

## ROBOTIQUE -ELE4203-

Cours #11: Introduction à la robotique mobile (partie 1)

Enseignant: Jean-Philippe Roberge





- Planification de la fin du cours
- **▶** Présentation du *robot de la semaine* 
  - ♦ MIT Robust Robotics Lab: Autonomous robotic plane
- ♦ Retour sur les notions du cours #10 (traitement de haut niveau):
  - Segmentation VS Classification
  - Classification
    - Méthode des moments
    - Comparaison avec un patron et corrélation
    - ♦ Méthode des contours à l'aide de la transformation de Hough

- ♦ Retour sur les notions du cours #10, traitement de haut niveau (suite):
  - Modélisation de la caméra:
    - Modèle de la projection orthogonale
    - ▲ Aujourd'hui: Modèle de la caméra trou d'épingle (modèle du sténopé ou "pinhole camera")
- ♦ Retour sur la présentation de la semaine dernière: robots chirurgicaux.
- **♦** Cours #11: début de la matière sur la robotique mobile
  - Quelques raisons d'être des robots mobiles

#### **♦** Cours #11(suite):

- Types de robot mobile
- Petit historique des robots mobiles
- Types de déplacement (moyen de locomotion)
- Approfondissement du déplacement sur roue:
  - Types de roues
  - Nombre de roues
  - Configuration (géométrie) des roues
  - Définition de manœuvrabilité, mobilité et directionnabilité (steerability)

- **♦** Cours #11(suite):
  - Cinématique des robots mobiles
    - La pose d'un robot mobile
  - Perception:
    - Types de capteurs utilisés en robotique mobile
- Fins des exercices commencés au dernier cours

#### Présentation du robot de la semaine:

MIT Robust Robotics Lab: Autonomous robotic plane

#### Cours #11 Robot de la semaine

♦ Autonomous robotic plane du *MIT Robust Robotics laboratory:* 





## Retour sur le cours #10

#### Retour sur le cours #10 (1) Traitement de haut niveau – Segmentation en régions

▶ Par exemple, après avoir effectué un traitement de bas niveau et un seuillage, une image est représentée par la carte de pixels suivante:

$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$
0  0  1  1  1  0  0  1  1  0

Fig. 3.2 – Résultat de la segmentation en régions d'une image binaire après seuillage

Fig. 3.1 – Image binaire après seuillage

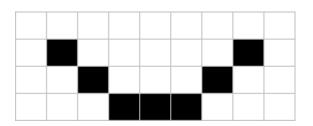
#### Retour sur le cours #10 (2) Traitement de haut niveau – Classification

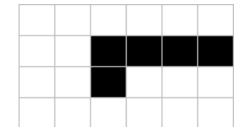
- Classification VS Segmentation:
  - Segmentation: Regroupement de pixels qui possèdent entre eux des caractéristiques similaires (Contours, intensité, etc...) sans utiliser d'information contextuelle.
- ♦ Une analogie possible pour comprendre le principe de classification est le traitement des mots.
  - Un certain mot peut avoir plusieurs significations différentes, son interprétation nécessite qu'on connaisse le contexte:

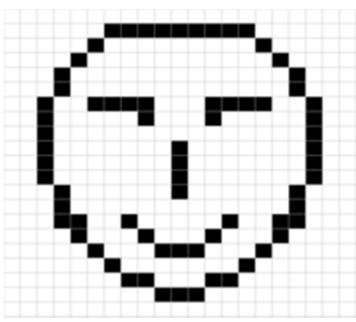
Joe lit un livre.

#### Retour sur le cours #10 (3) Traitement de haut niveau – Classification

• Un exemple dans le domaine des images:







#### Retour sur le cours #10 (4) Classification – Méthode des moments

- La première méthode de classification que nous étudierons sera la *méthode des moments*.
  - C'est une méthode très répandue (Industrie, jeux vidéos, films).
- Introduisons d'abord ce qu'est, mathématiquement, un moment d'ordre (p+q) :

$$M_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q I(x, y) dx dy$$

▶ Puisque nous sommes dans le domaine discret, les deux intégrales seront remplacées par des sommations (approximation rectangulaire de l'intégration), donc en pratique:

$$m_{pq} = \sum_{i} \sum_{j} i^{p} j^{q} I(i, j)$$

#### Retour sur le cours #10 (5) Classification – Méthode des moments

Aussi, les moments d'ordre 1 sont particulièrement intéressants...:

$$m_{10} = \sum_{i} \sum_{j} i^{p} I(i, j)$$
 $m_{01} = \sum_{i} \sum_{j} j^{q} I(i, j)$ 

• ... entres autres puisqu'ils permettent de calculer le centre de masse

$$\bar{i} = \frac{\sum_{i} \sum_{j} i^{p} I(i, j)}{\sum_{i} \sum_{j} I(i, j)} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$$

$$\bar{j} = \frac{\sum_{i} \sum_{j} j^{q} I(i, j)}{\sum_{i} \sum_{j} I(i, j)} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

#### Retour sur le cours #10 (6) Classification – Méthode des moments

Aussi, les moments d'ordre 2 sont une analogie du moments d'inertie en dynamique:

$$m_{20} = \sum_{i} \sum_{j} i^{2} I(i, j)$$
 Rappel, moment d'inertie:  $J = \sum_{i} r_{i}^{2} m_{i}$   $M_{02} = \sum_{i} \sum_{j} j^{2} I(i, j)$ 

$$J = \sum_{i} r_i^2 m_i$$

Aussi, les moments centraux sont définis par:

$$\mu_{pq} = \sum_{i} \sum_{j} \left( i - \overline{i} \right)^{p} \left( j - \overline{j} \right)^{q} I(i, j)$$

Rappel:

$$ar{i} = rac{\sum_{i} \sum_{j} i^{p} I(i, j)}{\sum_{i} \sum_{j} I(i, j)} = rac{m_{10}}{m_{00}}$$
  $ar{j} = rac{\sum_{i} \sum_{j} j^{q} I(i, j)}{\sum_{i} \sum_{j} I(i, j)} = rac{m_{01}}{m_{00}}$ 

#### Retour sur le cours #10 (7) Classification – Méthode des moments

$$\mu_{pq} = \sum_{i} \sum_{j} \left( i - \overline{i} \right)^{p} \left( j - \overline{j} \right)^{q} I(i, j)$$

**♦** Le moment central normalisé:

$$rac{\mu_{pq}}{\left(\mu_{00}
ight)^{\gamma}}$$

Avec

$$\gamma = \frac{(p+q)}{2} + 1$$

#### Retour sur le cours #10 (8) Classification – Méthode des moments

- ▶ Il existe des moments *invariants* c'est-à-dire des moments qui possèdent des valeurs invariantes vis-à-vis certaines transformations telles que la translation, la rotation et le changement d'échelle.
  - Nous présentons ici des moments invariants d'ordre 2 et 3 pour lesquels *Hu* a démontré qu'ils étaient invariants vis-à-vis les translations, les rotations et les changements d'échelle:

$$\phi_{1} = \eta_{20} + \eta_{02} 
\phi_{2} = (\eta_{20} - \eta_{02})^{2} + 4\eta_{11}^{2} 
\phi_{3} = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^{2} + (3\eta_{21} - \eta_{03})^{2} 
\phi_{4} = (\eta_{30} + \eta_{12})^{2} + (\eta_{21} + \eta_{03})^{2} 
\phi_{5} = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^{2}] 
+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{30})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - (\eta_{21} + \eta_{03})^{2}] 
\phi_{6} = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - (\eta_{21} + \eta_{03})^{2}] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) 
\phi_{7} = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^{2}] 
+ (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - (\eta_{21} + \eta_{03})^{2}]$$

#### Retour sur le cours #10 (9) Classification – Méthode des moments

#### ♦ L'ensemble des moments invariants de Hu:

$$\phi_{1} = \eta_{20} + \eta_{02} 
\phi_{2} = (\eta_{20} - \eta_{02})^{2} + 4\eta_{11}^{2} 
\phi_{3} = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^{2} + (3\eta_{21} - \eta_{03})^{2} 
\phi_{4} = (\eta_{30} + \eta_{12})^{2} + (\eta_{21} + \eta_{03})^{2} 
\phi_{5} = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^{2}] 
+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{30})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - (\eta_{21} + \eta_{03})^{2}] 
\phi_{6} = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - (\eta_{21} + \eta_{03})^{2}] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) 
\phi_{7} = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^{2}] 
+ (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - (\eta_{21} + \eta_{03})^{2}]$$

#### Remarques:

- Le premier de ces moments invariants est analogue au moment d'inertie, tel que mentionné plus tôt.
- Les six premiers moments invariants sont aussi invariant en réflexion, il est donc nécessaire d'utiliser le 7<sup>ième</sup> si l'on souhaite détecter les images mirroirs.

#### Retour sur le cours #10 (10) Classification – Méthode des moments

- Donc, pour chacun des objets que l'on peut retrouver dans une image, on peut calculer la valeur des  $\phi_i$ . Après la segmentation en régions et pour les objets détectés (ici un objet est considéré comme le groupe de pixels ayant la même étiquette), on peut calculer les valeur des  $\phi_i$  et faire une recherche par comparaison avec les  $\phi_i$  des objets de notre base de données.
- ♦ De plus, une fois la pièce localisée, nous pouvons calculer l'angle de l'axe principal à l'aide de l'équation:

$$\theta = \frac{1}{2} \operatorname{atan2}(2\mu_{11}, \mu_{20} - \mu_{02})$$

L'axe principale est l'axe autour duquel le moment d'inertie (c'est plutôt le moment d'ordre 2) est minimal.

#### Retour sur le cours #10 (11) Méthode des moments – Exemple

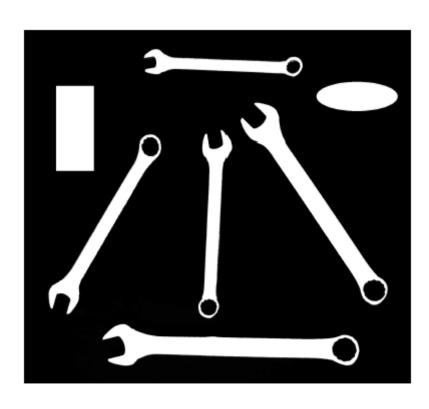


Fig. 3.3 – Image à segmenter

Rég.	$m_{00}$	$m_{01}$	$m_{10}$	$\overline{i}$	$\bar{j}$
1	52293	17688137	45465470	869	338
2	60386	13224534	25815015	428	219
3	89826	77133504	123668343	1377	859
4	34572	29069217	5273140	153	841
5	44648	36795755	36255969	812	824
6	79322	99015344	57640842	727	1248
7	35724	51656904	10377822	291	1446

Rég.	$\eta_{02}$	$\eta_{20}$	$\eta_{11}$	$\phi_1$	$\phi_2$	$ heta(\degree)$
1	0.3002	0.8431	-0.4903	1.1433	1.2564	-30.5
2	0.0376	0.1848	0	0.2224	0.0217	0
3	1.0662	0.0121	0.0264	1.0783	1.1138	88.6
4	1.1121	0.0132	0.0437	1.1253	1.2153	87.7
5	0.0140	1.1315	-0.0567	1.1455	1.2615	-2.9
6	0.3157	0.6851	0.4527	1.0008	0.9562	33.9
7	0.2206	0.0287	0	0.2493	0.0368	90.0

#### Retour sur le cours #10 (12) Méthode des moments – Exemple



Fig. 3.4 – Image après segmentation et application des moments

#### Retour sur le cours #10 (13) Comparaison avec un patron et corrélation

- - Pour quantifier la qualité de l'appariemment entre l'objet de l'image et le patron, on utilise un indicateur de performance. Par exemple:

$$p_i(x,y) = \sum_{k=1}^{m_0} \sum_{j=1}^{n_0} |I(x+k,y+j) - T_i(k,j)| \ge 0$$

- À partir de chaque pixel (x,y) de l'image, on vérifie ainsi la corrélation avec le patron en parcourant une surface m0 X n0.
- Avantages: -Facile à implenter, s'applique autant pour les images noirs et blancs que pour les tons de gris.

#### Retour sur le cours #10 (14) Comparaison avec un patron et corrélation

◆ Donc remédier à ce dernier désavantage, on peut normaliser l'indicateur de performance en fonction de l'intensité moyenne. Pour ce faire, considérons les normes suivantes:

$$||T_i|| = \left[\sum_{k=1}^{m_0} \sum_{j=1}^{n_0} T_i^2(k,j)\right]^{\frac{1}{2}}$$

$$||I_{x,y}|| = \left[\sum_{k=1}^{m_0} \sum_{j=1}^{n_0} I^2(k+x,j+y)\right]^{\frac{1}{2}}$$

On peut alors définir l'indice de corrélation normalisé:

$$\sigma_{i}(x,y) = \frac{\sum_{k=1}^{m_{0}} \sum_{j=1}^{n_{0}} I(k+x,j+y) T_{i}(k,j)}{||T_{i}|| \cdot ||I_{x,y}||} \quad où \quad 0 \le \sigma_{i}(x,y) \le 1$$

Ici, plus le patron et l'objet de l'image seront corrélés, plus l'indicateur de corrélation sera près de 1. Un patron et une pièce identique, mais d'intensité d'échelles différentes résulteront quand même en un indice de corrélation égale à 1.

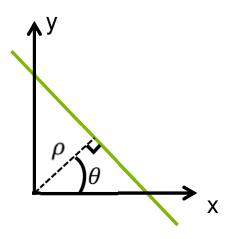
22 Jean-Philippe Roberge - Novembre 2012

#### Retour sur le cours #10 (15) Analyse des contours: transformation de Hough

- ♦ Considérons tout d'abord la recherche de segments de droite dans une image.
  - Une droite, comme nous avons vu précedemment peut être paramétrisée:

$$x\cos\theta + y\sin\theta = \rho$$

 $\theta$  Où θ est l'angle de la droite et d la distance entre l'origine et le point d'interception perpendiculaire à la droite.



- ♦ Comme l'image est de dimension finie et que 0 ≤ 0 ≤ 2π, on peut simplement discrétiser les paramètres θ et d pour former un tableau 2D.
- Pour chaque combinaison, on vérifie chaque pixel égale à 1 de l'image pour savoir s'il appartient à la droite et, le cas échéant, on enregistre son vote.
- Les cellules du tableau qui possèdent le plus grand nombre de votes caractérisent les droites qui pourraient potentiellement se trouver dans l'image.

#### Retour sur le cours #10 (16) Analyse des contours: transformation de Hough

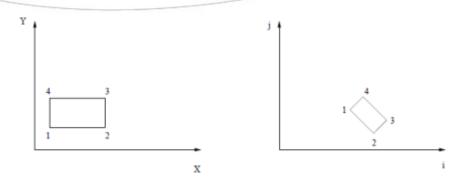
$$(x-c_x)^2 + (y-c_y)^2 = R^2$$

- ♦ On discrétise l'espace des paramètres (R, cx, cy) et on obtient un tableau 3D, le principe est alors le même:
  - Pour chacun des éléments du tableau, on enregistre le nombre de votes, c'està-dire le nombre de pixels à 1 appartenant au cercle correspondant à ces valeurs de paramètres.
    - On peut donc identifier les cercles (ou les portions de cercles) dans l'image de cette façon.

#### Retour sur le cours #10 (17) Modèle de la caméra

- "Le but ultime d'un système robotique est de manipuler les objets situés dans son environnement atteignable" Spong & al. : Robot Modeling and Control
- Évidemment, dans le contexte de la vision par ordinateur, il faut pour pouvoir accomplir cette tâche, connaître la position et l'orientation des objets que le robot doit manipuler.
  - Pour y arriver, nous avons besoin d'un modèle de caméra ainsi que d'une procédure de calibration (étalonnage).
  - Dans cet optique nous verrons deux approches différentes:
    - 1) Le modèle de projection orthogonale et;
    - 2) Le modèle de la caméra trou d'épingle

#### Retour sur le cours #10 (18) Modèle de la caméra – Projection orthogonale



▶ Dans cette situation, l'objet de l'image est celui du monde réelle ayant subi une <u>homothétie</u>, une <u>rotation</u> et une <u>translation</u>. Ainsi, la transformation entre un point (x,y) et un point (i,j) est donnée par:

$$\begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E\cos(\theta) & -E\sin(\theta) & a \\ E\sin(\theta) & E\cos(\theta) & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

• Où E,θ,a et b sont des paramètres à déterminer.

#### Retour sur le cours #10 (19) Modèle de la caméra – Projection orthogonale

• En utilisant simplement les substitutions c=E\*cos(θ) et d=E\*sin(θ):

$$\begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E\cos(\theta) & -E\sin(\theta) & a \\ E\sin(\theta) & E\cos(\theta) & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c & -d & a \\ d & c & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$i = cx - dy + a$$

$$j = dx + cy + b$$

• Pour un point  $(x_k, y_k)$  nous mesurons  $(i_k, j_k)$ , on peut donc ré-écrire ces équations en fonction des inconnues a,b,c et d:

$$\begin{bmatrix} i_k \\ j_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & x_k & -y_k \\ 0 & 1 & y_k & x_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{bmatrix}$$

◆ Comme il y a 4 inconnues, il faudra 2 points pour déterminer a,b,c et d. Pour plus de deux points, on peut améliorer notre précision dans la mesure en utilisant une solution des moindres carrés.

#### Retour sur le cours #10 (20) Modèle de la caméra – Projection orthogonale

- Une fois les paramètres a,b,c et d identifiés:

$$\begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E\cos(\theta) & -E\sin(\theta) & a \\ E\sin(\theta) & E\cos(\theta) & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c & -d & a \\ d & c & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$i = cx - dy + a$$

$$i = dx + cy + b$$

On a simplement qu'à résoudre:

$$E = \sqrt{c^2 + d^2}$$
  $\Rightarrow$  homothétie  
 $\theta = \text{atan2}(d,c)$   $\Rightarrow$  Angle de la rotation  
a  $\Rightarrow$  Translation en x  
b  $\Rightarrow$  Translation en y

#### Retour sur le cours #10 (21) Modèle de la caméra – Projection orthogonale

$$\begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E\cos(\theta) & -E\sin(\theta) & a \\ E\sin(\theta) & E\cos(\theta) & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c & -d & a \\ d & c & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$i = cx - dy + a$$

$$j = dx + cy + b$$

▶ Finalement, pour retrouver les coordonnées réelles (x,y) il faut calculer l'inverse de la matrice de transformation homogène (de l'homothétie + rotation + translation). Les coordonnées réelles sont alors données par:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\cos(\theta)}{E} & \frac{\sin(\theta)}{E} & -\frac{\sin(\theta)b + \cos(\theta)a}{E} \\ -\frac{\sin(\theta)}{E} & \frac{\cos(\theta)}{E} & \frac{\sin(\theta)a - \cos(\theta)b}{E} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix}$$

# Présentation d'un intérêt : Robots chirurgicaux

- \*\*Basé entres autres sur les articles:
- -3D Force Control for Robotic-Assisted Beating Heart Surgery Based on Viscoelastic Tissue Model (Chao Liu, Pedro Moreira, Nabil Zemiti and Philippe Poignet), 2011.
- -Development of an integrated torque sensor-motor module for haptic feedback in teleoperated robot-assisted surgery, Seunghwan and al., 2009.

#### Retour sur les robots médicaux

- Pour continuer la discussion du dernier cours sur les robots médicaux: http://www.radio-canada.ca/emissions/decouverte/2012-2013/Reportage.asp?idDoc=256073&autoPlay=http://www.radiocanada.ca/Medianet/2012/CBFT/2012-11-11 18 30 00 dec 3043 01 1200.asx
- O. Avoine, D. Bossé, B. Beaudry, A. Beaulieu, R. Albadine, JP Praud, R. Robert, P. Micheau and H. Walti, *Total Liquid Ventilation efficacy in an Ovine Model of severe meconium aspiration syndrome*, Critical Care Medicine, 39(5), 2011.

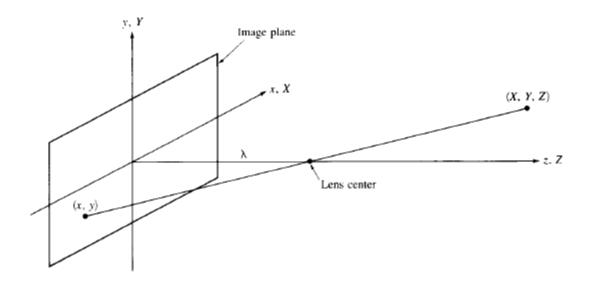




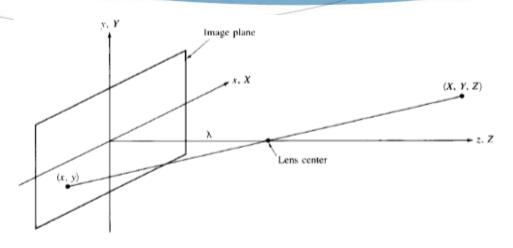
Jean-Philippe Roberge - Novembre 2012

#### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (1)

- Lorsque les objets ne sont pas dans le même plan, il est possible de se référer à un deuxième modèle simple de caméra, i.e. le modèle de la caméra trou d'épingle (modèle du sténopé ou *pinhole*).
  - Le principe est illustré ci-dessous (image tirée de [1]):



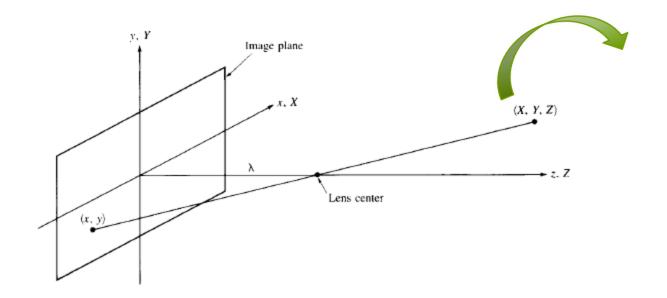
#### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (2)



- ♦ Tous les points *visible* (considérant le champ de vision de la caméra) sont projetés dans le plan image.
  - Cette image prend pour acquis que le repère universel est confondu avec le repère de la caméra → Nous allons voir plus tard comment faire lorsque ce n'est pas le cas.
  - $\bullet$   $\lambda$  est la longueur focale de la lentille.
  - Notez que dans le plan image, l'image réelle est inversée.
  - Le but sera premièrement de trouver la relation entre les coordonnées (x,y) d'un point du repère universel (X,Y,Z)

#### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (3)

Par triangles semblables:



$$\begin{vmatrix} \frac{x}{\lambda} = \frac{-X}{Z - \lambda} = \frac{X}{\lambda - Z} \\ \Rightarrow x = \frac{\lambda X}{\lambda - Z} \\ \frac{y}{\lambda} = \frac{-Y}{Z - \lambda} = \frac{Y}{\lambda - Z} \\ \Rightarrow y = \frac{\lambda Y}{\lambda - Z}$$

 Supposons que nous souhaitons représenter cette transformation mathématiquement à l'aide d'une matrice de transformation homogène (comme nous avons fait depuis le début du cours), quelle particularité remarquez-vous ici?
 Il s'agit d'une transformation non-linéaire.

#### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (4)

- Étant donné cette particularité, la matrice de transformation s'exprime sous une forme à laquelle nous sommes moins habitué, en regard de ce que nous avons vu depuis le début du cours.
- ▲ La transformation permettant d'exprimer la transformation entre les points (X,Y,Z) et (x,y) se nomme la *transformation perspective*:

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \left( \frac{-1}{\lambda} \right) & 1 \end{bmatrix}$$

### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (5)

♦ Avant d'aller plus loin, rappellons la définition d'une coordonnée homogène (tel que présenté au cours #1):

En coordonnées homogènes, le point de coordonnées cartésiennes (x,y,z) est représenté par (x',y',z',w) où  $w\neq 0$ .

La relation entre les coordonnées cartésiennes et homogènes est donnée par

$$x = x'/w$$

$$y = y'/w$$

$$z = z'/w$$

Donc,

Un point de l'espace cartésien:

 $n: \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}$ 

peut s'exprimer en coordonnées homogènes:

kZ k

kX

kY

avec  $k \neq 0$ 

Pour retrouver les coordonnées cartésiennes il faut diviser les coordonnées homogènes par le dernier élément du vecteur.

#### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (6)

• Revenons à notre *transformation perspective*:

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-1}{\lambda} & 1 \end{bmatrix}$$

Lorsque l'on applique une telle transformation à un point de l'espace cartésien, ce dernier sera transformé de cette façon:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-1}{\lambda} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} kX \\ kY \\ kZ \\ k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} kX \\ kY \\ 0 \\ \frac{-kZ}{\lambda} + k \end{bmatrix}$$

• Pour retrouver les coordonnées cartésiennes, on divise par le dernier élément:

$$\begin{bmatrix} kX \\ kY \\ 0 \\ -kZ + k \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} \frac{kX}{-kZ} + k \\ \frac{kY}{-kZ} + k \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\lambda X}{\lambda - Z} \\ \frac{\lambda Y}{\lambda - Z} \\ 0 \end{bmatrix}$$
Coordonnées homogènes

Coordonnées cartésiennes

Jean-Philippe Roberge - Novembre 2012

### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (7)

• Autre remarque concernant la matrice de *transformation perspective*:

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-1}{\lambda} & 1 \end{bmatrix}$$

- ♦ Remarquez que cette dernière matrice est non-inversible...
  - **♦** Avez-vous une interprétation de ce fait mathématique?
- → Il est en effet impossible de retrouver les coordonnées 3D (X,Y,Z) d'un point de l'espace cartésien seulement à partir de ses coordonnées de l'espace image!
- - La transformation entre les points cartésiens et les points de l'image sera donnée par:

$$\left(P^{-C}T_{U}\right)$$
  $\Rightarrow$  où  ${}^{U}T_{c}=\begin{bmatrix} {}^{U}R_{c} & {}^{U}P_{C} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$  est la matrice de transformation entre le repère de la caméra et le repère universel

Remarque: Évidemment,  ${}^{C}T_{U} = \left({}^{U}T_{C}\right)^{-1}$ 

#### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (8)

Autre remarque concernant la transformation perspective:

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-1}{\lambda} & 1 \end{bmatrix} \qquad \text{et} \qquad \left( P \ ^{C}T_{U} \right)$$

Après multiplication, la matrice de transformation globale aura cette forme:

$$P^{C}T_{U} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix}$$
 Aussi  $a_{44}$  ne sera jamais  $= 0$ . En fait,  $a_{44}=1$  pour les transformations ici

Ainsi,

les transformations ici considérées.

$$\begin{bmatrix} kx \\ ky \\ 0 \\ k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}$$
$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}$$

#### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (9)

Continuant le développement transformation perspective:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 0 \\ k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}$$

On pourrait démontré ici qu'en multipliant P et T, a<sub>44</sub> sera toujours égal à 1. Donc, les équations écrites sous forme d'un système:

$$\begin{bmatrix} X_k & Y_k & Z_k & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -x_k X_k & -x_k Y_k & -x_k Z_k \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_k & Y_k & Z_k & 1 & -y_k X_k & -y_k Y_k & -y_k Z_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ a_{21} \\ a_{22} \\ a_{23} \\ a_{24} \\ a_{41} \\ a_{42} \\ a_{43} \\ \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix}$$

### Cours #11 Modèle de la caméra – Trou d'épingle (10)

Pour un point  $(X_k, Y_k, Z_k)$  et sa projection  $(x_k, y_k)$ , on aura

Si  $n \ge 6$  points sont disponibles, on peut solutionner au sens des moindres carrés l'équation :

### Cours #11

### Introduction à la robotique mobile

### Cours #11 Introduction à la robotique mobile: Références

- [1] Leonard, J.E., Durrant-Whyte, H.F., *Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*. Norwood, MA, Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [2] Borenstein, J., Everet,t H.R., Feng, L., *Navigating Mobile Robots, Systems* and *Techniques*. Natick, MA, A.K. Peters, Ltd., 1996.
- [3] Cox, I.J., Wilfong, G.T. (editors), *Autonomous Robot Vehicles*. New York, Spinger- Verlag, 1990.
- [4] Siegwart, R. Nourbakhsh, I., Introduction to Autonomous Mobile Robots. MIT
   Press, 2004.

#### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (1)

- L'industrie du manipulateur robotisé ou bras robotisé est une industrie qui vaut environ 3 milliards de dollars!
  - Ce sont des robots parfaits pour une multitude de contexte, entres autres, les lignes de production.
  - Ils sont parfaits pour une multitude d'applications de l'industrie manufacturière, e.g. l'industrie automobile et l'industrie électronique.

◆ Par contre, ils souffrent d'au moins une lacune importante: la mobilité!

#### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (2)

- Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité?
  - Pour atteindre des régions éloignées et difficiles où il serait troparisqué, difficile, coûteux d'envoyer un humain: e.g. robot martien ou lunapanoramique

## Programme d'exploration de Mars - Historique -

1960 à 1975 – Photos de Mars (satellites)

1976 – Viking 1 & Viking 2

1997 – Sojourner (Mars Pathfinder)

2003 – Spirit & Opportunity

2007 – Phoenix

Prévu 2011 - Curiosity

Prévu 2016 – ExoMars & MAX-C

Prévu 2020 – Mars Sample Return (MSR)



scienca nos egas saissio/ns/axomars/

### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (3)

- ♦ Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité (suite)?
  - Pour améliorer la manoeuvrabilité
    - Robot *Plustech* qui à partir d'une direction donnée par l'opérateur, gère le déplacement. Il sert à bouger les pièces de bois lors du défrichage.



#### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (4)

- ♦ Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité (suite)?
  - Pour les environnements difficiles (même sur Terre)
    - Exemple: Robots d'inspection de conduite d'air





Jean-Philippe Roberge - Novembre 2012

#### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (5)

- ♦ Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité (suite)?
  - Pour les environnements difficiles (même sur Terre)
    - Exemple: Robot qui inspecte Chernobyl, sous-marin autonomes





Jean-Philippe Roberge - Novembre 2012

### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (6)

- ♦ Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité (suite)?
  - Pour les environnements difficiles (même sur Terre)
    - ♠ Exemple: sous-marins autonomes Maski (IREQ)



### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (7)

- ♦ Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité (suite)?
  - Pour les environnements difficiles (même sur Terre)
    - Pour remplacer les humains pour certaines tâches simples

#### Toyota's tour-guide robot



### HELPMATE: transport de nourriture en milieu hospitalier



Jean-Philippe Roberge - Novembre 2012

### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (8)

- ♦ Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité (suite)?
  - Pour les environnements difficiles (même sur Terre)
    - Pour remplacer les humains pour certaines tâches: passer l'aspirateur



### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (9)

- ♦ Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité (suite)?
  - Pour les environnements difficiles (même sur Terre)
    - À des fins éducatives: Khepera





#### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (10)

• Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité (suite)?

Pour les environnements difficiles (même sur Terre)

• Pour la recherche et développement: Alice



.....oberge - Novembre 2012

### Cours #11 Robots mobiles – Raisons d'êtres (11)

♦ Pourquoi certaines applications requièrent-elles des robots dotés de mobilité (suite)?

55

Pour les environnements difficiles (même sur Terre)

• Applications militaires





### Cours #11 Robots mobiles – Petit historique (1)

- ♦ 1939-1945: c'est la guerre, les premiers robots mobiles voient leur apparition, il s'agit de missiles à guidage automatique.
- ♦ 1948-1949: Construction d'*Elmer* et *Elsie*, deux robots qui bougent de manière autonome vers des sources lumineuses en évitant des obstacles
- 1961-1963: John Hopkin's University construit *the beast*: un robot autonome qui bouge en fonction de sonar. Particularité: quand sa batterie devient faible, le robot se branche par lui-même dans une prise électrique assurant ainsi sa *survie*.
- ♦ 1970: *The Stanford white line follower*: un robot qui suit une ligne blanche en filmant avec une caméra
- ♦ 1976: Program *Viking* de la Nasa
- ♦ 1994: Avec des passagers à bord, Vamp et Vita-2 ont conduit plus de 1000 kilomètres dans le traffic standard avec des vitesses pouvant atteindre parfois 130km/h

### Cours #11 Robots mobiles – Petit historique (2)

- ♦ 1996: Nasa envoie *Sojourner* sur Mars
- ♦ 2002: *Roomba*: Un robot domestique qui nettoie le plancher
- ♦ 2004: *Robosapien*: un jouet qui est en fait un robot bimorphique!
- ♦ 2005: Ce sont les premiers débuts de Big Dog (Boston Dynamics)
- **♦** 2007: C'est le *Darpa Urban Grand Challenge*:
- 2011: Curiosity, robot mobile propulsé par l'énergie **nucléaire** atterit sur Mars

## Cours #11 Types de locomotions (1)

- Lors de la conception d'un robot mobile, plusieurs moyen de locomotion peuvent être choisis afin de rendre possible le déplacement du robot.
  - La plupart du temps, il est intéressant de constater à quel point les mécanismes de locomotion sont inspirés de la nature... En voici quelques-uns (image tirée de [4]).

Type of motion		Resistance to motion	Basic kinematics of motion	
Flow in a Channel		Hydrodynamic forces	Eddies	
Crawl		Friction forces	-/////////	
Sliding	al Tr	Friction forces	Transverse vibration	
Running	380	Loss of kinetic energy	Oscillatory movement of a multi-link pendulum	
Jumping	55/	Loss of kinetic energy	Oscillatory movement of a multi-link pendulum	
Walking	太	Gravitational forces	Rolling of a polygon (see figure 2.2)	

Il manque pourtant un moyen de locomotion important, lequel?

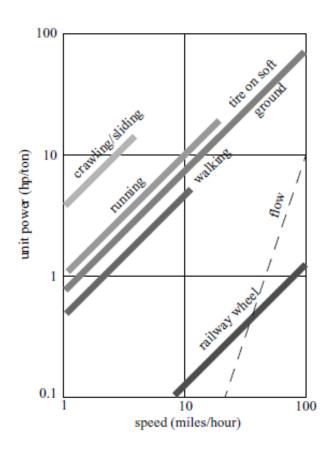
#### La roue!

(On ne la retrouve pas tel quel dans la nature!)

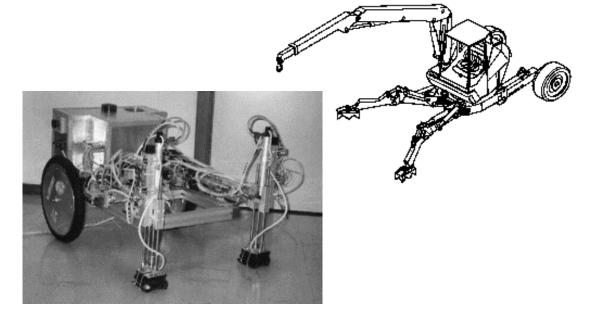
Figure 2.1 Locomotion mechanisms used in biological systems.

# Cours #11 Types de locomotions (2)

♦ Il faut évidemment tenir compte du type de surface sur laquelle le robot évoluera et du type d'opération à accomplir. (figure tirée de [4])

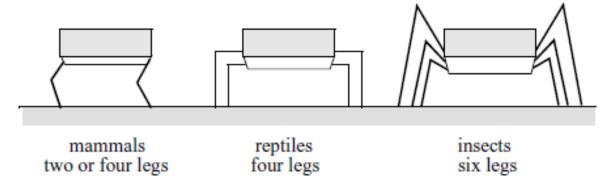


- Types de robots de plus en plus étudiés:
  - Les robots hybrides:

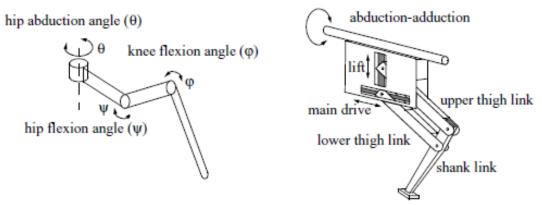


## Cours #11 Types de locomotions – Configuration avec jambes (1)

♦ Dans la nature, on retrouve plusieurs animaux possédant des configurations de jambes desquelles on peut s'inspirer pour les robots mobiles:



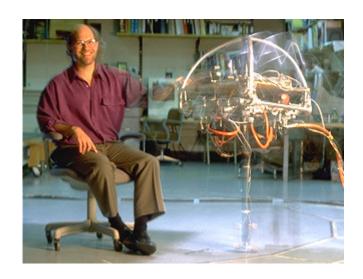
Différentes jambes à 3 D.D.L.:

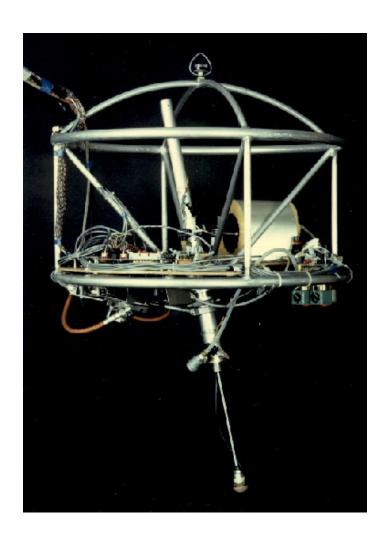


Nombres de configurations possibles des jambes: N = (2k-1)! où k est le nombre de jambes

# Cours #11 Types de locomotions – Configuration avec jambes (2)

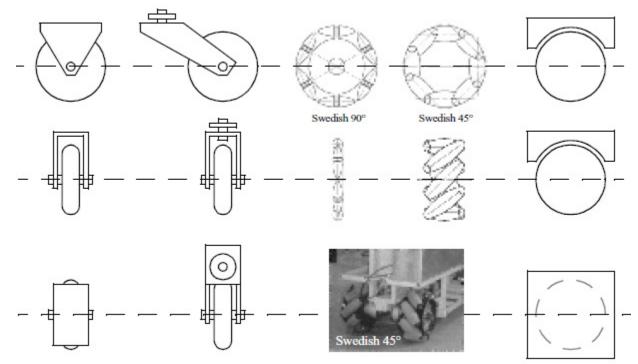
Certains robots particuliers existent:





## Cours #11 Types de locomotions – Configuration avec roues (1)

- ♦ Dans le cadre de ce module sur les robots mobiles, nous nous attarderons surtout sur les robots mobiles qui se déplacent à l'aide de roues.
  - Plusieurs types de roues existent cependant:

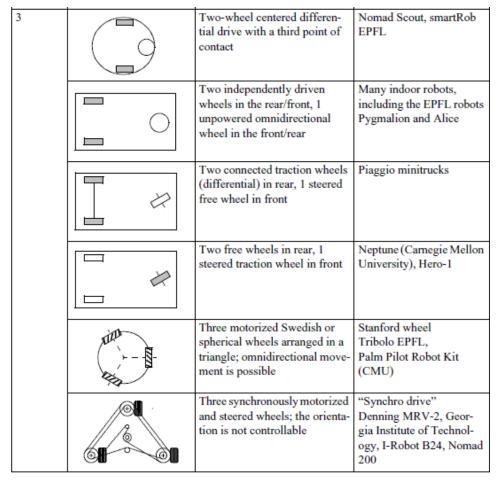


Aussi, tant qu'à parler de type de roue, pour vous ouvrir l'esprit:

# Cours #11 Types de locomotions – Configuration avec roues (2)

Non seulement existe-t-il plusieurs types de roues, il existe aussi plusieurs géométries de roue (image) adapté de [4]:

# of wheels	Arrangement	Description	Typical examples
2		One steering wheel in the front, one traction wheel in the rear	Bicycle, motorcycle
		Two-wheel differential drive with the center of mass (COM) below the axle	Cye personal robot



# Cours #11 Types de locomotions – Configuration avec roues (3)

#### Géométries de roues (suite)

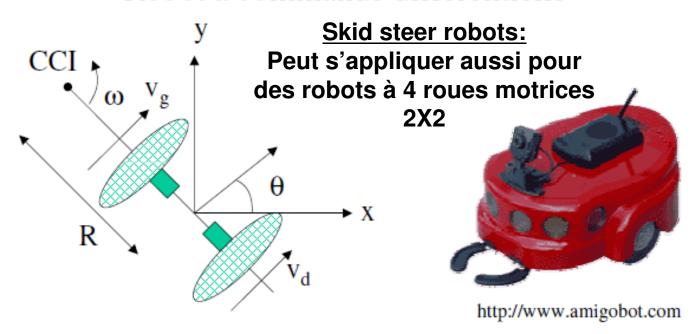
4		Two motorized wheels in the rear, 2 steered wheels in the front; steering has to be different for the 2 wheels to avoid slipping/skidding.	Car with rear-wheel drive
		Two motorized and steered wheels in the front, 2 free wheels in the rear; steering has to be different for the 2 wheels to avoid slipping/skidding.	Car with front-wheel drive
	II	Four steered and motorized wheels	Four-wheel drive, four- wheel steering Hyperion (CMU)
		Two traction wheels (differential) in rear/front, 2 omnidirectional wheels in the front/rear	Charlie (DMT-EPFL)
		Four omnidirectional wheels	Carnegie Mellon Uranus
		Two-wheel differential drive with 2 additional points of con- tact	EPFL Khepera, Hyperbot Chip
		Four motorized and steered castor wheels	Nomad XR4000

# of wheels	Arrangement	Description	Typical examples	
6		Two motorized and steered wheels aligned in center, 1 omnidirectional wheel at each corner	First	
		Two traction wheels (differen- tial) in center, 1 omnidirec- tional wheel at each corner	Terregator (Camegie Mellon University)	
Icons for the each wheel type are as follows:				
$\bigcirc$	unpowered omnidirectional wheel (spherical, castor, Swedish);			
17271	motorized Swedish wheel (Stanford wheel);			
	unpowered standard wheel;			
	motorized standard wheel;			
	motorized and steered castor wheel;			
中	steered standard wheel;			
呂	connected wheels.			

# Cours #11 Types de locomotions – Configuration avec roues (4)

• Géométries de roues fréquemment rencontrées (notes de cours):

#### Robot à commande différentielle

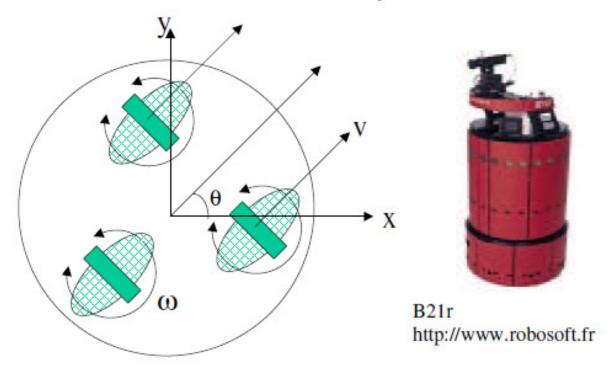


CCI: Centre de courbure instantané

# Cours #11 Types de locomotions – Configuration avec roues (5)

• Géométries de roues fréquemment rencontrées (notes de cours):

#### Robot à commande synchronisée

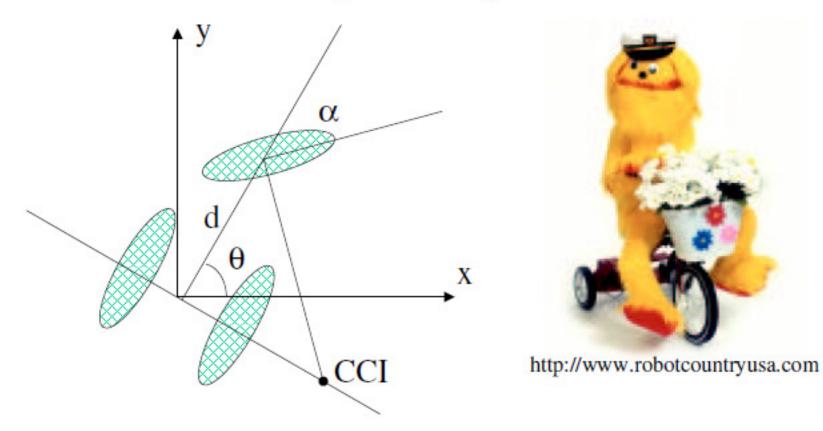


CCI à l'infini

# Cours #11 Types de locomotions – Configuration avec roues (6)

• Géométries de roues fréquemment rencontrées (notes de cours):

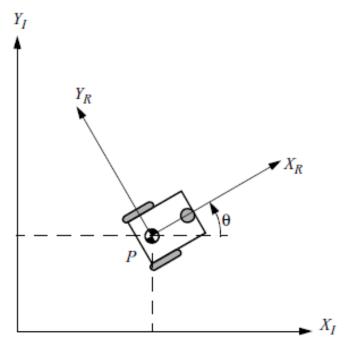
### Tricycle - Bicyclette



#### Cours #11

#### Robots mobiles : Premières notions de cinématique (1)

• Souvent, on utilise le modèle simple (planaire) suivant pour modéliser la pose d'un robot mobile exprimée dans le repère de référence (repère universel):



La pose possède ici 3 degrés de liberté:

$$\boldsymbol{\xi}_{I} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}$$

Aussi:

$$\xi_R = {}^R F_I \xi_I$$
  
$$\xi_I = \left( {}^R F_I \right)^{-1} \xi_R = {}^I F_R \xi_R$$

- Souvent, même en sachant que le robot évolue dans un espace 3D (le robot évolue à une hauteur variable), on utilise des techniques de projection dans le plan, notamment pour le contrôle et le suivi de trajectoire.
- L'élaboration de la cinématique directe d'un robot mobile se fait moins *machinalement* que dans le cas d'un robot sériel statique.

  68

  Jean-Philippe Roberge Novembre 2012

#### Cours #11

#### Robots mobiles : Premières notions de cinématique (2)

- ▶ Très souvent, nous nous intéressons à la vitesse du robot dans le repère de référence (universel).
  - Directement:

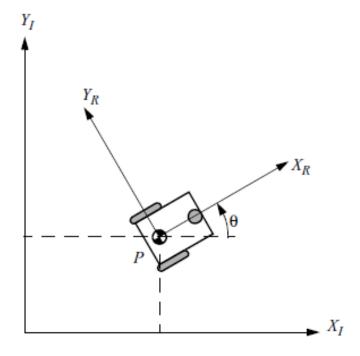
$$\dot{\xi}_R = {}^RT_I\dot{\xi}_I$$

Où:

$${}^{R}T_{I} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

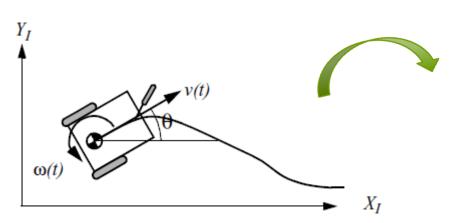
• Donc:

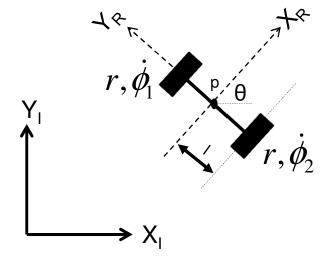
$$\dot{\xi}_{I} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \dot{\xi}_{R} = \begin{pmatrix} {}^{R}T_{I} \end{pmatrix}^{T} \dot{\xi}_{R}$$



# Cours #11 Robots mobiles : Premières notions de cinématique (3)

Considérons un premier exemple:





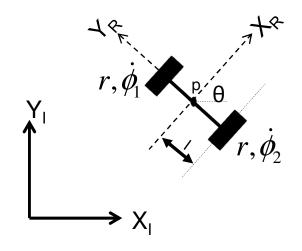
- Lorsque nous travaillons dans le contexte de la robotique mobile, le problème de la cinématique directe réfère plutôt à la question: Étant donné la géométrie du robot et la vitesse de ses roues, comment le robot se déplace-t-il?
  - Pour le robot ci-dessus, plus particulièrement, le problème se résume à répondre à la question: Étant donné les vitesses des deux roues de ce robot et sa géométrie, quel sera la vitesse de sa pose exprimée dans le repère de référence?

#### Cours #11

#### Robots mobiles : Premières notions de cinématique (4)

- Nous avons déjà mentionné que:  $\dot{\xi}_{I} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \dot{\xi}_{R} = \begin{pmatrix} {}^{R}T_{I} \end{pmatrix}^{T} \dot{\xi}_{R}$
- Nous supposons ici que nous connaissons l'orientation initiale  $\theta$ .
  - Notez que la matrice de transformation ITR changera au fur et à mesure que le robot se déplacera. Pour mettre à jour la valeur de  $\theta$ , on pourrait simplement ajouter l'intégrale de la vitesse angulaire
    - Nous verrons comment on peut le faire encore plus efficacement à l'aide du calcul de l'odométrie basé sur la fusion de plusieurs capteurs.
- ▶ La démarche consiste donc tout d'abord à déterminer la contribution de chacune des deux roues sur la pose exprimée dans le repère local (repère *R*):

71



• Pour ce faire, nous imaginons que  $\theta = 0$  et calculons la contribution de chacune des roues sur la vitesse de déplacement en x, en y et sur la vitesse de rotation.

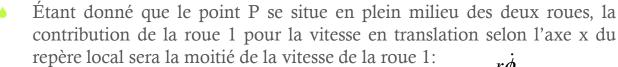
#### Cours #11

#### Robots mobiles : Premières notions de cinématique (5)

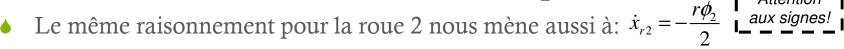
Étant donné la géométrie simple de ce robot, la contribution des roues sur la vitesse de translation et d'orientation est assez simple à calculer.



 $v_1 = r\dot{\phi}_1$  où r est le rayon de la roue en mètre et  $\dot{\phi}$  la vitesse angulaire de la roue en rad/sec









• Finalement la contribution de chacune des roues sur la vitesse de l'orientation:

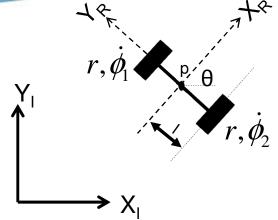
$$\dot{\theta} = -\frac{r\dot{\phi_1}}{2l} - \frac{r\dot{\phi_2}}{2l}$$

#### Cours #11

#### Robots mobiles: Premières notions de cinématique (6)

Donc, en résumé:

$$\dot{\xi} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{r\dot{\phi}_1}{2} - \frac{r\dot{\phi}_2}{2} \\ 0 \\ -\frac{r\dot{\phi}_1}{2l} - \frac{r\dot{\phi}_2}{2l} \end{bmatrix}$$



La cinématique directe de ce robot est donc donnée directement par:

$$\dot{\xi}_{I} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{r\dot{\phi}_{1}}{2} - \frac{r\dot{\phi}_{2}}{2} \\ 0 \\ -\frac{r\dot{\phi}_{1}}{2l} - \frac{r\dot{\phi}_{2}}{2l} \end{bmatrix}$$

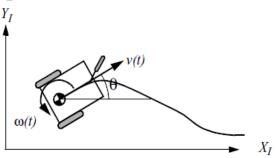
- Il s'agit de la vitesse (de la pose) du robot, exprimée dans le repère universel en fonction de la vitesse de chacun de ces moteurs.
- $\bullet$  De plus (rappel), on pourrait calculer θ simplement de cette façon:

$$\theta(t) = \theta_0 + \int_{t_0}^t \dot{\theta}(t) dt$$

\*\*Quelle sera une des sources d'erreur considérable si l'on se base sur ce calcul pour déterminer  $\theta$ ?

#### Cours #11 Robots mobiles : Premières notions de cinématique (7)

• Remarque: À la base, le robot que nous considérions était celui-ci:



♦ Dans l'élaboration de notre modèle, nous avons négligé la roue non-actionnée (celle qui

pivote à l'avant du robot.

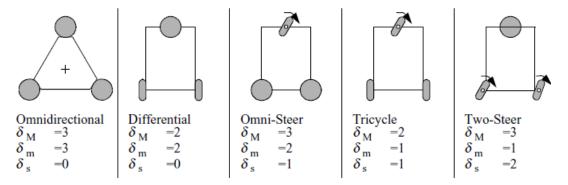
Est-ce grave?



- ♦ Autres types de roues qui n'amènent pas de contraintes sur les mouvements possibles du robot:
  - Roues pivotantes standards, roues sphériques, roues suédoises...

#### Cours #11 Robots mobiles : Manoeuvrabilité

- Donnons ici quelques définitions:
- Le **degré de mobilité** d'un robot mobile est le nombre de variables de la pose sur lesquelles il est possible d'agir simplement en changeant la vitesse des roues.
- Le **degré de directionnalité** (*steerability*) d'un robot mobile est le nombre de variables supplémentaires de la pose sur lesquelles vous pouvez agir après avoir changer les angles des roues pivotantes.
- Le degré de manoeuvrabilité est simplement (le degré de mobilité + le degré de directionnalité).



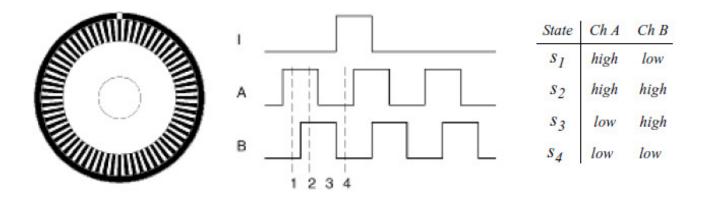
### Cours #11 Robots mobiles : Perceptions et capteurs (1)

- Dès qu'on parle de robot mobile, on parle d'autonomie.
  - Dès qu'on parle d'autonomie, on parle de perceptions et de capteurs.

▶ Dans cette section, on présente (brièvement) plusieurs capteurs fréquemment utilisés en robotique mobile.

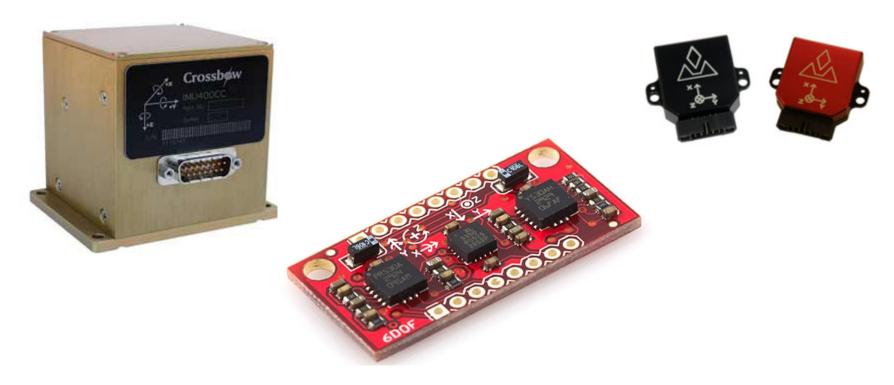
#### Cours #11 Robots mobiles : Perceptions et capteurs (2)

• Capteurs de roues: Les encodeurs optiques:



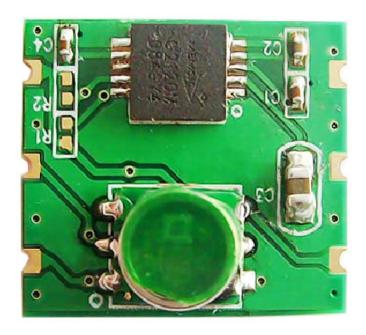
### Cours #11 Robots mobiles: Perceptions et capteurs (3)

♦ La centrale inertielle ou IMU pour inertial measurement unit



### Cours #11 Robots mobiles : Perceptions et capteurs (4)

**♦** La boussole



◆ Trois gyroscopes + trois accéléromètres pour connaître les accélérations et vitesses angulaires

### Cours #11 Robots mobiles: Perceptions et capteurs (5)

♦ Le GPS (lorsque c'est possible) pour *global positionning system*:





Moyen très efficace pour se localiser dans un repère global.

### Cours #11 Robots mobiles: Perceptions et capteurs (6)

Les capteurs ultrasons:



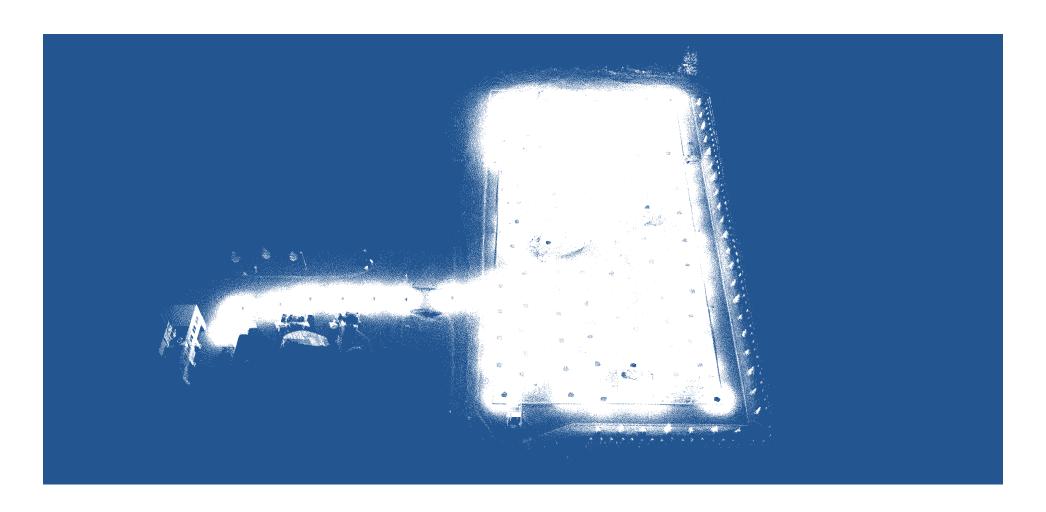
• Permettent de mesurer des distances en mesurant le temps de vol d'un ultrason et de son echo.

### Cours #11 Robots mobiles : Perceptions et capteurs (7)

Les télémètres laser:

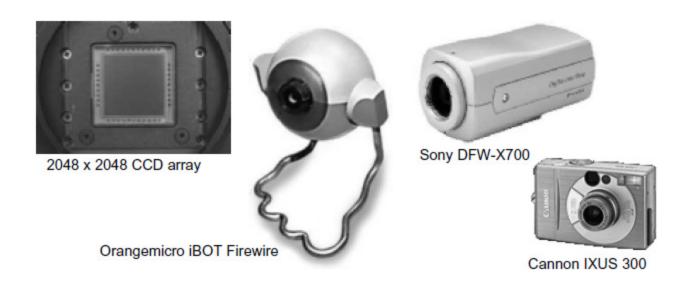
• Permettent de mesurer des distances en mesurant le temps de vol d'un ou plusieurs rayon laser

## Cours #11 Robots mobiles : Perceptions et capteurs (8)



### Cours #11 Robots mobiles : Perceptions et capteurs (9)

Caméras CCD:



### Cours #11 Robots mobiles: Perceptions et capteurs (10)

Caméras stéréoscopiques:



Permet la vision 3D, il faut résoudre le problème d'appariemment

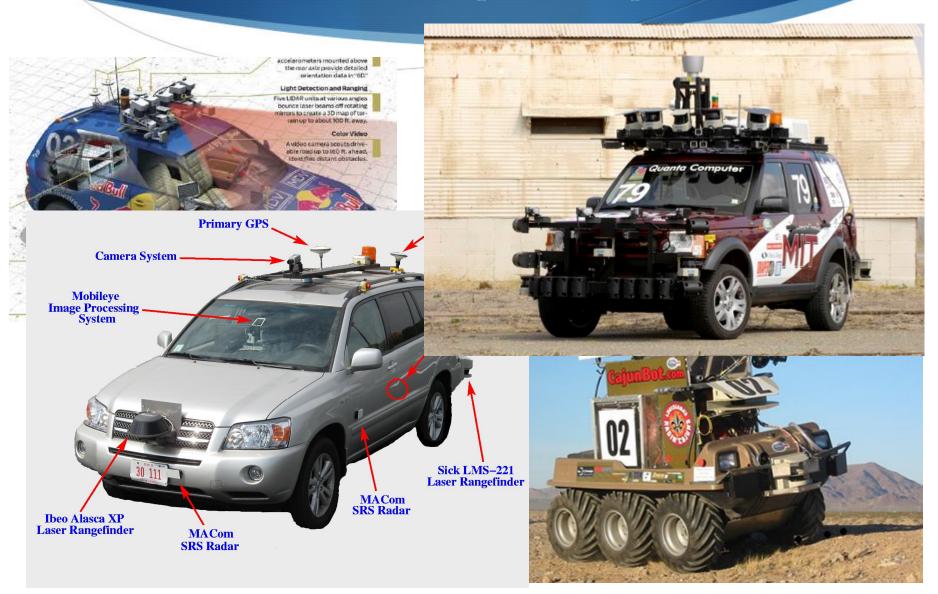
### Cours #11 Robots mobiles: Perceptions et capteurs (10)

**♦** Radars:



♦ Permet la détection d'obstacles à grandes distances. Peu sensible à la poussière.

### Cours #11 Robots mobiles: Perceptions et capteurs (11)



# Exercices

#### Exercices (3)

#### Question 7 (1 point)

Un cercle est approximé par

0	0	1	1	1	0	0
0	1	1	1	1	1	0
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
0	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	0	0

Calculer  $\phi_1$  et  $\phi_2$  et comparer avec la valeur théorique sachant que pour l'ellipse de demi-axes (a,b), on a

$$\phi_1 = \frac{1}{4\pi} \left( \frac{b}{a} + \frac{a}{b} \right)$$

$$\phi_2 = \left( \frac{1}{4\pi} \right)^2 \left( \frac{b}{a} - \frac{a}{b} \right)^2$$

#### Références

- [1] Leonard, J.E., Durrant-Whyte, H.F., *Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*. Norwood, MA, Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [2] Borenstein, J., Everet,t H.R., Feng, L., *Navigating Mobile Robots, Systems* and *Techniques*. Natick, MA, A.K. Peters, Ltd., 1996.
- [3] Cox, I.J., Wilfong, G.T. (editors), Autonomous Robot Vehicles. New York, Spinger- Verlag, 1990.
- ı [4] Siegwart, R. Nourbakhsh, I., *Introduction to Autonomous Mobile Robots.* MIT ! Press, 2004.