

forme de la
distribution = ?



gaussienne

Faire un pas :

$$X_{t+1} = X_t + u_t$$

Somme de deux
variables aléatoires

gaussienne

Distribution d'une somme de variables aléatoire

- La distribution de probabilité de la somme de deux variables aléatoires indépendantes X_1 et X_2 est la **convolution** de leur distribution individuelle

$$X_3 = X_1 + X_2$$

$$p_{X_3}(x) = p_{X_1}(x) * p_{X_2}(x)$$

↑
symbole de la convolution

Convolution

2 fonctions
en entrée

1 fonction
en sortie

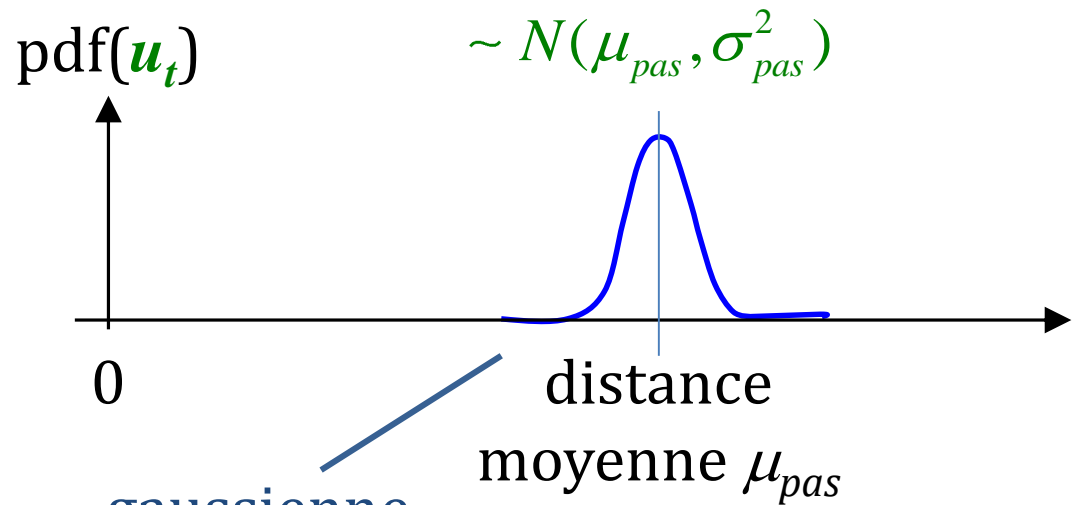
$$f(t) * g(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) g(t - \tau) d\tau$$

(à titre informatif)

Modèle du déplacement u_t

- Pour un robot 1 D

Gaussienne!



Faire un pas :

$$X_{t+1} = X_t + u_t$$

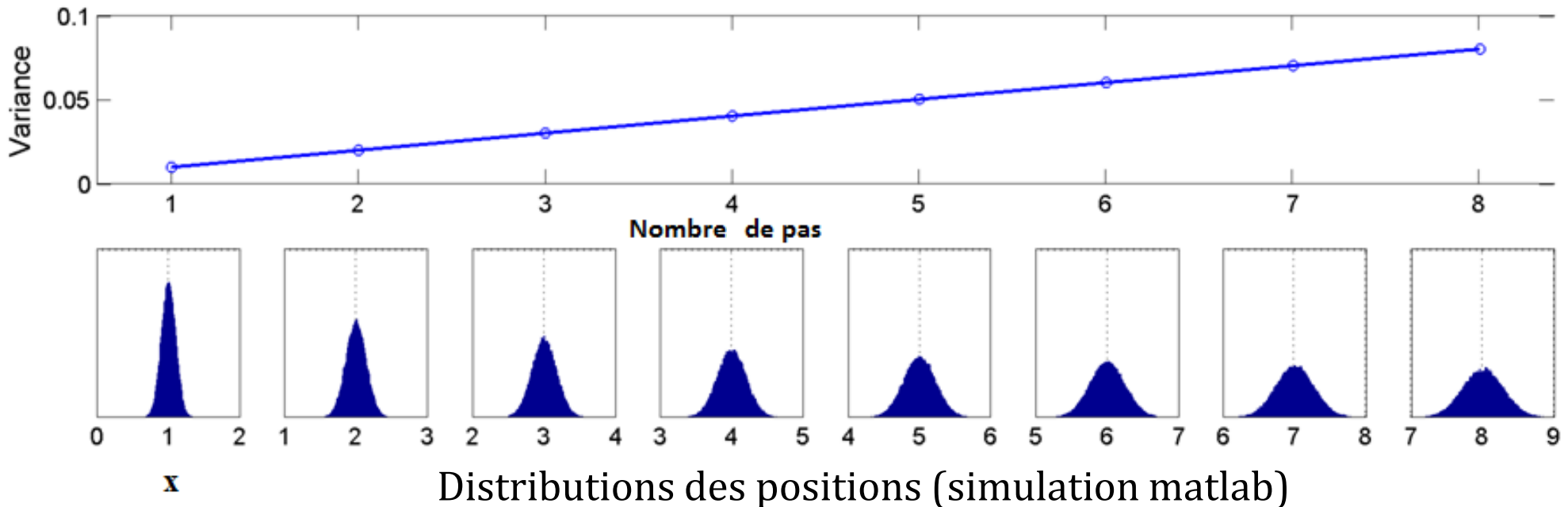
Somme de deux variables aléatoires

gaussienne

Augmentation de l'incertitude 1D

- 1 pas : $u_t \sim N(\mu_{pas}, \sigma_{pas}^2)$ ou $u_t = \mu_{pas} + \varepsilon_{pas}$, $\varepsilon_{pas} \sim N(0, \sigma_{pas}^2)$
mettre en évidence
bruit sans biais
- Variance** de la position véritable en fonction du nombre de pas a :

$$\text{Var}\{X + Y\} = \text{Var}\{X\} + \text{Var}\{Y\} + \cancel{\text{Cov}\{X, Y\}} \quad \sigma_x^2 = a \sigma_{pas}^2$$

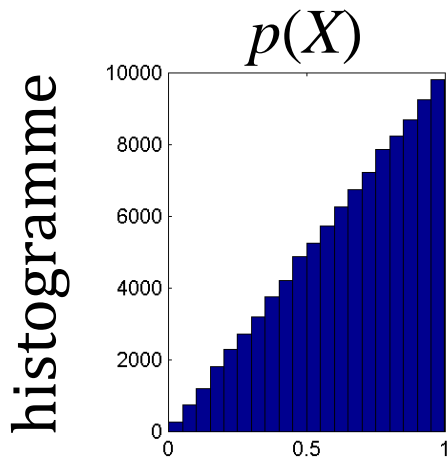


Distributions des positions (simulation matlab)

Erreur gaussienne? Vraiment?

- Si $p(u_t)$ n'est pas une distribution gaussienne?
- Théorème central limite :
 - « toute somme de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (iid) tend vers une variable aléatoire gaussienne » source : wikipédia

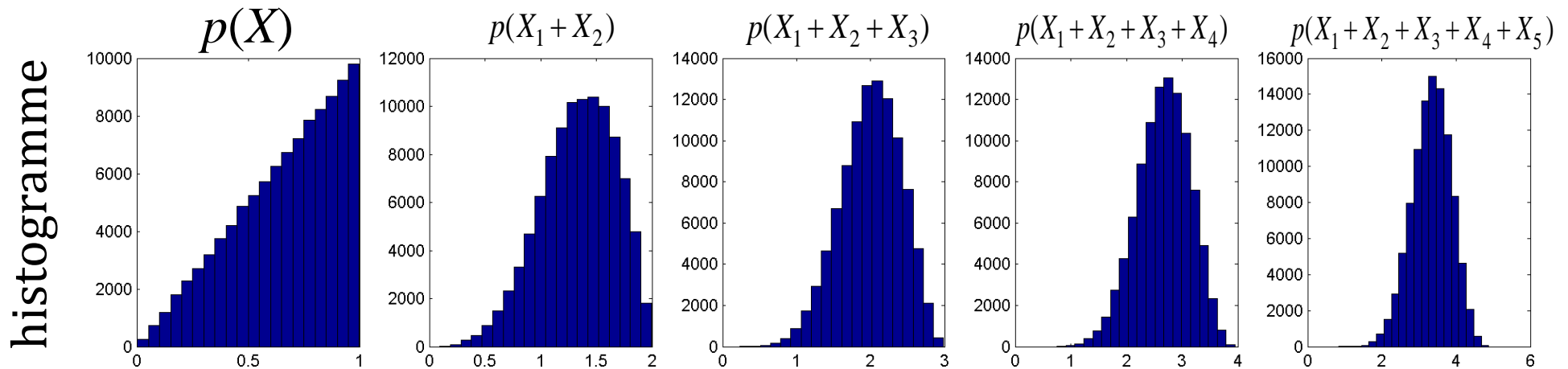
$X = \sqrt{\text{rand}}$, avec rand étant distribution uniforme entre 0 et 1



Erreur gaussienne? Vraiment?

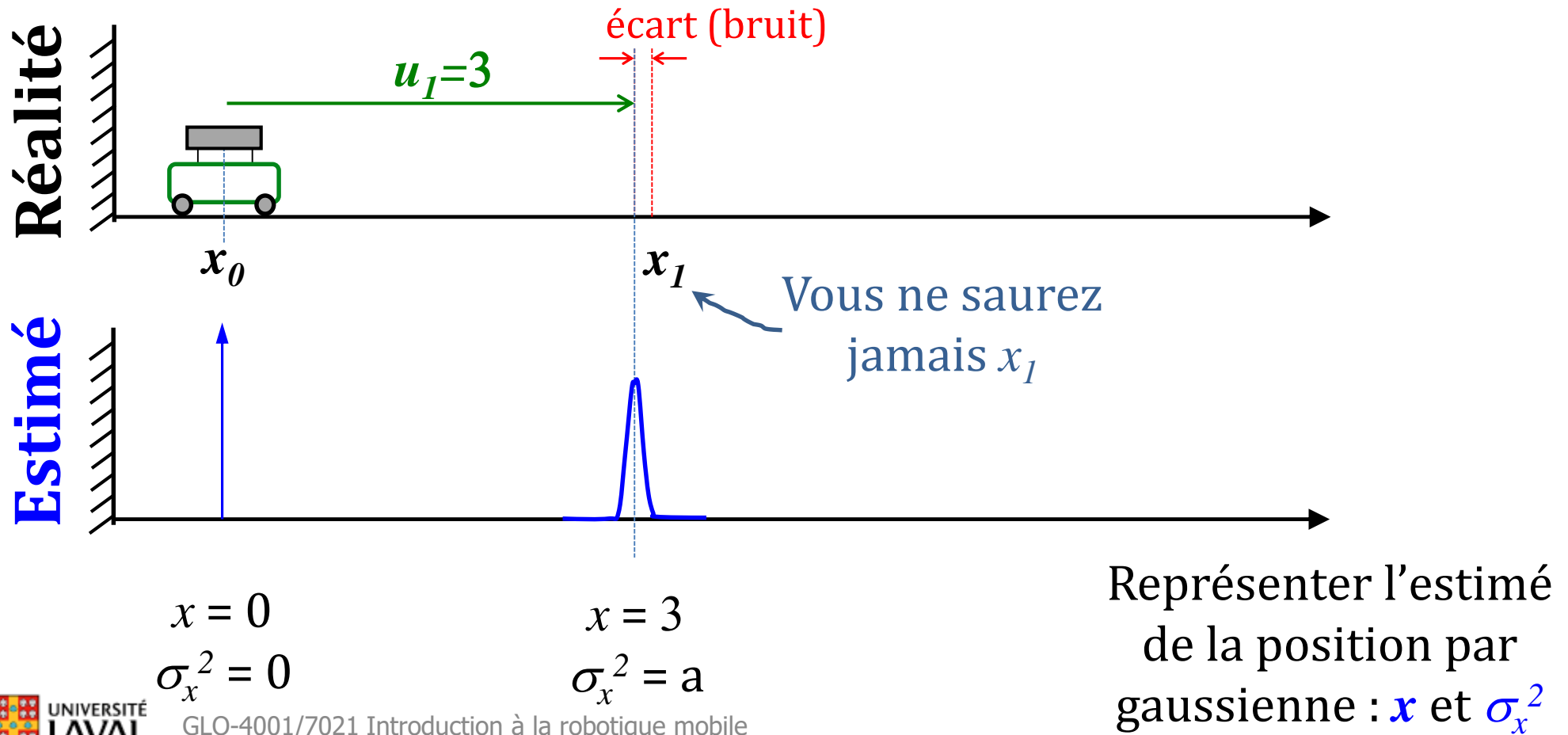
- Si $p(u_t)$ n'est pas une distribution gaussienne?
- Théorème central limite :
 - « toute somme de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (iid) tend vers une variable aléatoire gaussienne » source : wikipédia

$X = \sqrt{\text{rand}}$, avec rand étant distribution uniforme entre 0 et 1



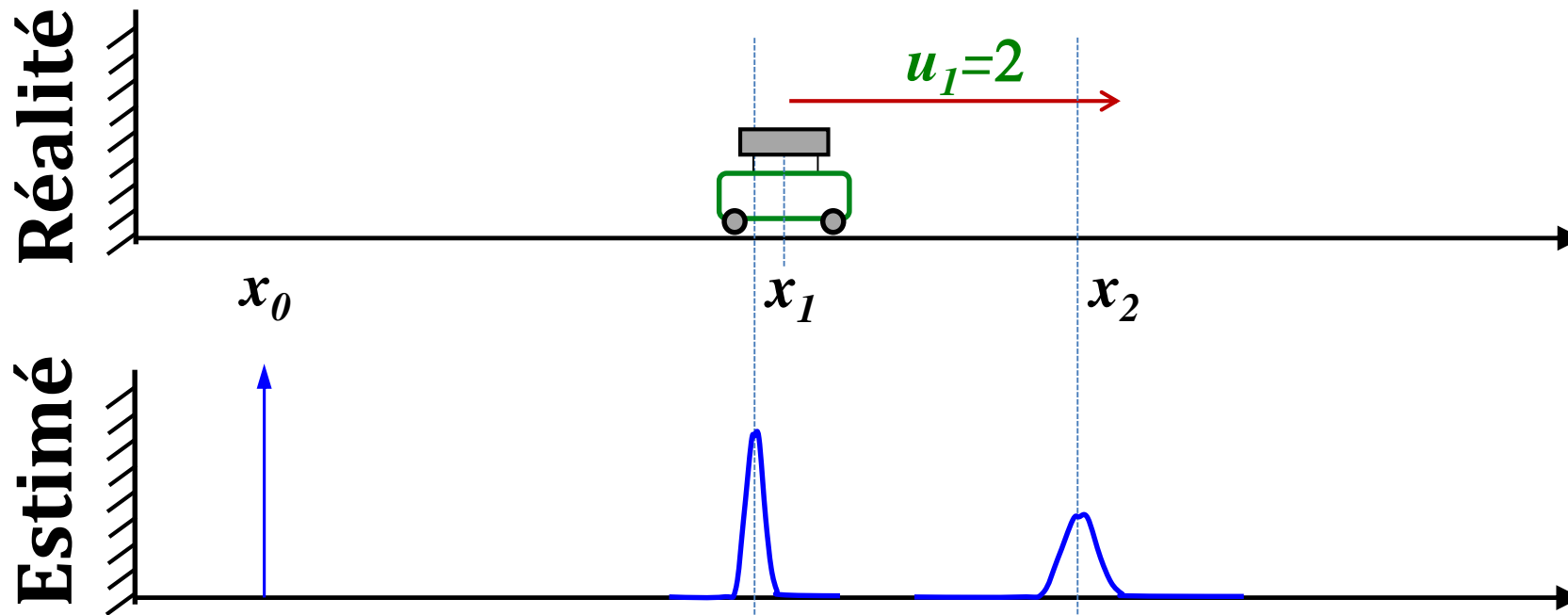
Exemple en 1 D

- Position de départ parfaitement connue : $\sigma_x = 0$
- Variance de déplacement est a .



Exemple en 1 D

- Position de départ parfaitement connue : $\sigma_x = 0$
- Variance de déplacement est a .



$$x = 0$$
$$\sigma_x^2 = 0$$

$$x = 3$$
$$\sigma_x^2 = a$$

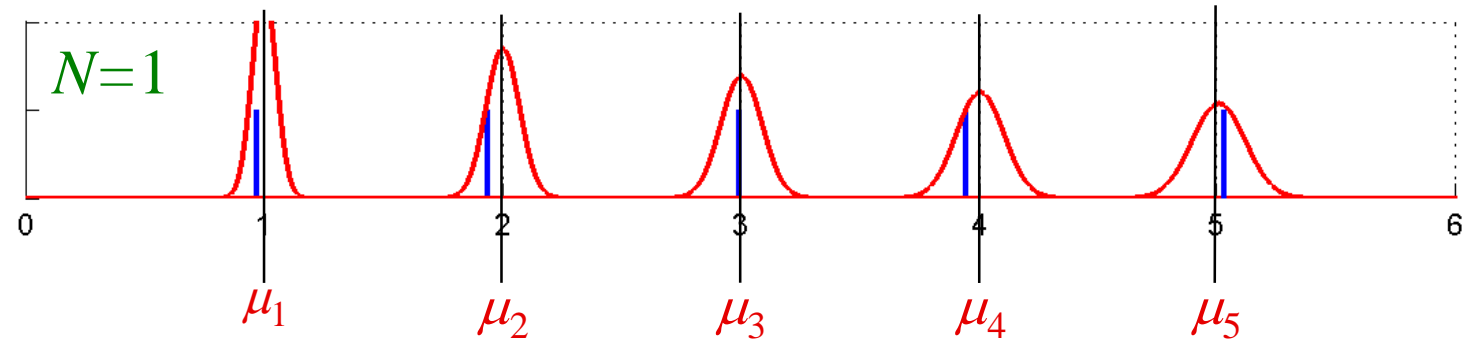
$$x = 5$$
$$\sigma_x^2 = 2a$$

Représenter l'estimé
de la position par
gaussienne : x et σ_x^2

Exemples répétés de déplacements

En bleu :
simulation

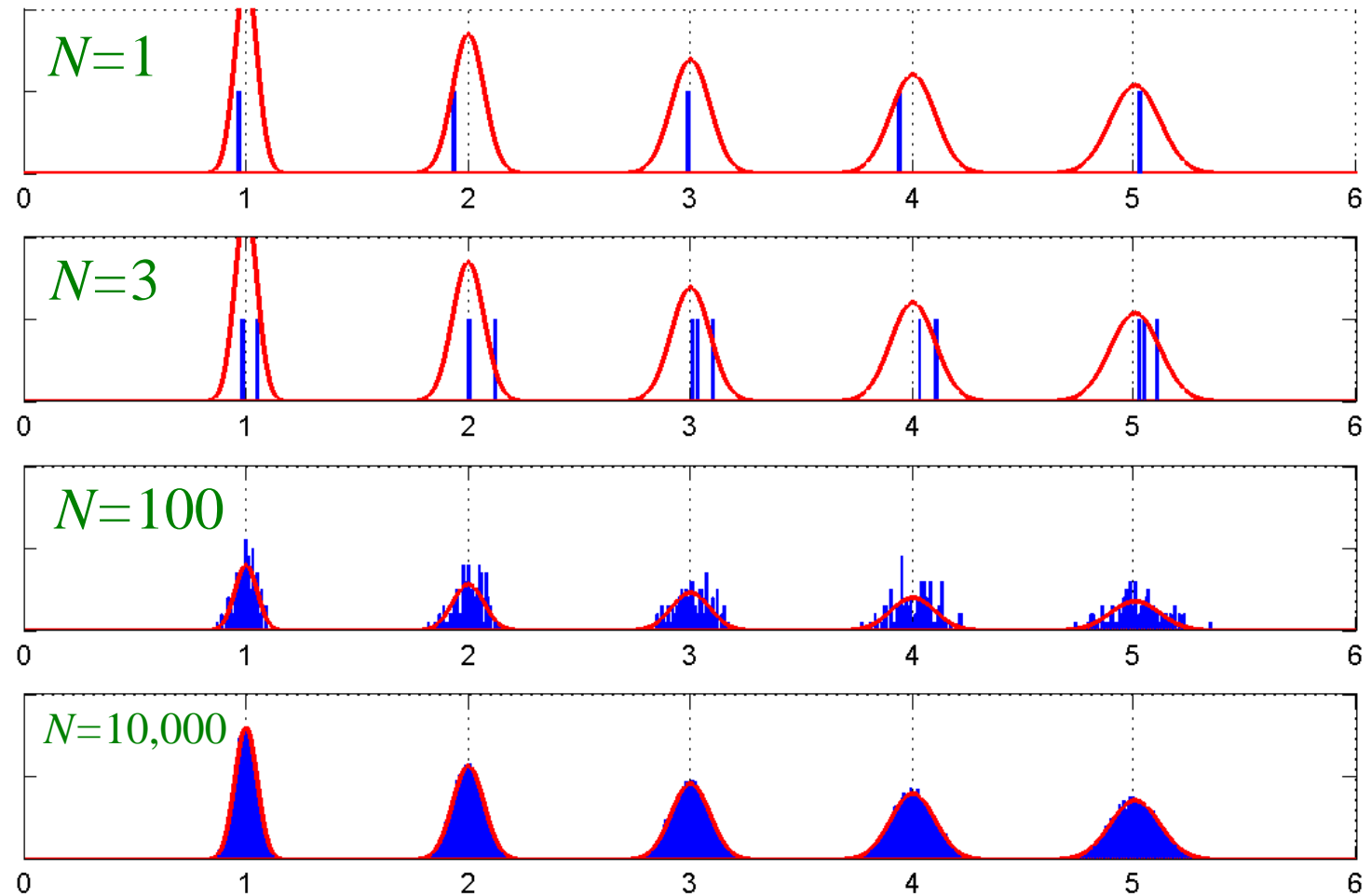
Nombre de simulations N



positions que vous estimez vous situer

Exemples répétés de déplacements

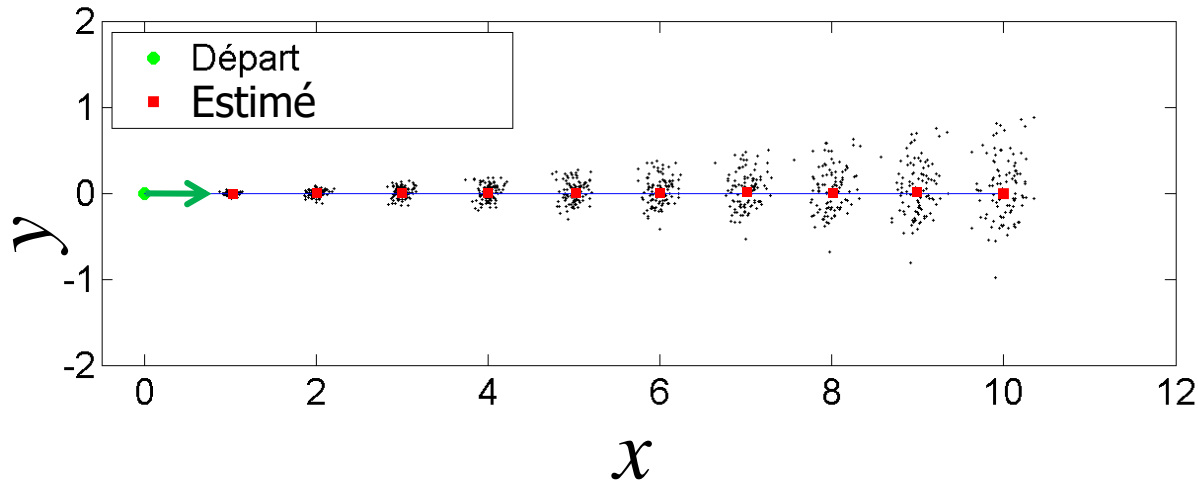
Nombre de simulations N



**loi des
grands
nombres :**
*plus N est
grand, on se
rapproche de
la distribution
réelle*

Exemple en 2 D, conduite différentielle

- Rayons $r_g = r_d$ et terrain accidenté



Vitesse
angulaire

$$\omega = 0 + \varepsilon_\omega, \quad \varepsilon_\omega \sim N(0, \mathbf{0.02}^2)$$

Vitesse
linéaire

$$V = 1 + \varepsilon_V, \quad \varepsilon_V \sim N(0, \mathbf{0.05}^2)$$

**Erreur sur estimé s'accumule
en fonction du temps/distance**

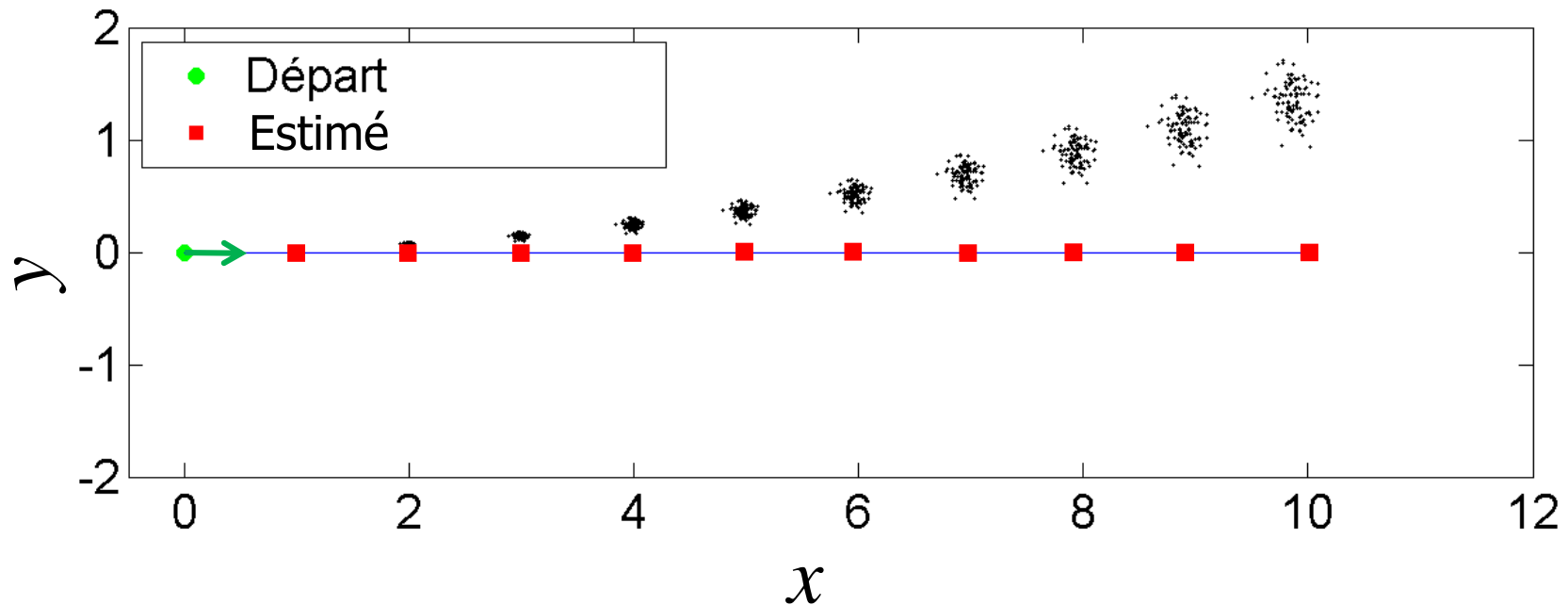
Navigation aveugle : conduite différentielle

- Rayons $r_d > r_g$

$$\omega \sim N(\mu_\omega, \sigma_\omega^2)$$

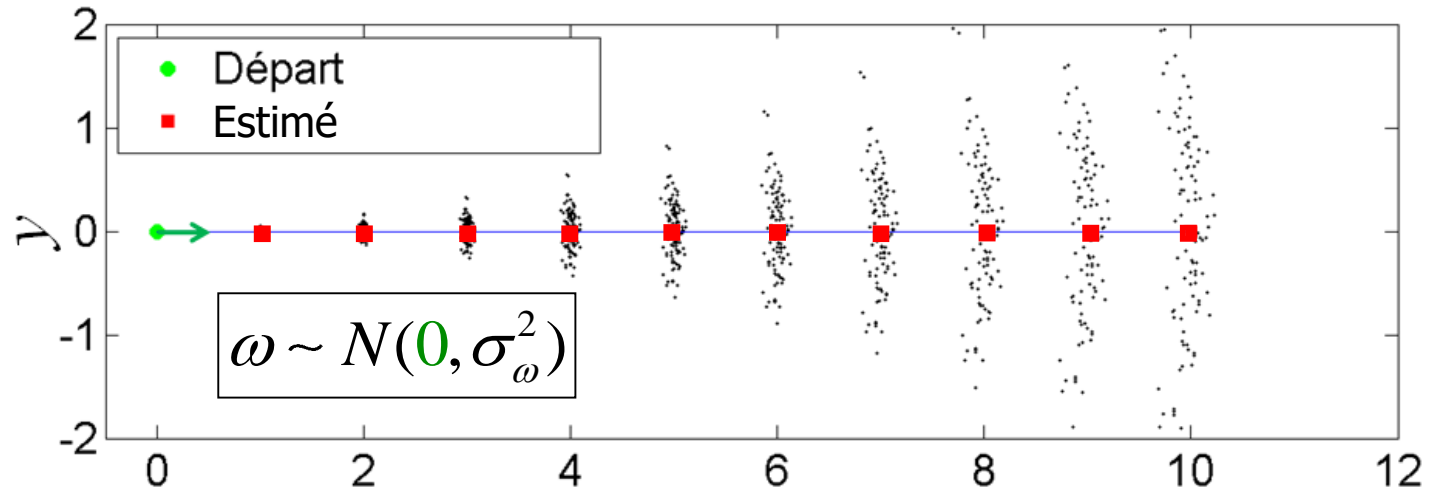
$$V \sim N(\mu_V, \sigma_V^2)$$

erreur biaisée

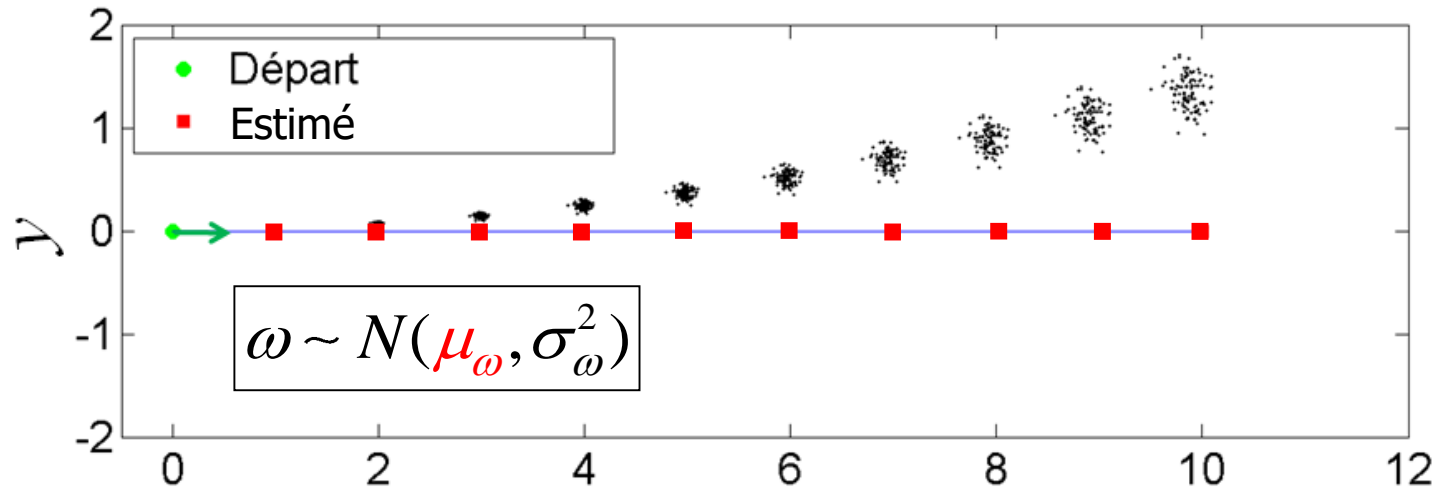


Trajectoire si biais dans l'angle

En « moyenne »,
l'estimé suit la
trajectoire



... mais pas s'il y a
un **biais**...



Bruit sur déplacement u_t toujours fixe?

- Dépendre du type de surface



tapis



céramique



pelouse

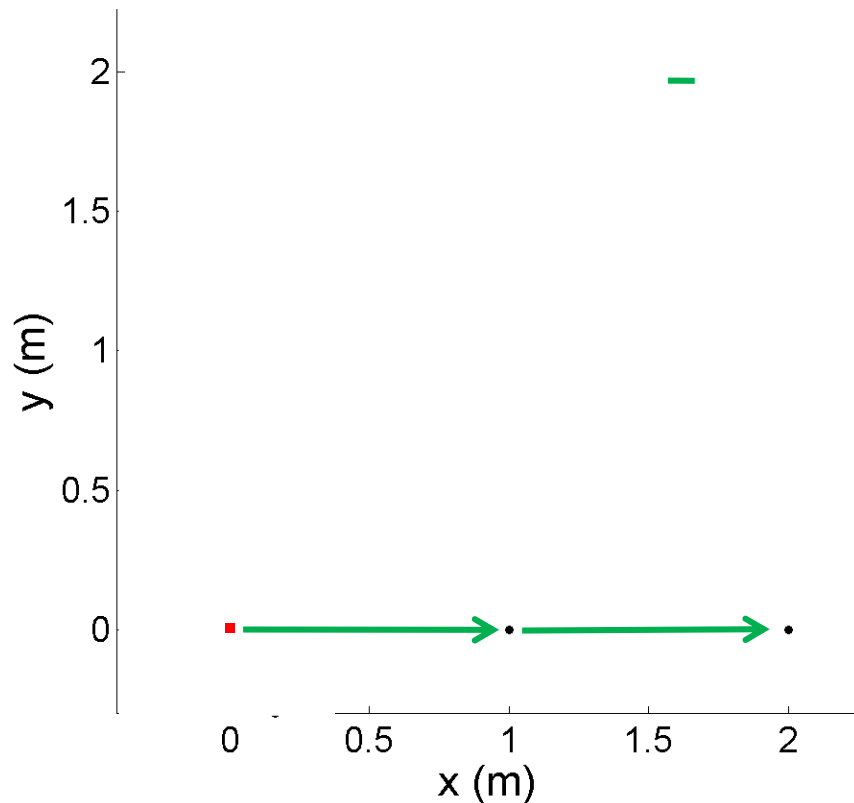


gravier

- État du robot
 - voltage batteries
 - pression des pneus

Exemple en 2 D, erreur commandes

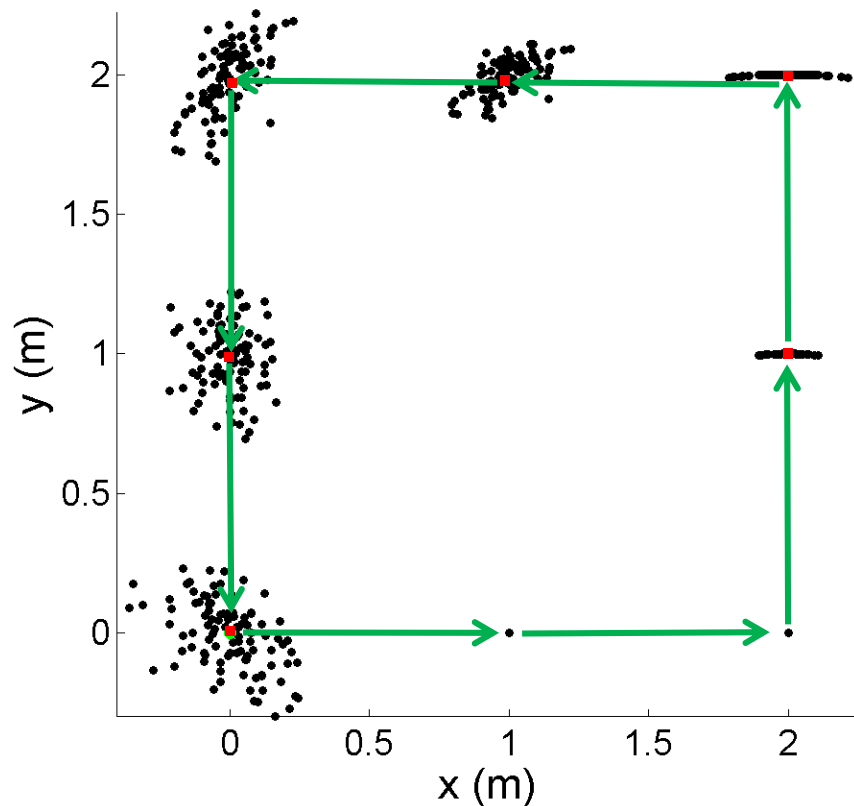
- Erreur de 3% seulement sur :
commande de rotation



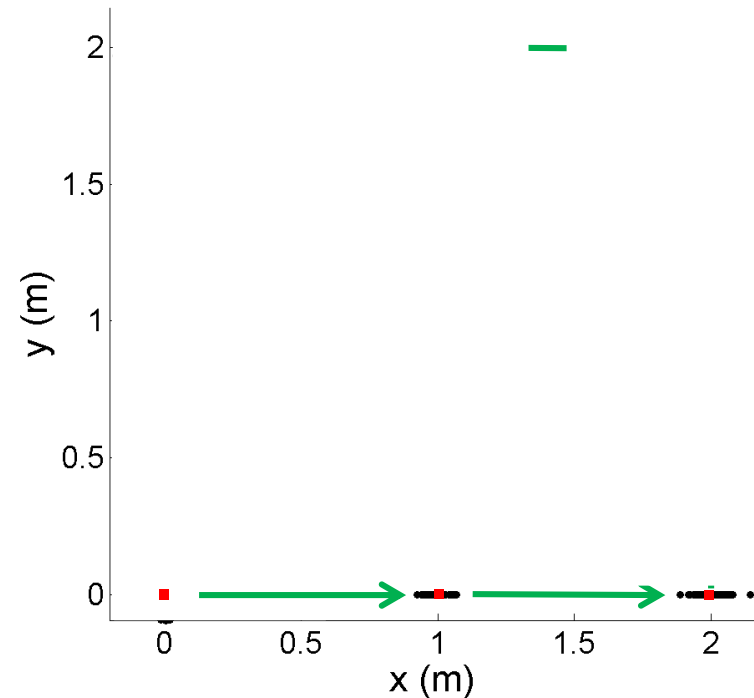
Exemple en 2 D, erreur commandes

- Erreur de 3% seulement sur :

commande de rotation



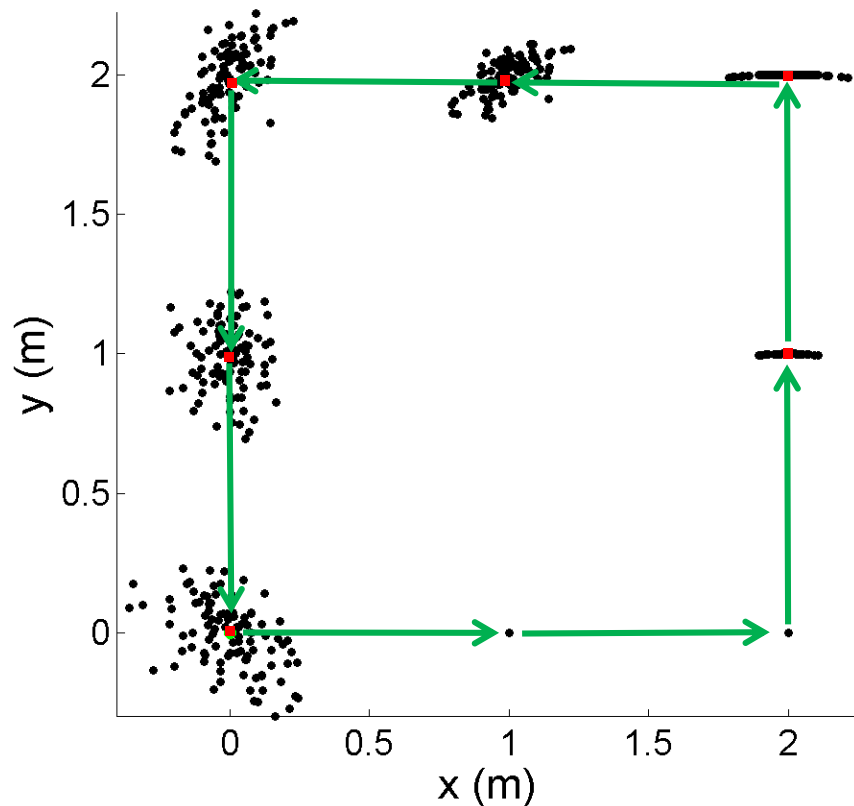
distance



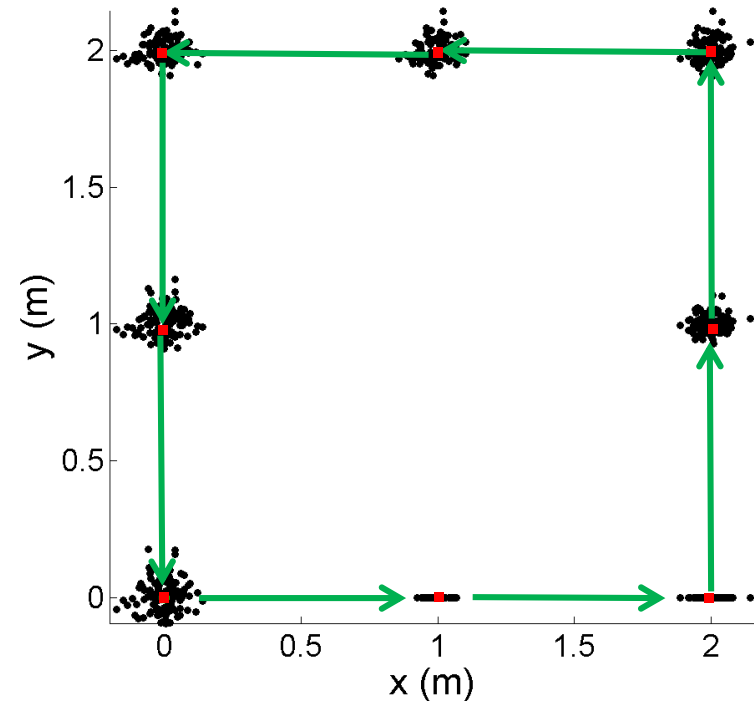
Exemple en 2 D, erreur commandes

- Erreur de 3% seulement sur :

commande de rotation



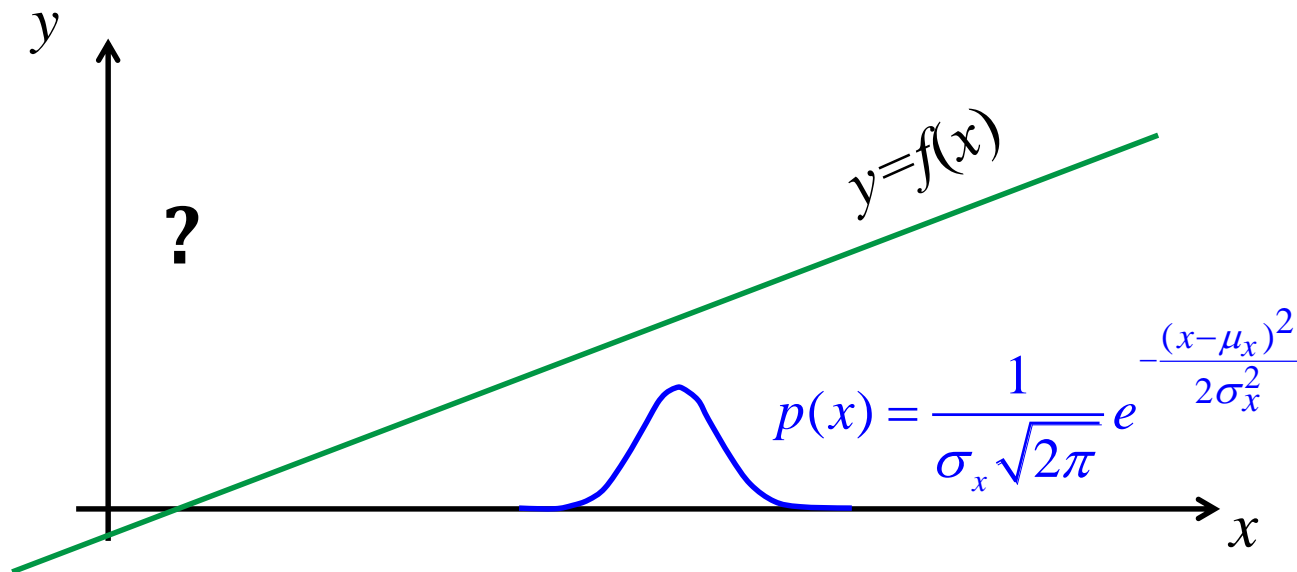
distance



Propagation des erreurs (manière analytique)

Cas si $f(x)$ est linéaire

- Soit une fonction $y = f(x)$ linéaire
- Soit une entrée x ayant une distribution gaussienne $p(x)$
- Que sera la distribution $p(y)$ sur les sorties y ?



Probabilité : changement variable

- Règle: si $y = f(x)$, alors $p_Y(y) = \left| \frac{d}{dy} (f^{-1}(y)) \right| \cdot p_X(\underbrace{f^{-1}(y)}_x)$
facteur de dilatation

$$y = f(x) = mx + b$$

$$f^{-1}(y) = x = \frac{y-b}{m}$$

- Exemple avec $f(x)$ linéaire:

$$p_Y(y) = \left| \frac{d}{dy} \left(\frac{y-b}{m} \right) \right| \cdot p_X(f^{-1}(y)) = \left| \frac{1}{m} \right| p_X(f^{-1}(y)) = \left| \frac{1}{m} \right| \frac{1}{\sigma_x \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(f^{-1}(y) - \mu_x)^2}{2\sigma_x^2}}$$

- On modifie l'exposant :

$$\frac{(f^{-1}(y) - \mu_x)^2}{2\sigma_x^2} = \frac{\left(\frac{y-b}{m} - \mu_x\right)^2}{2\sigma_x^2} = \frac{m^2}{m^2} \cdot \frac{\left(\frac{y-b}{m} - \mu_x\right)^2}{2\sigma_x^2} = \frac{(y-b - m\mu_x)^2}{2(m\sigma_x)^2} = \frac{(y - (m\mu_x + b))^2}{2(m\sigma_x)^2} = \frac{(y - f(\mu_x))^2}{2(m\sigma_x)^2}$$

- On obtient une nouvelle gaussienne :

gaussienne

$$p_Y(y) = \frac{1}{\sigma_y \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y - \mu_y)^2}{2\sigma_y^2}}$$



$$\mu_y = f(\mu_x)$$

$$\sigma_y = |m| \sigma_x$$

on « passe » le centre de la gaussienne dans $f()$

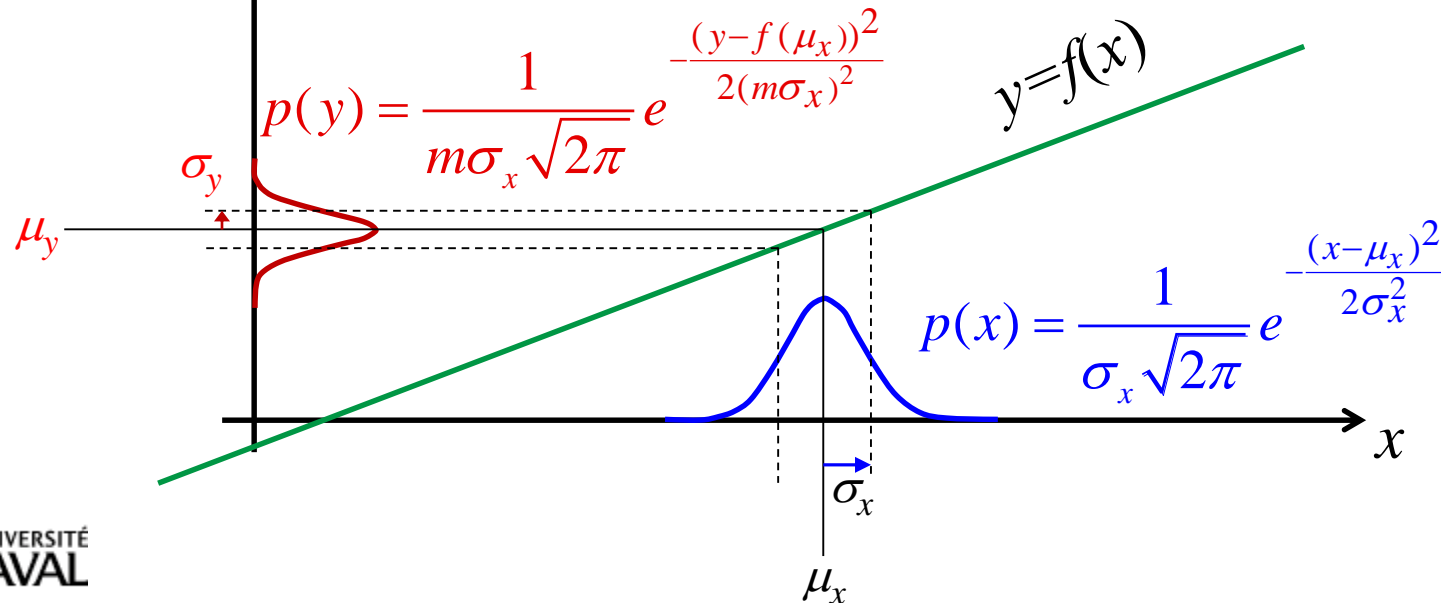
on modifie la largeur de la gaussienne par la pente m

Cas si $f(x)$ est linéaire

- Soit une fonction $y = f(x)$ linéaire
- Soit une entrée x ayant une distribution gaussienne $p(x)$
- Que sera la distribution $p(y)$ sur les sorties y ?

$$\mu_y = f(\mu_x) \Rightarrow \mu_y = E[mX + b] = mE[X] + b = m\mu_x + b = f(\mu_x)$$

$$\sigma_y = |m| \sigma_x \Rightarrow \sigma_y^2 = \text{Var}[mX + b] = m^2 \text{Var}[X] = m^2 \sigma_x^2$$

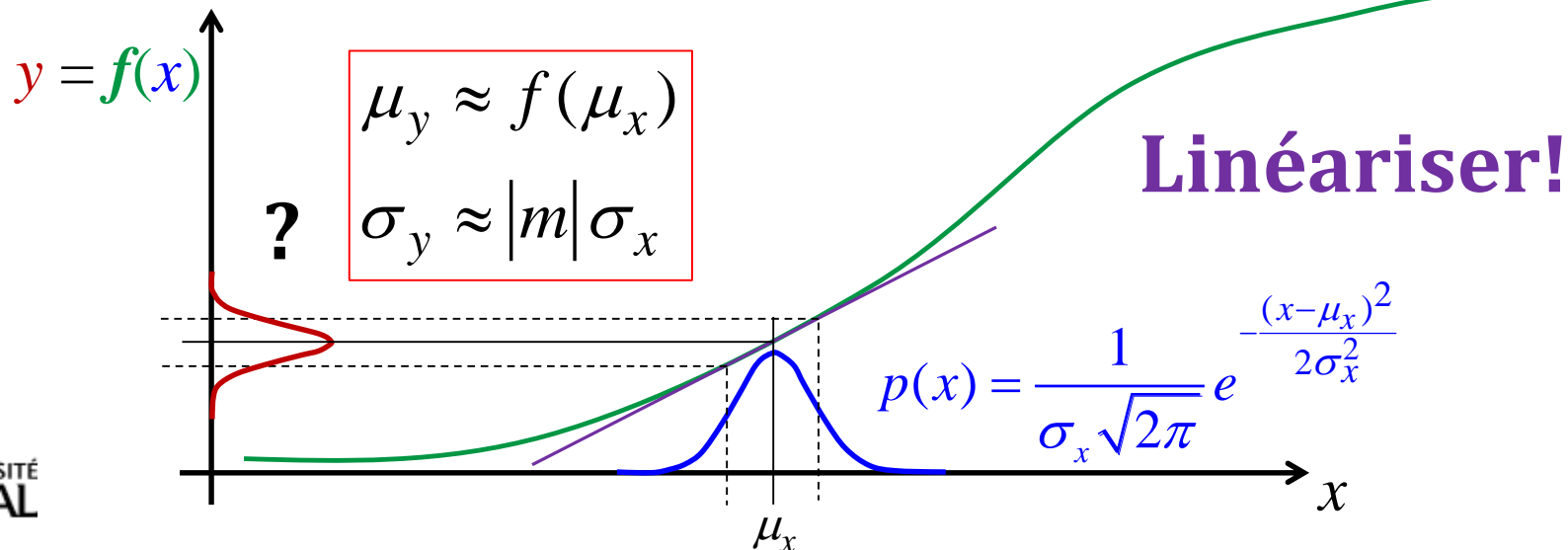


Cai si $y = f(x)$ est non-linéaire

- Soit une entrée x ayant une distribution gaussienne $p(x)$
- Que sera la distribution $p(y)$ sur les sorties y ?
- Si $f(x)$ n'est pas linéaire, généralement pas de solution élégante

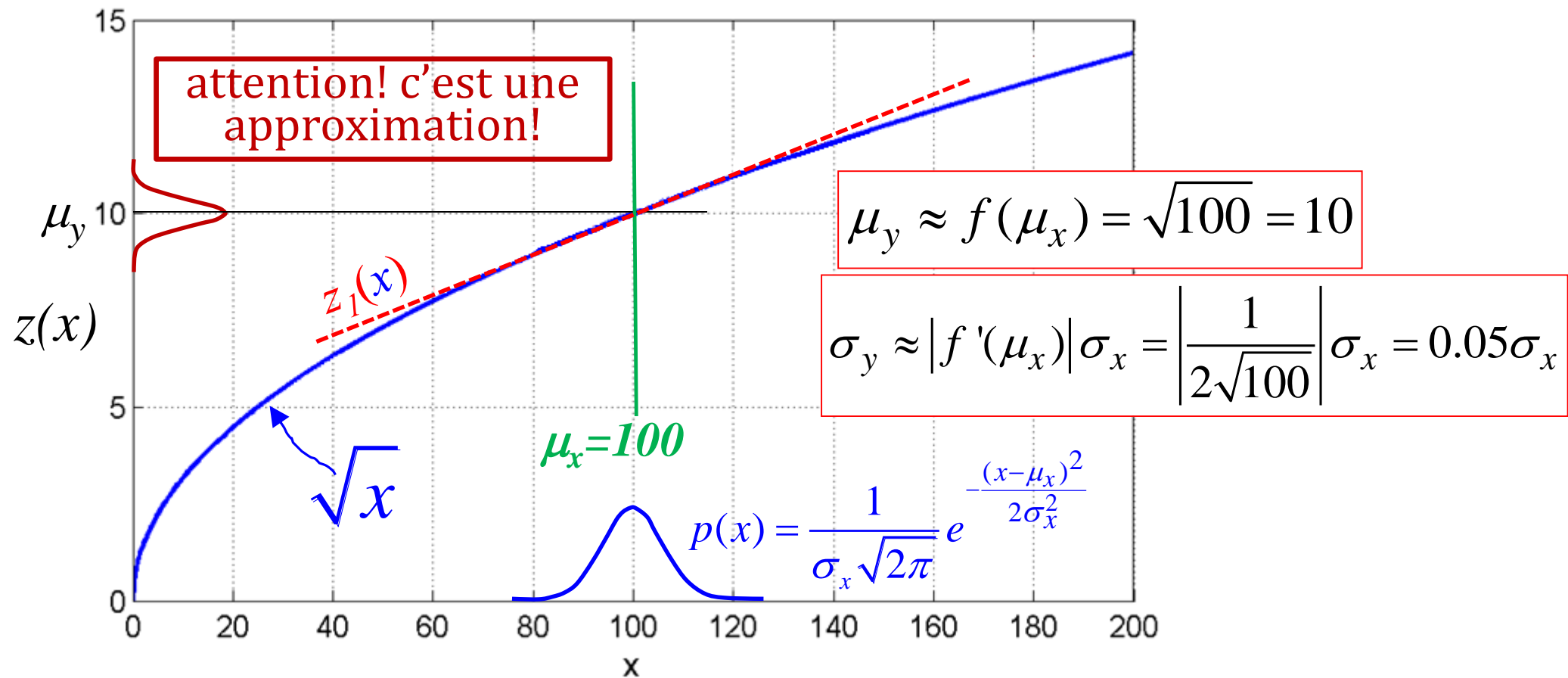
$$p_Y(y) = \left| \frac{d}{dy} (f^{-1}(y)) \right| \cdot p_X(f^{-1}(y))$$

- Si l'écart-type σ_x est « faible », $f(x)$ est approximativement linéaire sur l'étendu *significatif* de la gaussienne $p(x)$. **Que faire?**
- On approxime $p(y)$ en linéarisant $f(x)$ autour de μ_x , et en réutilisant le résultat pour une $f(x)$ linéaire



Exemple avec $z = \sqrt{x}$

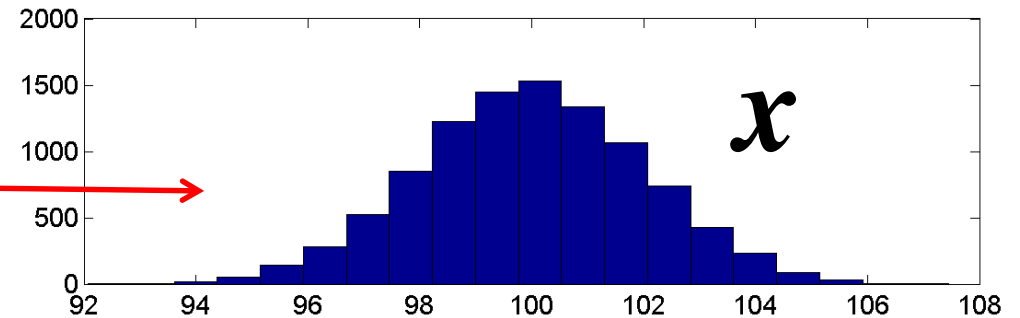
Linéarisation : $z_1(x) \Big|_{\mu_x} = f(\mu_x) + f'(\mu_x)(x - \mu_x) = 10 + 0.05(x - 100)$
où linéariser \rightarrow



Simulation matlab pour $z = \text{sqrt}(x)$

- Bruit sur variable x , mesure est z

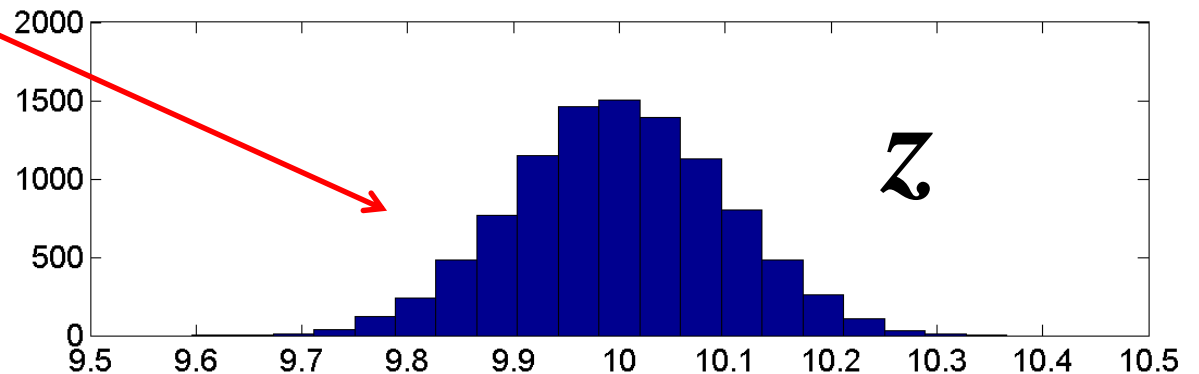
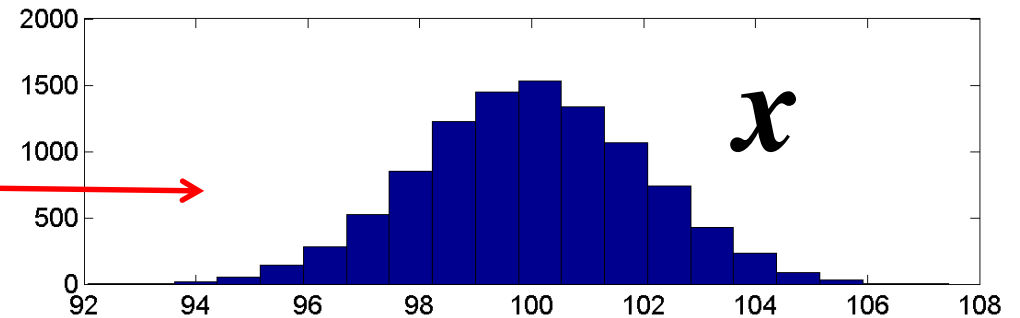
```
% Cas ou le bruit est sur x  
sx = 2;  
x = 100 + sx*randn(1,10000);  
hist(x,20)
```



Simulation matlab pour $z = \sqrt{x}$

- Bruit sur variable x , mesure est z

```
% Cas ou le bruit est sur x  
sx = 2;  
x = 100 + sx*randn(1,10000);  
hist(x,20)  
  
z = sqrt(x);  
hist(z,20);
```



Simulation matlab pour $z=\sqrt{x}$

- Bruit sur variable x , mesure est z

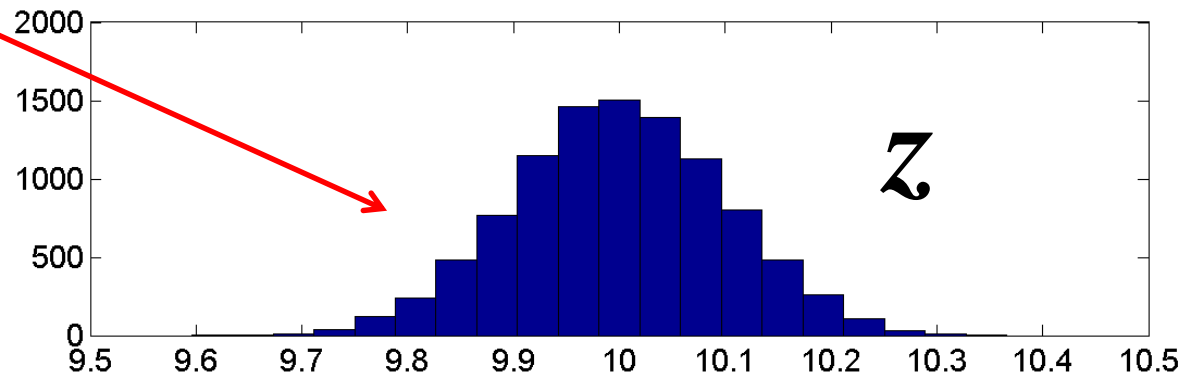
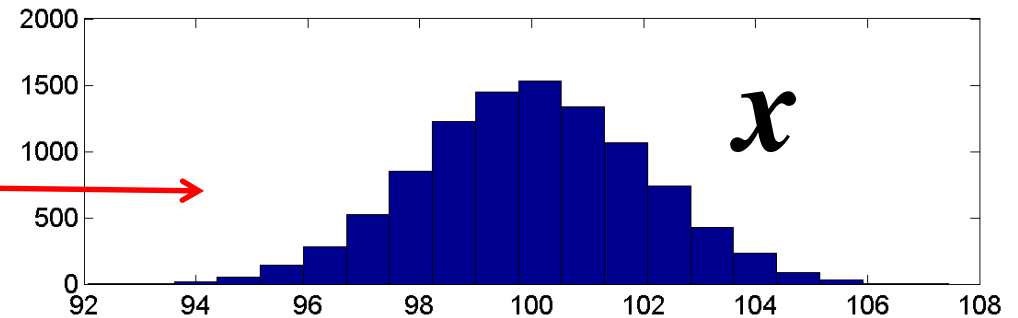
```
% Cas ou le bruit est sur x  
sx = 2;  
x = 100 + sx*randn(1,10000);  
hist(x,20)
```

```
z = sqrt(x);  
hist(z,20);
```

```
std(x) → 1.9917
```

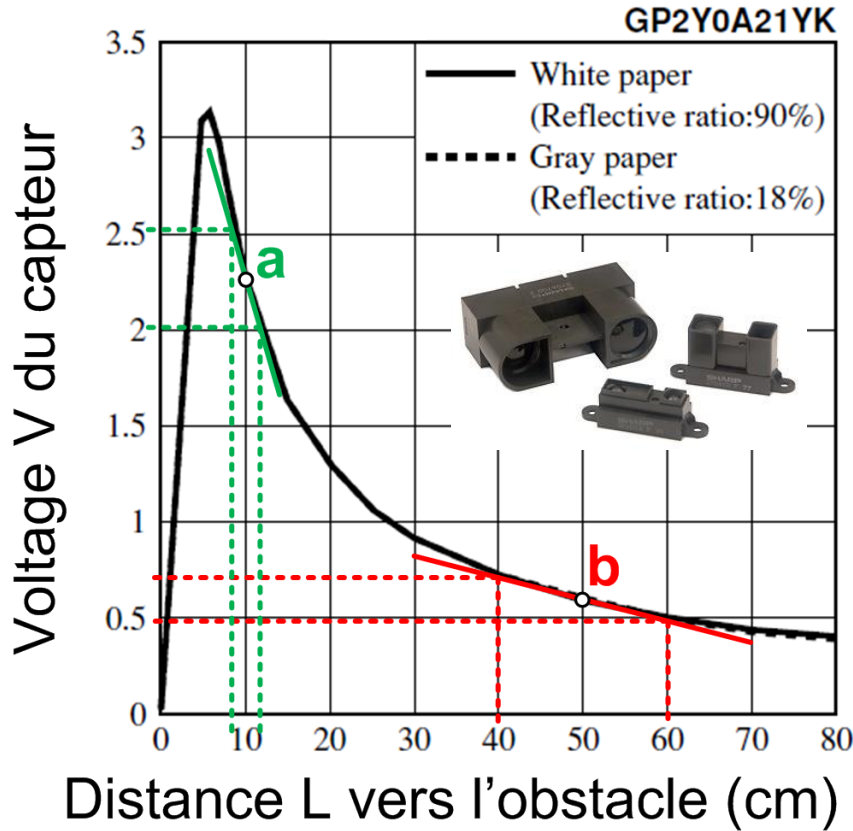
```
std(z) → 0.0996
```

```
std(z)/std(x) → 0.0500
```



bien entendu, approximation
numérique!

Autre exemple, calculé graphiquement



autour du point **a**:

$$\left. \frac{dV}{dL} \right|_a \approx \frac{2V - 2.5V}{12cm - 8cm} = \frac{-0.5V}{4cm} = -0.125 \frac{V}{cm}$$

$$\sigma_V \approx |-0.125| \sigma_x$$

autour du point **b**:

$$\left. \frac{dV}{dL} \right|_b \approx \frac{0.5V - 0.75V}{60cm - 40cm} = \frac{-0.25V}{20cm} = -0.0125 \frac{V}{cm}$$

$$\sigma_V \approx |-0.0125| \sigma_x$$

Peu naturel de transposer un « bruit en position » en « bruit sur la mesure » ...

(si l'inverse est unique...)

Si on connaît le bruit sur le voltage, quel sera l'incertitude sur la position ?

$$\mu_y \approx f(\mu_x)$$

$$\sigma_y \approx |m| \sigma_x$$



$$\mu_x \approx f^{-1}(\mu_y)$$

$$\sigma_x \approx \frac{\sigma_y}{|m|}$$

(pente élevée = capteur précis)

Navigation à l'aveugle

Navigation aveugle : proprioception

- En anglais : *dead reckoning*
- Principes de base:
 - utilisation de capteurs proprioceptifs
 - pas de points de repères externes
 - angle roues (odométrie)

– accéléromètre

$$x = \int_0^t \int a_x(t) dt^2$$

– gyroscope

$$\theta(t) = \int_0^t \dot{\theta}(t) dt$$

Pourquoi la navigation à l'aveugle?

- Quand on a pas d'info des capteurs extéroceptifs :
 - temporairement
 - pas de repères externes
 - sous-marin
 - hors-portée des capteurs (gymnase + laser 4 m)
 - GPS dans tunnel/édifices
- Entre les mesures extéroceptives :
 - proprioceptif souvent à 30-300 Hz
 - extéroceptif $<10 Hz$ (soit capteur, soit temps calcul)
 - on maintient ainsi un estimé de la pose du robot

DARPA Grand Challenge 2005

- Tunnel de 50 mètres : aucun signal GPS



Différence membre/robot mobile

- Pour un membre, l'erreur sur les angles est en général faible
 - *Barrett arm* : répétabilité de $200\ \mu\text{m}$ pour espace de travail de $3.5\ \text{m}^3$.
- Pour robot mobile, l'erreur s'accumule avec les déplacements, lors de la navigation aveugle



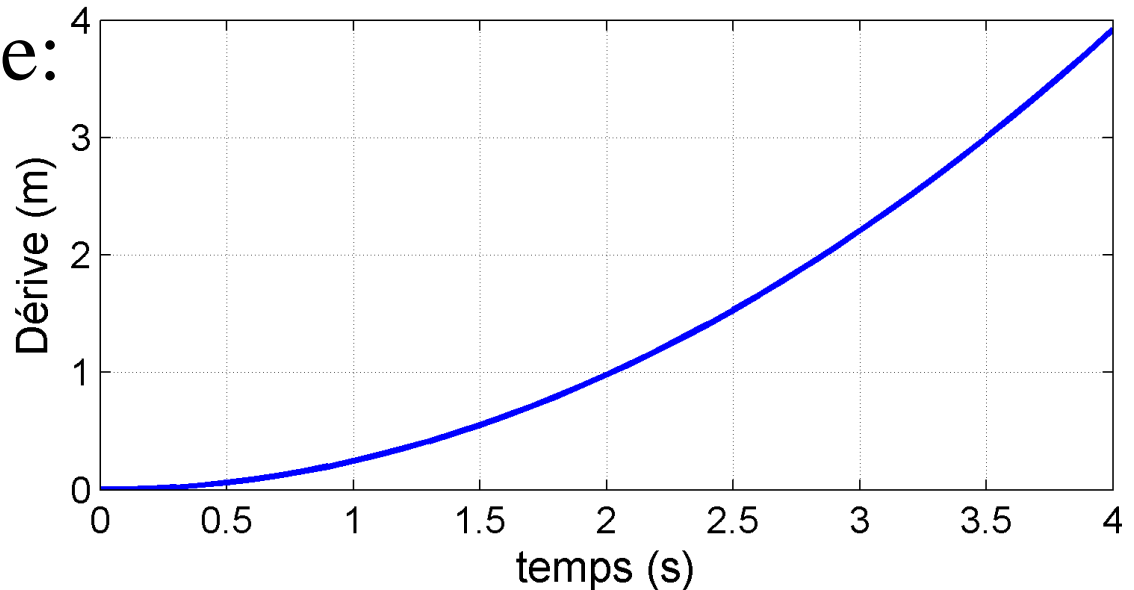
Navigation aveugle : dérive accéléromètre

- Accéléromètre avec erreur systématique 50 mg

$$g = 9.8 \text{ m/s}^2 \rightarrow 50 \text{ mg} = 9.8 \times 0.050 = 0.49 \text{ m/s}^2$$

$$x = \iint a \, dt^2 = \frac{at^2}{2}$$

- Dérive quadratique:



Source erreur accéléromètre

- Changement de température
- Mauvais alignement ou sol incliné :
 - accéléromètre incliné de $1^\circ \rightarrow$
 $9.8 \text{ m/s}^2 \sin(1^\circ) = 0.17 \text{ m/s}^2$
- Différence fabrication
- Pour réduire l'erreur systématique:
 - phase calibration où le véhicule est à l'arrêt sur surface plane
 - mesure le biais \rightarrow erreur systématique
 - implique que le robot peut être immobile (avion? sous-marin?)
 - estime le biais \rightarrow filtrage Bayésien (Kalman)

MCity calibration mound

Mcity: A 32-Acre Outdoor Lab



Mcity is the world's first full-scale simulated urban environment designed expressly for testing the performance and safety of connected, automated, and autonomous vehicles under controlled and realistic road conditions. It is a 32-acre outdoor laboratory for advanced mobility systems that includes:

- Urban and suburban streets, including various lane configurations and sidewalks, pedestrian crossings, bike lanes, ADA ramps, street lights, parallel and diagonal parking, and a bus turnoff/stop.
- Instrumentation throughout, including a control network to collect data about traffic activity using wireless, fiber optics, Ethernet, and a highly accurate real-time kinematic positioning system.

Other features include:

Straight gravel roadway with a railroad crossing.

Traffic circle, a smaller version of a roundabout that is common in Europe and some older cities in the U.S.

Signalized intersections in different configurations, with mast arms, wood and metal poles, and pedestrian crossings.

Trunk line road, a rural roadway with a fully equipped railroad crossing, guard rail, and temporary and permanent pavement markings.

Brick paver road simulated with stamped concrete.

Underpass, simulated by a tunnel that blocks vehicles from wireless and satellite signals.

Roundabout, an increasingly common approach to intersection design intended to improve safety.

Open test area that can be configured for a wide range of scenarios, including parking lots and novel intersection geometries.

4-way stop intersection, with straight as well as tight and sweepingly curved approaching roadways.

Tree canopy, a simulated tree cover that reproduces the attenuation of signals that pass through trees.

Metal bridge deck, a bridge surface that poses special challenges for radar and image processing sensors.

Moveable building facades up to two stories high allow researchers to test the effects of various materials and geometries on sensor performance.

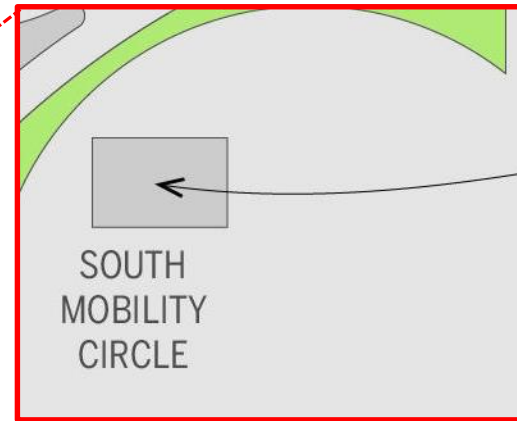
Meandering gravel roadway

Limited access freeway with access ramps, highway signage, guardrails, crash attenuators, and a concrete jersey-style barrier.

Calibration mound to calibrate inertial measurement sensors on vehicles.

Open test area that can be configured for a wide range of scenarios, including parking lots and novel intersection geometries.

<https://mcity.umich.edu/>



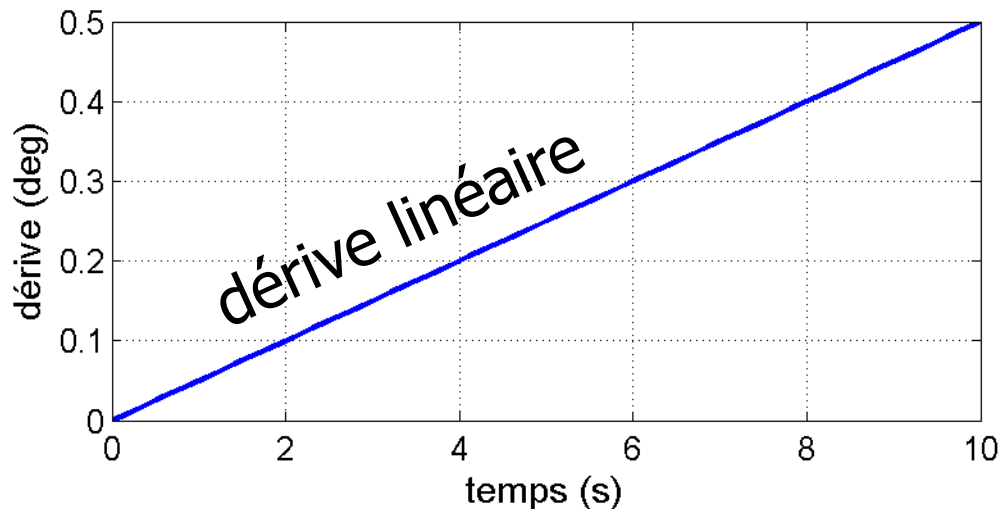
Calibration mound to calibrate inertial measurement sensors on vehicles.

Navigation aveugle : dérivation gyroscope

- Angle est l'intégration d'un *angular rate gyro*.

$$\theta_{gyro} = \int \dot{\theta}_{gyro} dt$$

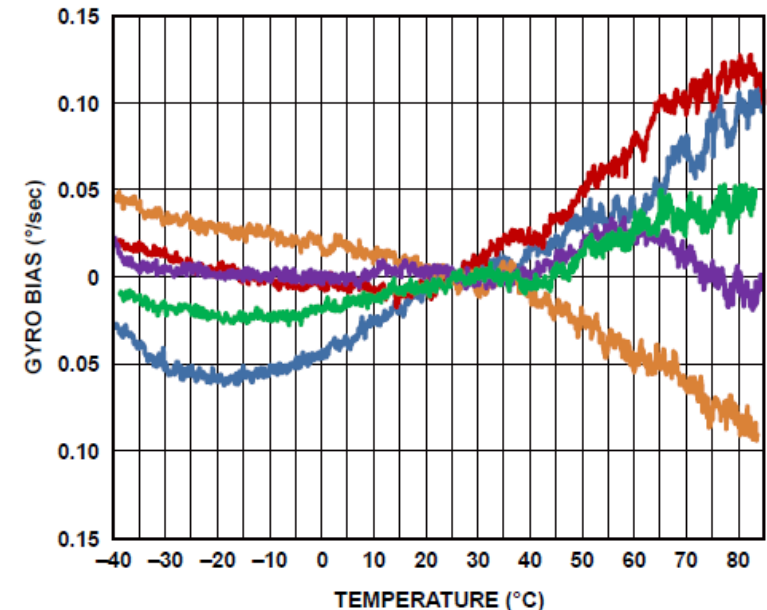
- Avec un biais de $0.05^\circ/s$:
erreur = $0.05t$



$\pm 300^\circ/Sec$

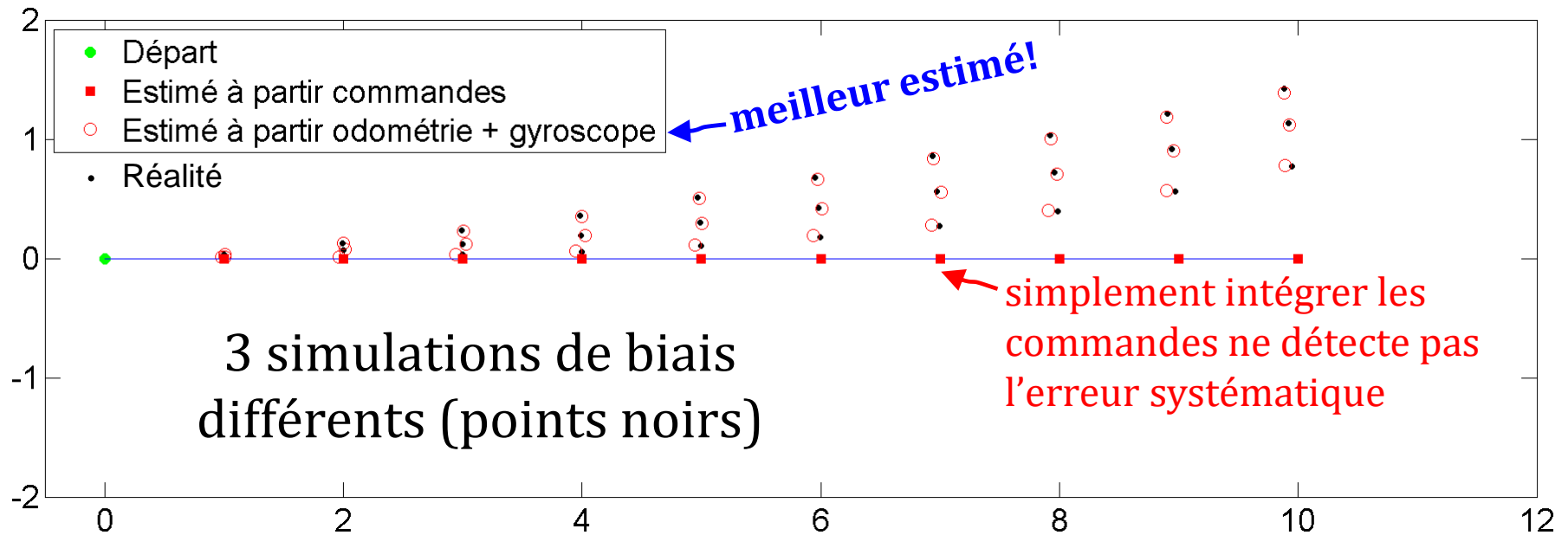
Precision Angular Rate Sensor

ADIS16135



Odométrie compensée avec gyro

- Problème : roue plus grande \rightarrow tourne toujours vers la gauche
+ odomètre a du bruit sur la distance ($\sigma = 1\%$)
+ un gyroscope (bruit $\sigma = 0.05^\circ/\text{s}$)



Le gyroscope nous permet de compenser (en partie) les erreurs d'orientation dues aux roues inégales

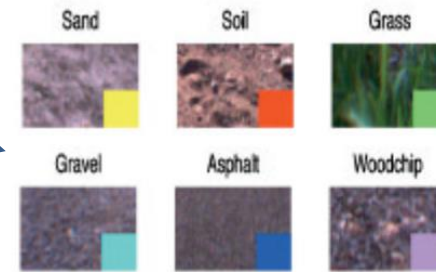
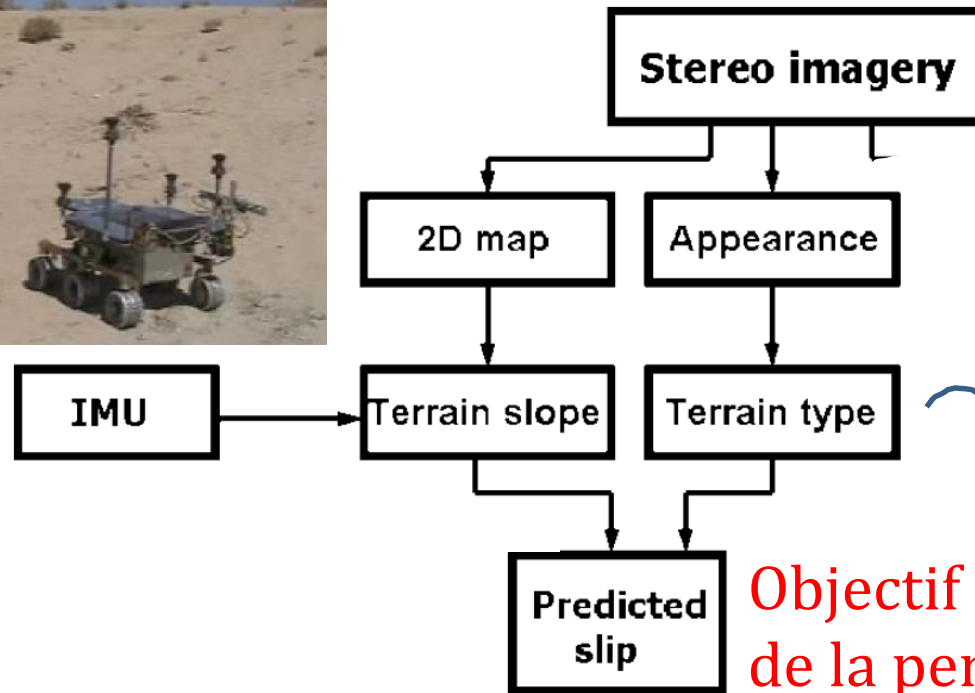
Détection de dérapage

- Dérapage : déplacement ne suit plus commande
- Intéressant de pouvoir le détecter
- Avec capteurs proprioceptifs, il est possible de détecter perte de traction
 - diminution du courant moteur pour vitesse angulaire roue constante
 - accélération angulaire des roues pour voltage moteur constant
 - décélération du véhicule
 - différence entre les vitesses angulaires des roues
- Utile pour véhicule dans le sable

Prédiction de la glisse automatique



Utilise extéroceptif



Objectif : prédire la glisse en fonction de la pente estimée + type de sol

Pour mieux planifier les déplacements en milieu inconnu (mars), en évitant les pentes glissantes

Exemple

Slip rate



Exemple

Slip rate

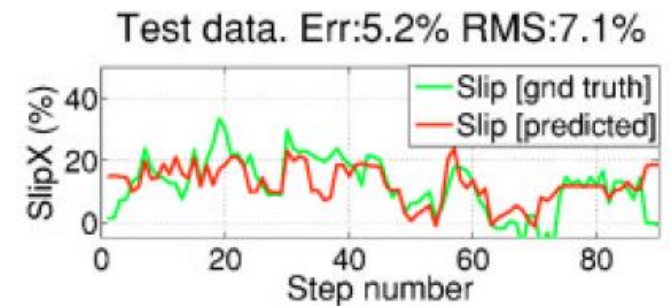
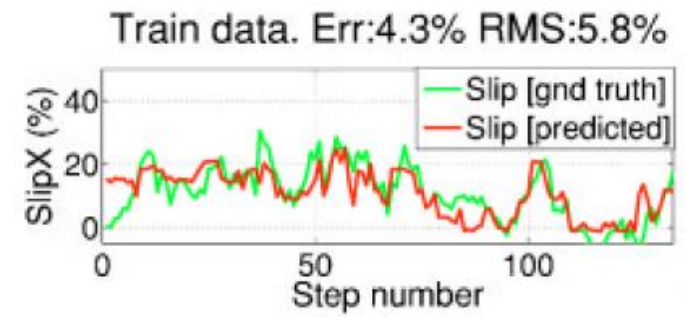
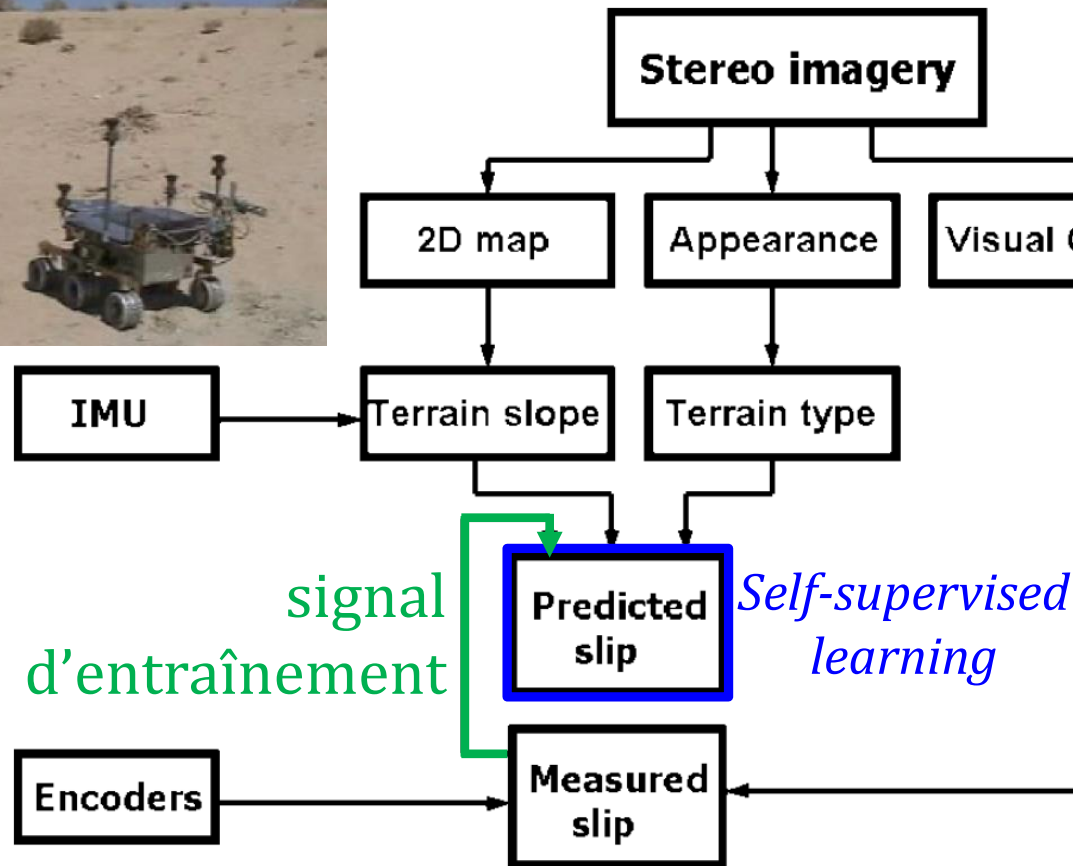
14.5 %



Prédiction de la glisse automatique



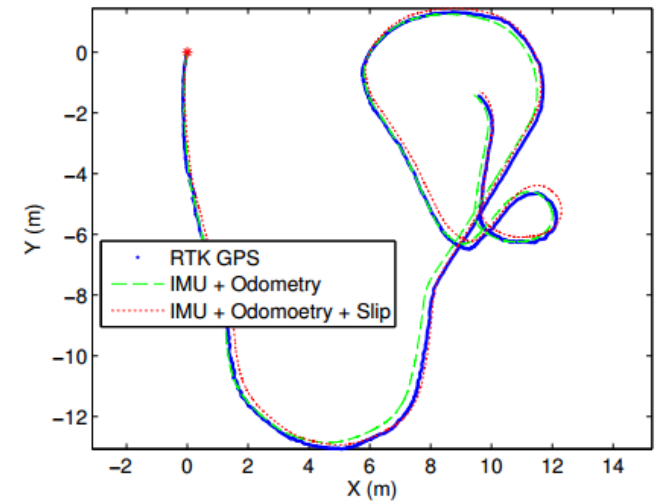
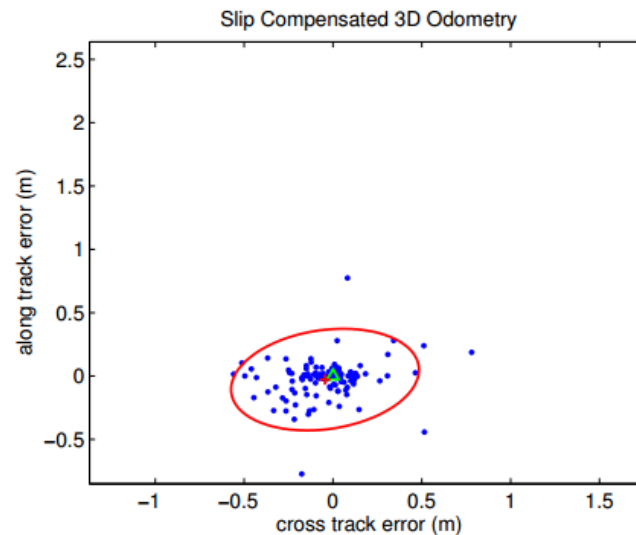
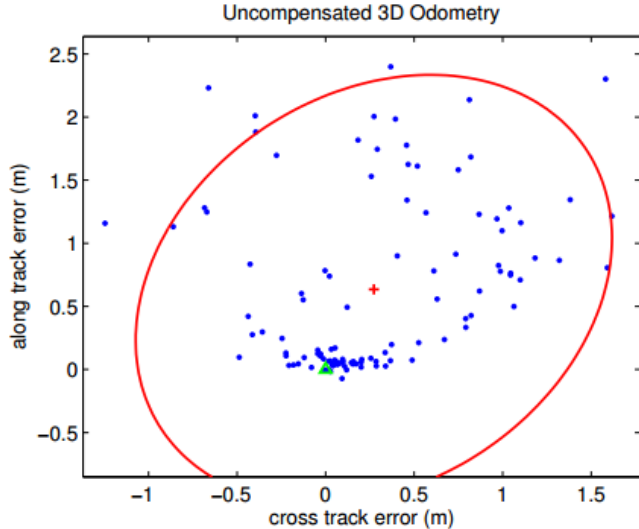
Utilise extéroceptif



A. Angelova, L. Matthies, D. Helmick, P. Perona. Learning and Prediction of Slip from Visual Information. *Journal of Field Robotics*, 2007.

Estimation en ligne de la glisse

- Basé sur un filtre de Kalman qui estime le taux de glisse α



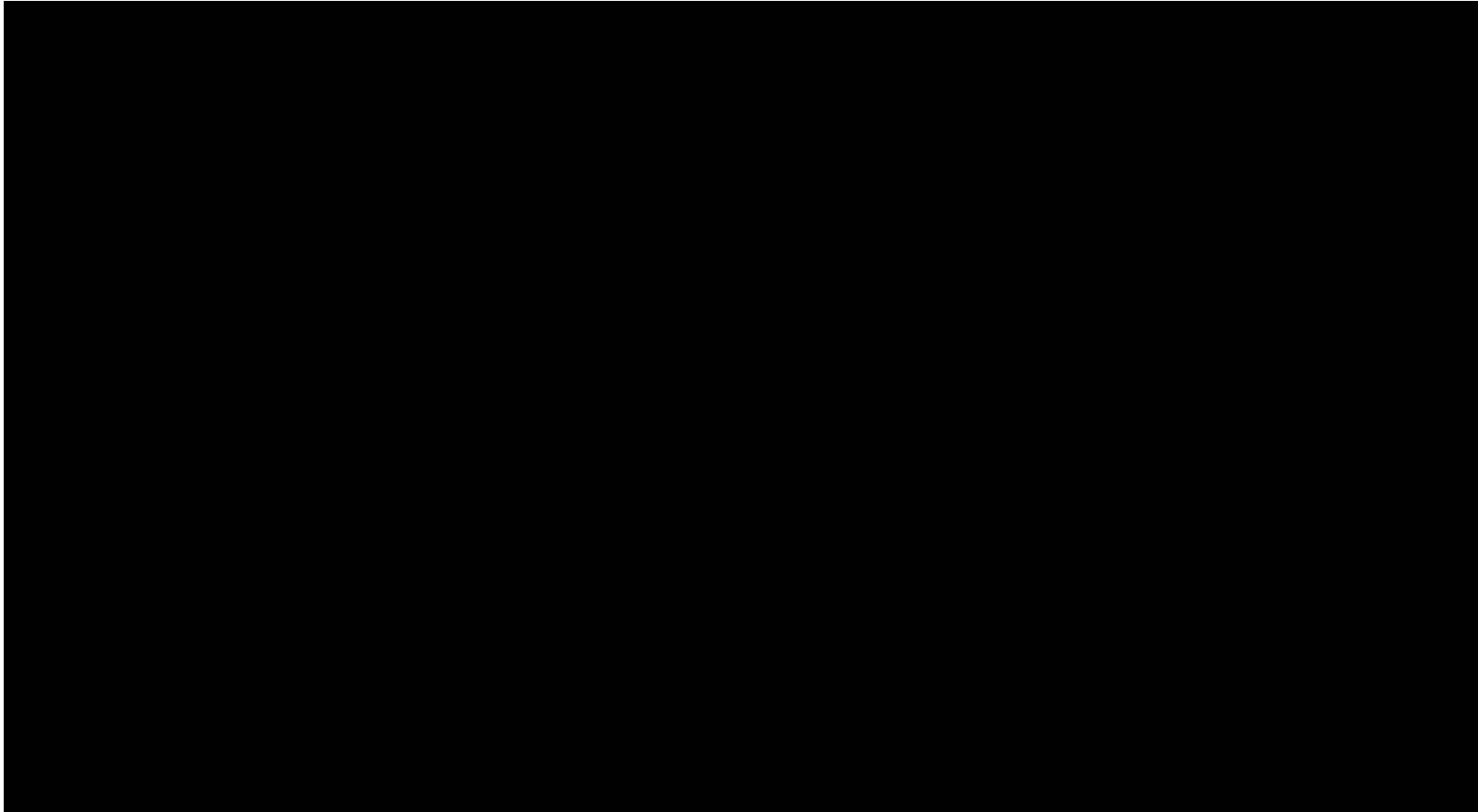
Projet AUDI TTS automatisé

- Pour faire le trajet de la course *Pikes Peak*



Parking avec du panache!

- ICRA 2010



Pour réduire erreur estimé position

- Utiliser des points de repère externes fixes
 - environnement statique vs. dynamique
- Repère visuel naturel
 - couleur/forme distincte
 - SIFT, SURF, BRIEF, BRISK
- Repère visuel artificiel
- Repère scan laser

**CAPTEURS
EXTÉROCEPTIFS**

Examen

Examen : contenu

Concepts généraux

- Connaître théorème de Thalès
- Maîtriser le théorème de l'angle inscrit et de l'angle au centre. En particulier, savoir calculer rayon et position du cercle de la contrainte à partir des points de repères et des angles alpha
- Comment passer d'un système de coordonnées cartésien \leftrightarrow polaire
- Savoir faire les opérations de base avec les matrices et vecteurs
- Être capable de manipuler les fonctions trigonométriques et travailler avec les triangles
- Savoir approximer les fonctions trigonométriques sin et cos
- Connaître le concept du problème mal posé, et pouvoir en les identifier ou donner des exemples
- Pouvoir dériver des polynômes (exposants positifs et négatifs) et la règle du produit pour les dérivations de fonction : $(f \cdot g)' = f' \cdot g + f \cdot g'$.
- Difficulté du problème de *data association*

Examen : contenu

Capteurs

- Connaître les différentes technologies de capteurs, leurs limitations et leurs applications
- Comprendre la différence entre les capteurs proprioceptifs et extéroceptifs, et pouvoir classer des capteurs dans ces catégories
- Problématique des biais pour certains capteurs inertiels : dérive linéaire (angle) et quadratique lors de la navigation à l'aveugle
- Être capable de faire des problèmes de linéarisation
- Connaître la différence entre une fonction bijective et non-bijective.
- Comprendre la notion de sensibilité pour un capteur
- Pouvoir propager des erreurs avec bruit distributions normales pour des fonctions non-linéaires : il s'agit simplement de linéariser le problème

Examen : contenu

Capteurs visuels et coordonnées homogènes

- Connaître les différents types de projections;
- Savoir estimer la focale f d'une caméra (calibration simpliste);
- Pouvoir calculer la position sur le plan image d'un point dans l'espace 3D;
- Savoir calculer les angles entre des objets dans une image;
- Savoir se localiser en utilisant des repères visuels dans une image et une carte; en particulier être capable résoudre le problème de triangulation (localisation) de repères visuels avec compas et règle. Voir le vidéo suivant, au besoin : <http://youtu.be/Md6rryUmtBE>
- Comprendre comment fonctionne les caméras stéréo, pouvoir calculer les distances en z des objets dans un environnement, à partir d'une paire d'image stéréo; comprendre le problème de la correspondance.
- Comprendre en surface les caméra stéréo actives (Kinect 1, Kinect 2)
- Pouvoir utiliser les transformations géométriques (matrices T et R) et les coordonnées homogènes. Ces matrices seront données à l'examen, vous n'avez donc pas besoin de les apprendre par cœur.
- Être capable de transférer les coordonnées d'un point d'un repère à un autre;
- Fonctionnement des détecteurs de coin Moravec, Harris, FAS
- La notion de points de repère visuel (naturel ou fiduciaire)
- Fonctionnement des descripteurs BRIEF, ORB
- Appariement des descripteurs/features d'une image à l'autre
- Tests de sélection des features (vérification géométrique, test de ratio de Lowe)
- Pipeline features visuels
- Odométrie visuelle
- Pouvoir appliquer l'algorithme RANSAC sur un problème simple

Examen : contenu

Probabilité

- Être suffisamment familier avec les probabilités (distributions normales, écart-types, variances, indépendance, variable corrélé/non-corrélé, somme de variables aléatoires)
- Appliquer le théorème de Bayes
- Comprendre la notion de prior $p(x)$
- Comprendre la fonction de vraisemblance (measurement likelihood) $p(z|x)$, et pouvoir en créer une suivant une description en mot d'un système
- Mettre à jour des distributions discrètes (exactement) ou continue (tracé à main levée) suite à des mesures
- Produit de gaussienne = gaussienne

Examen : contenu

Locomotion

- Pouvoir travailler avec n'importe quelle configuration de robots à roues, et calculer les vitesses linéaires de chaque roue, vitesse angulaire ω du robot, et position du centre instantané de rotation ICC
- Équation d'intégration d'ordre zéro
- Se rappeler que la position d'un gyroscope n'influence pas le taux de rotation mesuré (son orientation peut influencer si l'axe de sensibilité n'est plus dans la même orientation que la rotation mesurée).

Autres

- Bien entendu, vous devez bien comprendre les problèmes des TP.
- Pouvoir refaire certaines démonstrations des équations de base en robotique

1 feuille de note

N'oubliez pas compas + règle

Examen : 22 octobre, local sur site monportail

5 Novembre : pas de cours