



Apprentissage et correction des imperfections des robots humanoïdes de petite taille : application à l'odométrie et à la synthèse de mouvements

Quentin Rouxel

Directeurs : Olivier Ly et Hugo Gimbert

Équipe Rhoban - LaBRI - Université de Bordeaux

Soutenance de thèse – 4 décembre 2017

Plan

① Introduction

RoboCup

Plateforme robotique

Problématique

② Définitions et notions

③ Correction de l'odométrie : régression et mesure externe

④ Correction de l'odométrie : modèle linéaire et identification

⑤ Conclusion

La compétition RoboCup (1/2) – Origine et ambition

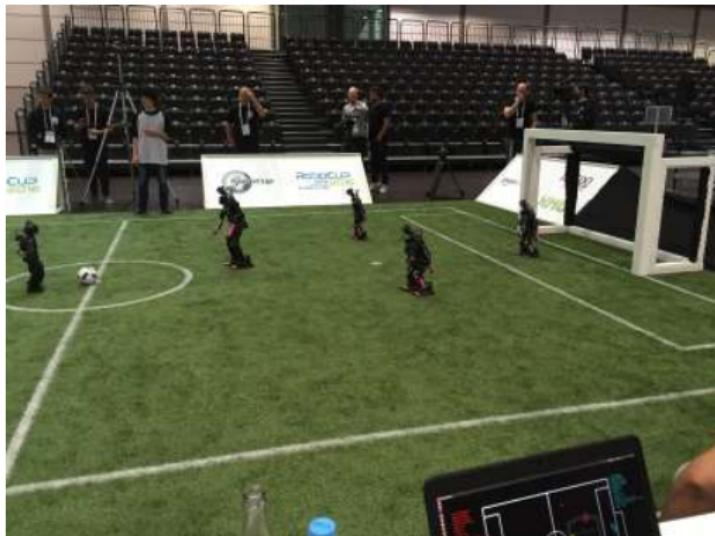
RoboCup

Compétition internationale

Ambition – 2050

Battre la meilleure équipe humaine
de football

- Origine (1997) : victoire aux échecs contre Garry Kasparov
- ⇒ Grand défi pour l'IA



La compétition RoboCup (2/2) – Ligue Humanoid

3 tailles : *Kid-Size*, *Teen-Size*,
Adult-Size

Ligue Humanoid Kid-Size

Robots autonomes, anthropomorphe et non standards

- Recherche : mécatronique, mouvements, perception
- Contraintes opérationnelles

Rhoban Football Club : 1ère place
Humanoid Kid-Size en 2016 et 2017



Rhoban football club : Robocup humanoid kid-size 2016 champion team paper

Julien Allali, Louis Deguillaume, Rémi Fabre, Loïc Gondry, Ludovic Hofer, Olivier Ly, Steve N'Guyen, Grégoire Passault, Antoine Pirrone, Quentin Rouxel
RoboCup 2016

Le robot Sigmaban (1/2) – Caractéristiques matérielles

Robot humanoïde
Sigmaban :

- Taille : 57 cm
- Poids : 4.2 Kg
- Articulations : 20
- Caméra industrielle
- Processeur x86
- IMU (accéléromètres, gyromètres)
- Capteurs de pression
- Servomoteurs Dynamixel



Le robot Sigmaban (2/2) – Robuste mais imparfait

Imperfections

Comportement réel \neq prédiction du modèle solide rigide

Robots humanoïdes précis : HRP-2, ASIMO, iCub (jambes), HOAP-3

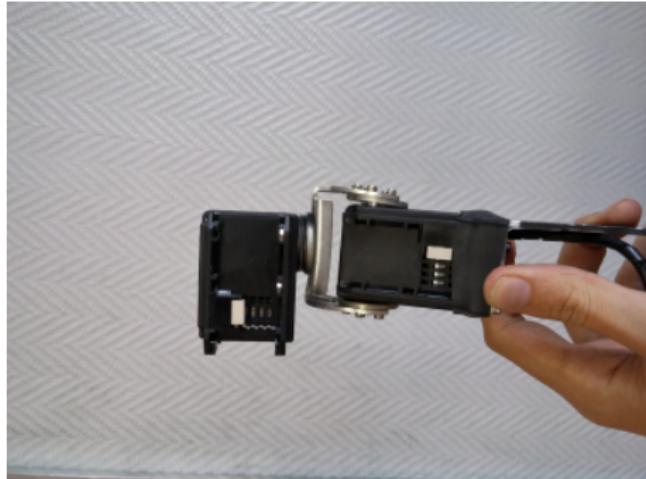
Nos robots :

- Coût moindre
- Nombreuses imperfections
- Matchs RoboCup : chocs importants, chutes fréquentes
- Robustes et solides



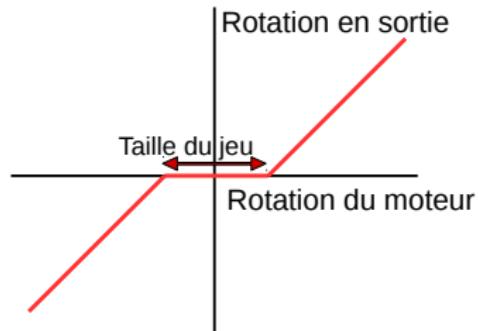
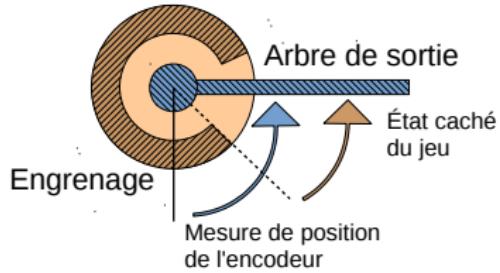
(Source : Shuuji Kajita et al.)

Imperfections (1/3) – Déformations mécaniques



- Segments mécaniques et torsions arbres moteur
- Usure : chutes et collisions
- Erreur statique du modèle géométrique

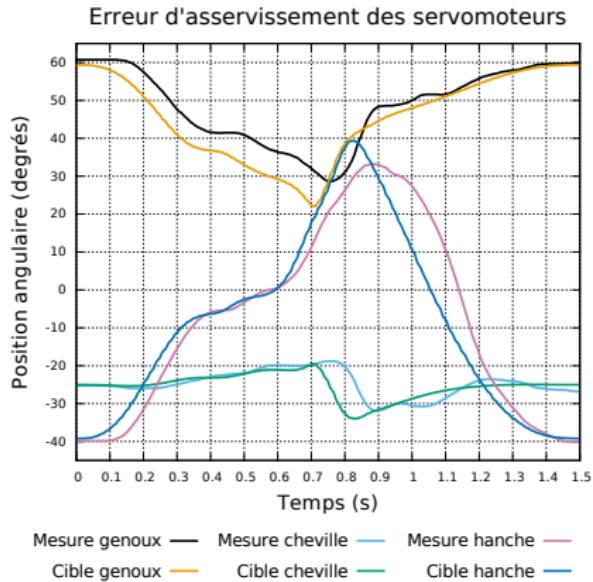
Imperfections (2/3) – Jeu des engrenages



- Augmente avec l'âge du robot
- Mesuré par les encodeurs
- Affecte la dynamique

Imperfections (3/3) – Asservissement des servomoteurs

- Asservissement réactif (proportionnel)
- Erreur angulaire $> 10^\circ$



Pré-compensation (*feedforward*) :

Dynabau, an open-source alternative firmware for dynamixel servomotors

Rémi Fabre, Quentin Rouxel, Grégoire Passault, Steve N'Guyen, Olivier Ly
Symposium RoboCup, 2016

⇒ Pas utilisé dans la suite

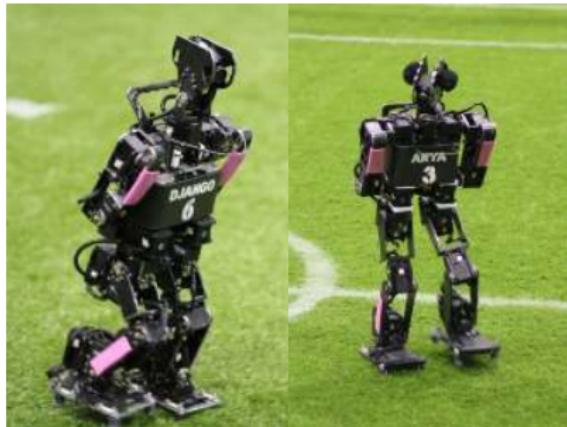
Problématique scientifique

- Difficultés**
- Petits robots humanoïdes
 - Nombreuses imperfections

- Problème**
- Réduire écart comportement estimé/désiré et réalité
 - Méthodes d'apprentissage

Applications Compétition RoboCup

- Déplacement du robot (odométrie)
- Modèle de caméra
- Synthèse de mouvements dynamiques



- Contexte**
- Puissance de calcul limité (autonomie)
 - Solutions opérationnelles

Définitions et notions

① Introduction

② Définitions et notions

Définitions

Enjeux

Littérature et état de l'art

Proprioception

Pied de support

③ Correction de l'odométrie : régression et mesure externe

④ Correction de l'odométrie : modèle linéaire et identification

⑤ Conclusion

Définitions (1/2) – Déplacement égocentrique

Repère égocentrique

Projection du repère du buste

Pose

Position + orientation $\in \mathbb{R}^2 \times]-\pi, \pi]$

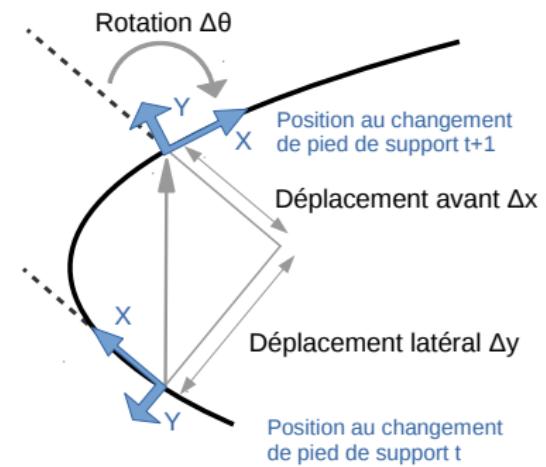
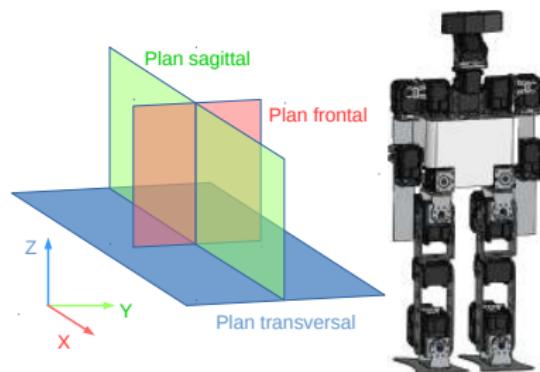
Pied de support

Pied en contact avec le sol

Déplacement égocentrique

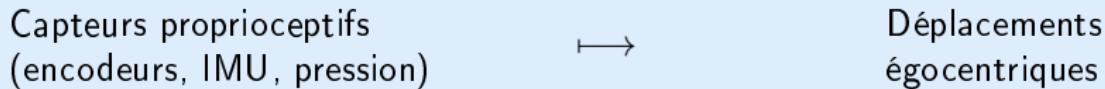
Variation de la pose du repère égocentrique entre deux changements de pied de support

$$\Delta p = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta \theta \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^3$$



Définitions (2/2) – Odométrie proprioceptive et prédictive

Odométrie proprioceptive



Odométrie prédictive (modèle de déplacement)



- Pas de caméra
- Précision odométrie proprioceptive > prédictive
- Apprentissage avec les mêmes données
- Intégration ⇒ trajectoire

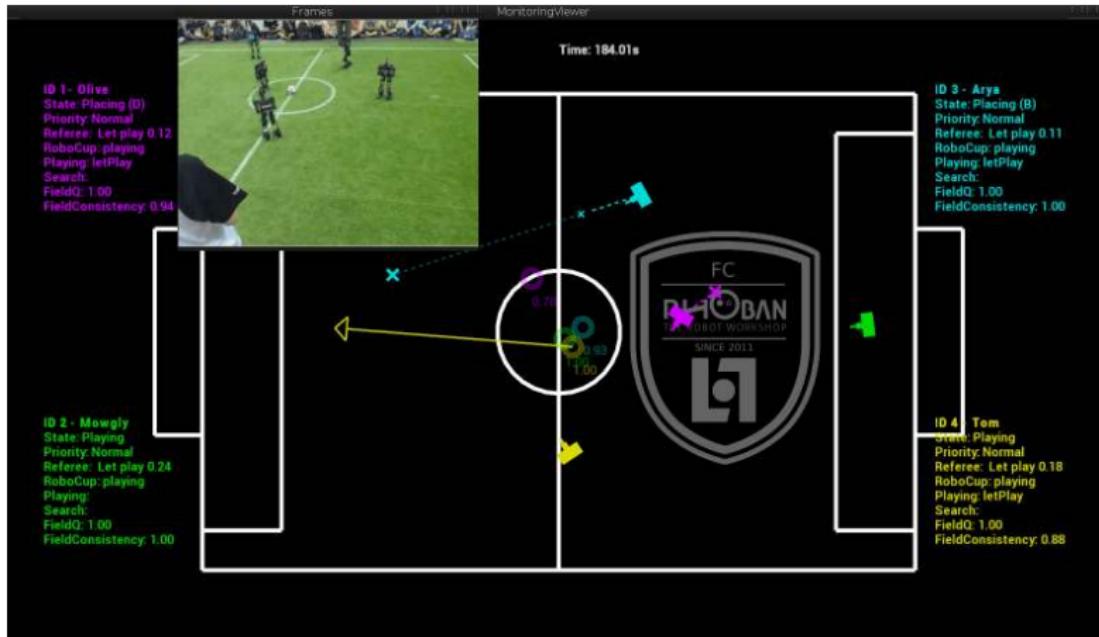
Applications pour la RoboCup

Odométrie proprioceptive :

- Localisation
- Asservissement du déplacement
- Suivi de la balle

Odométrie prédictive :

- Simulation du déplacement
- Tests comportements haut niveau
- Plannification de trajectoire



État de l'art (1/2) – Apprentissage de l'odométrie

Littérature :

Article	Robot	Mesure	Capteur	Apprentissage	Particularité
(Borenstein et al., 1996)	roues	trajectoires références	manuel	analytique	Benchmark
(Roy et al., 1999)	roues	déplacements égocentriques	laser proprioceptif	maximisation vraisemblance	
(Martínez et al., 2005)	roues	pose finale	manuel	optimisation boite noire	chenilles
(Antonelli et al., 2005)	roues	pose finale	externe	régression linéaire	linéarisation
(Schmitz et al., 2010)	humanoïde	déplacements égocentriques	externe	régression linéaire	uniquement prédiction

Contributions :

(Rouxel et al., 2016)	humanoïde	déplacements égocentriques	externe	régression non paramétrique	proprioceptif + prédictif
(Hofer et al., 2017)	humanoïde	pose finale	manuel	optimisation boite noire	proprioceptif + prédictif

État de l'art (2/2) – Odométrie visuelle

Odométrie visuelle

- Traitement d'images
- Variation de la pose de la caméra entre deux images
- Dans le repère du monde
- Pas de proprioception

Avantage :

prend en compte les glissements

Principales difficultés :

puissance de calcul, chocs et mouvements saccadés ⇒ flou et bruit

Stasse et al. (2006) : robot humanoïde HRP-2 + déplacement désiré + Kalman

Oriolo et al. (2016) : robot NAO + odométrie prorioceptive + capteur FSR +
Kalman (mais calcul déporté)

Estimation de l'odométrie (1/3) – Modèle géométrique

Humanoïdes \Rightarrow déplacement « sous actuée »

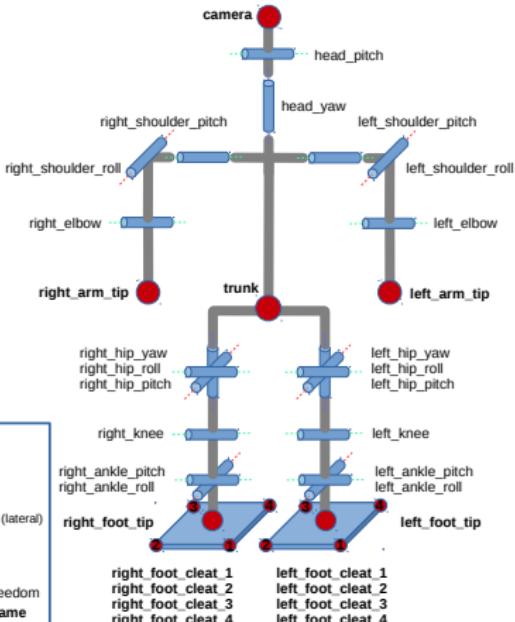
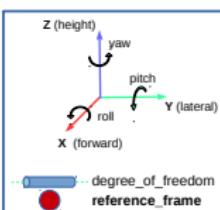
Modèle géométrique direct

espace articulaire (moteurs) \mapsto
espace cartésien (monde 3D)

Hypothèses :

- Pas de glissement
- Toujours un pied au sol
- Pas de double support
- Pied de support non posé à plat

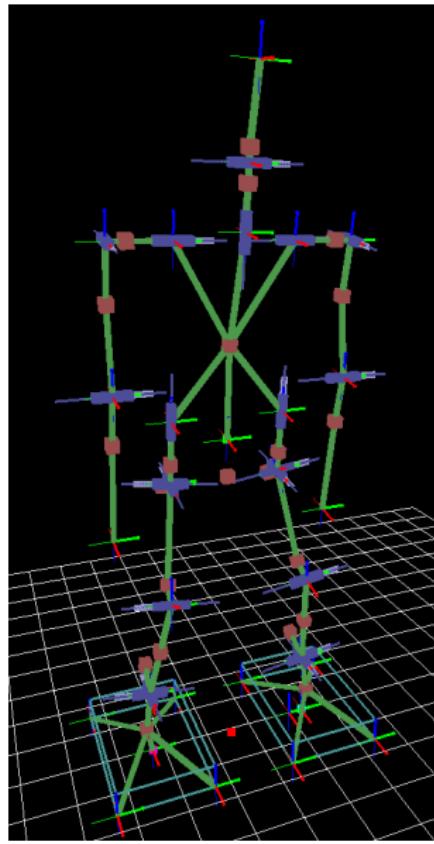
Floating base DOF:
base_x
base_y
base_z
base_yaw
base_pitch
base_roll



Estimation de l'odométrie (2/3) – Proprioception

Capteurs :

- Estimation du pied de support
- Encodeurs \Rightarrow angles articulations
- Centrale inertie (IMU) :
 - accéléromètres, gyromètres
 - filtrage de Mahony
 - inclinaison du buste
- Intégration des gyromètres \Rightarrow azimut du buste



Estimation de l'odométrie (3/3) – Intégration

Odométrie proprioceptive :

- Capteurs \Rightarrow état géométrique
- Au changement de pied de support :
 - Calcul de la pose du deuxième pied
 - Changement et conversion du modèle géométrique (autre pied)

Odométrie prédictive :

- Ordres de déplacement \Rightarrow générateur de marche \Rightarrow positions articulaires désirées
- Pied à plat sur le sol
- Pied de support imposé par la marche

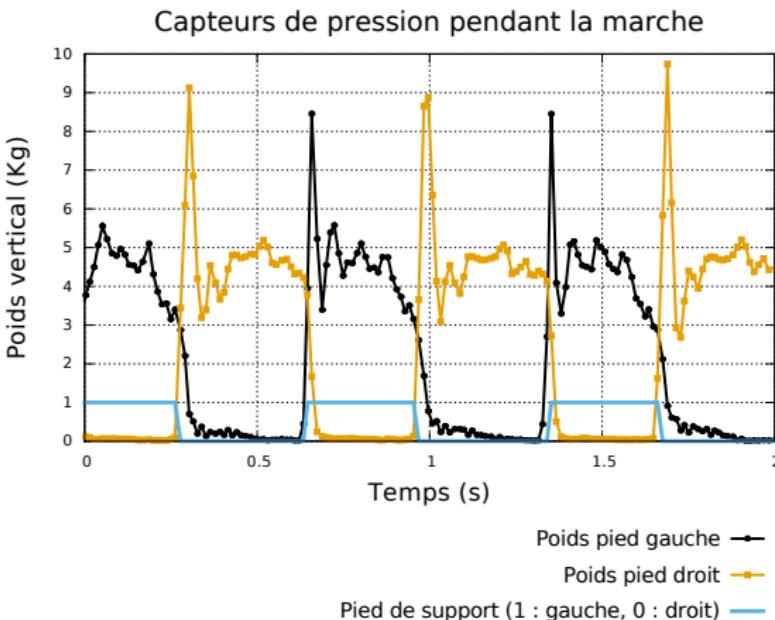
Proprioception du pied de support (1/2) – Méthodes

Estimation par le modèle géométrique

Pied le plus bas

Estimation par les capteurs de pression

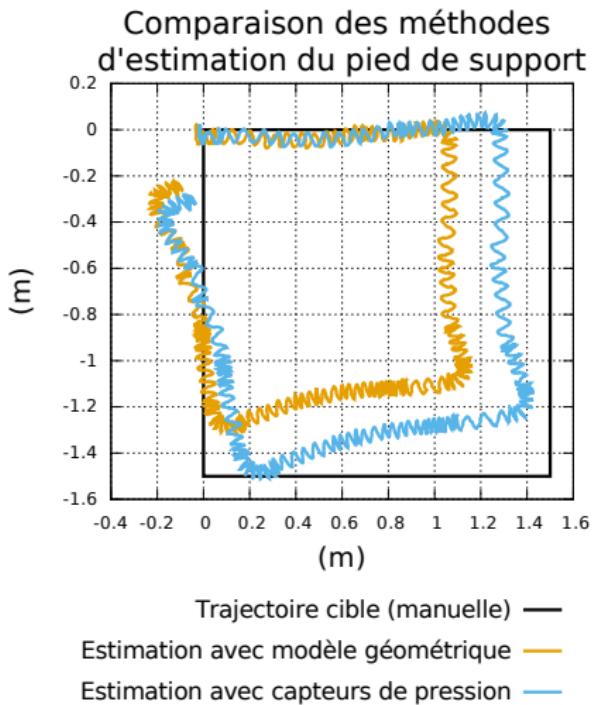
Pied mesurant le plus de poids



Proprioception du pied de support (2/2) – Comparaison

Pilotage manuel. Comparaison de l'odométrie proprioceptive :

- Capteurs de pression > modèle géométrique directe
- Dérive de l'azimut



Low-cost force sensors for small size humanoid robot

Grégoire Passault, Quentin Rouxel, Ludovic Hofer, Steve N'Guyen, Olivier Ly
Video contribution, Humanoids, 2015

Imperfections de l'odométrie

Erreurs systématiques :

- Déformations mécaniques
- Latence bas niveau
- Filtrage IMU
- Erreurs d'asservissement

Erreurs non systématiques :

- Double support
- Glissements (sens de l'herbe)
- Collisions entre robots

Correction de l'odométrie

- ① Introduction
- ② Définitions et notions
- ③ Correction de l'odométrie : régression et mesure externe
- ④ Correction de l'odométrie : modèle linéaire et identification
- ⑤ Conclusion

Système de mesure externe

Capture de mouvements (*mocap*)

Mesure externe de la pose absolue

- Haute fréquence (100 Hz)
- Bonne précision (millimètre)

Mais :

- Matériel « encombrant »

⇒ Mesure déplacements égocentriques



Apprentissage des fonctions de correction

$\Delta p_t^{\text{read}} \in \mathbb{R}^3$: estimation déplacement égocentrique proprioceptif au pas t

$\Delta p_t^{\text{mocap}} \in \mathbb{R}^3$: mesure déplacement égocentrique au pas t

$s_t^{\text{read}} \in \{0, 1\}$: pied de support proprioceptif au pas t

$l_t \in \mathbb{R}_+$: durée du pas t

Odométrie proprioceptive :

$$\mathbb{R}^9 \longrightarrow \mathbb{R}$$

$$\begin{cases} (\Delta p_t^{\text{read}}, \Delta p_{t-1}^{\text{read}}, s_t^{\text{read}}, l_t, l_{t-1}) \longmapsto \Delta x_t^{\text{mocap}} \\ (\Delta p_t^{\text{read}}, \Delta p_{t-1}^{\text{read}}, s_t^{\text{read}}, l_t, l_{t-1}) \longmapsto \Delta y_t^{\text{mocap}} \\ (\Delta p_t^{\text{read}}, \Delta p_{t-1}^{\text{read}}, s_t^{\text{read}}, l_t, l_{t-1}) \longmapsto \Delta \theta_t^{\text{mocap}} \end{cases}$$

Odométrie prédictive :

$$\mathbb{R}^7 \longrightarrow \mathbb{R}$$

$$\begin{cases} (\Delta p_t^{\text{goal}}, \Delta p_{t-1}^{\text{goal}}, s_t^{\text{goal}}) \longmapsto \Delta x_t^{\text{mocap}} \\ (\Delta p_t^{\text{goal}}, \Delta p_{t-1}^{\text{goal}}, s_t^{\text{goal}}) \longmapsto \Delta y_t^{\text{mocap}} \\ (\Delta p_t^{\text{goal}}, \Delta p_{t-1}^{\text{goal}}, s_t^{\text{goal}}) \longmapsto \Delta \theta_t^{\text{mocap}} \end{cases}$$

Régression non paramétrique LWPR

Régression non paramétrique

- Pas de forme imposée de la solution
- Nécessite plus de données

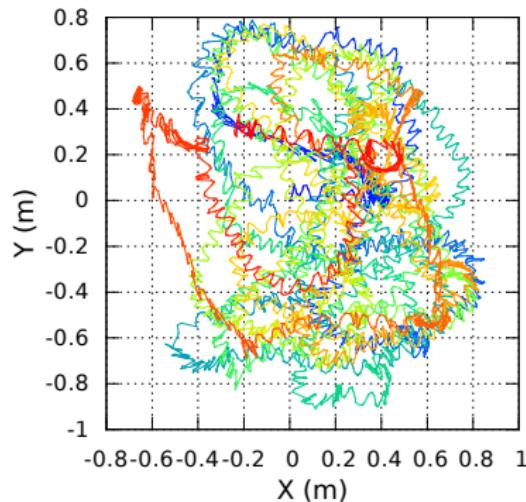
Locally Weighted Projection Regression (LWPR) :

- (Vijayakumar et al., 2005)
- Très peu calculatoire
- Réduction de dimension

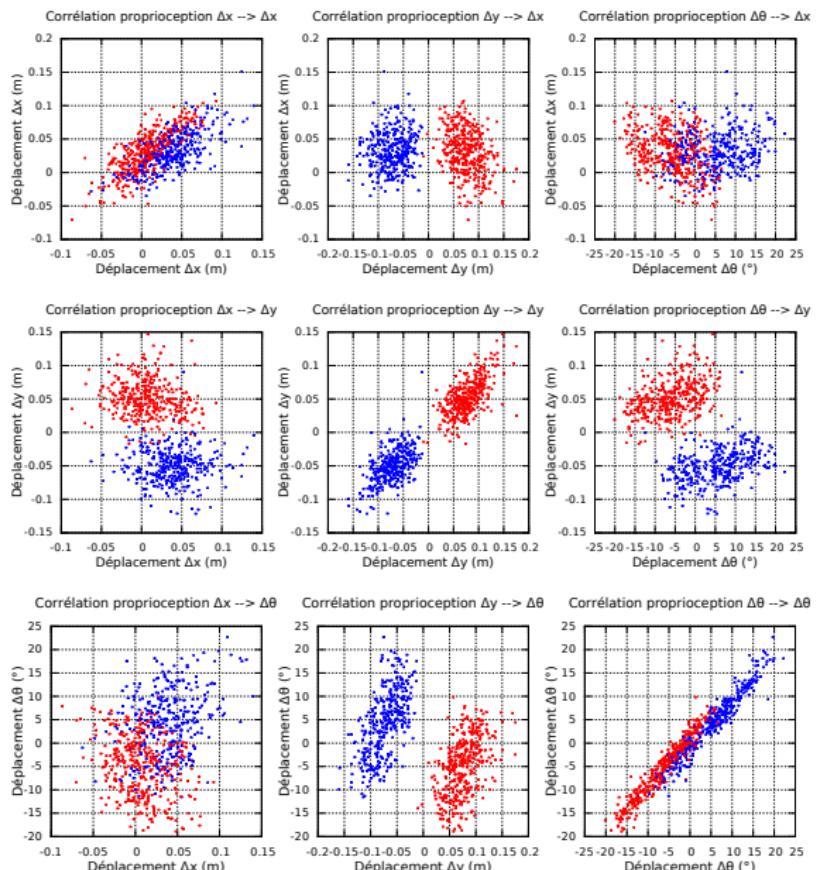
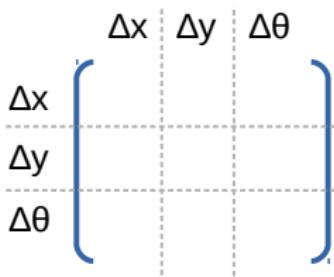
Contextes et expérimentations

- Herbe artificielle
- Pilotage manuel du déplacement
- Exploration de l'espace de contrôle

Herbe en boucle ouverte

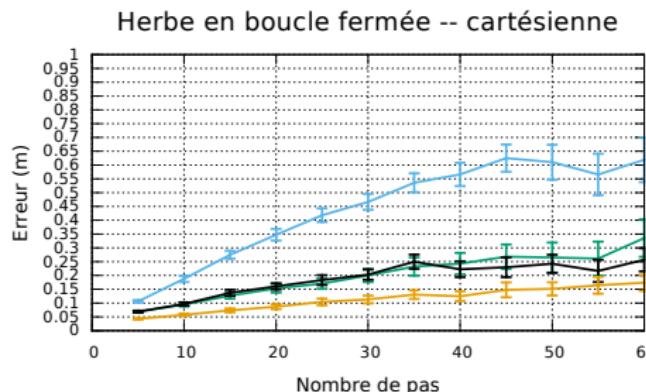
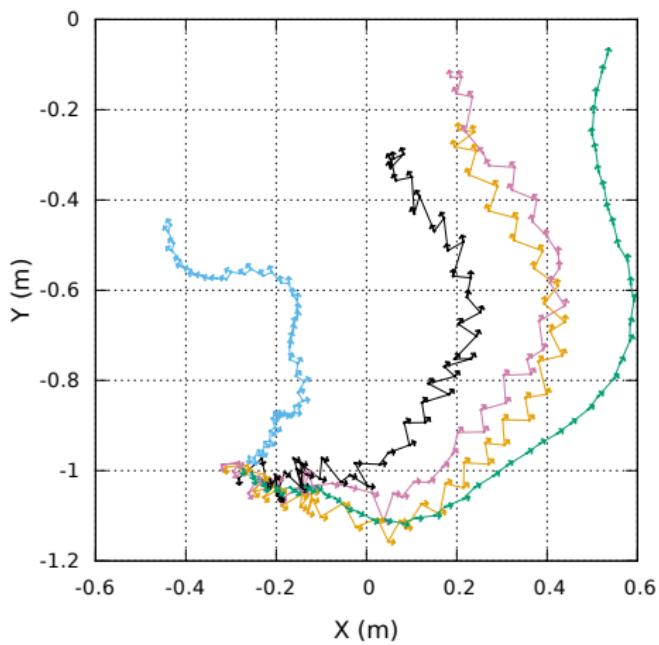


Résultats (1/3) – Données et corrélations



Résultats (2/3) – Trajectoires estimées et statistiques

Pose capture de mouvement →
Pose proprioceptive de base →
Pose proprioceptive corrigée →
Pose prédictive de base →
Pose prédictive corrigée →



- Fonctions de correction ⇒ réduction de la dérive
- Temps de calcul embarqué (modèle + LWPR) : 8 ms

Conclusion

Comparaison odométrie (40 pas) :

- Proprioceptive corrigée :
0.34 m \Rightarrow **0.12 m**
- Visuelle ([Oriolo et al., 2016](#)) \Rightarrow **0.03 m**

Cas d'utilisation :

- Temps de calcul
- Environnement visuel non adapté
- Prédiction (modèle de déplacement) :
0.70 m \Rightarrow **0.16 m**



Learning the odometry on a small humanoid robot

Quentin Rouxel, Grégoire Passault, Ludovic Hofer, Steve N'Guyen, Olivier Ly
ICRA, 2016

Correction de l'odométrie

- ① Introduction
- ② Définitions et notions
- ③ Correction de l'odométrie : régression et mesure externe
- ④ Correction de l'odométrie : modèle linéaire et identification
- ⑤ Conclusion

Modèles linéaires de correction

modeleCorrection : $\Delta p_{\text{base}} \in \mathbb{R}^3 \longmapsto \Delta p_{\text{corrigé}} \in \mathbb{R}^3$

$$\begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & a_{0,2} & a_{0,3} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} \\ a_{2,0} & a_{2,1} & a_{2,2} & a_{2,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \Delta x_{\text{base}} \\ \Delta y_{\text{base}} \\ \Delta \theta_{\text{base}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta x_{\text{corrigé}} \\ \Delta y_{\text{corrigé}} \\ \Delta \theta_{\text{corrigé}} \end{bmatrix} = \Delta p_{\text{corrigé}}$$

Modèle proportionnel : 3 paramètres

Modèle linéaire simple : 6 paramètres

Modèle linéaire complet : 12 paramètres

- Déplacement sur un cycle de marche (deux pas)

Modèles linéaires de correction

modeleCorrection : $\Delta p_{\text{base}} \in \mathbb{R}^3 \longmapsto \Delta p_{\text{corrigé}} \in \mathbb{R}^3$

$$\begin{bmatrix} 0 & a_{0,1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a_{1,2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & a_{2,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \Delta x_{\text{base}} \\ \Delta y_{\text{base}} \\ \Delta \theta_{\text{base}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta x_{\text{corrigé}} \\ \Delta y_{\text{corrigé}} \\ \Delta \theta_{\text{corrigé}} \end{bmatrix} = \Delta p_{\text{corrigé}}$$

Modèle proportionnel : 3 paramètres

Modèle linéaire simple : 6 paramètres

Modèle linéaire complet : 12 paramètres

- Déplacement sur un cycle de marche (deux pas)

Modèles linéaires de correction

modeleCorrection : $\Delta p_{\text{base}} \in \mathbb{R}^3 \longmapsto \Delta p_{\text{corrigé}} \in \mathbb{R}^3$

$$\begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & 0 & 0 \\ a_{1,0} & 0 & a_{1,2} & 0 \\ a_{2,0} & 0 & 0 & a_{2,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \Delta x_{\text{base}} \\ \Delta y_{\text{base}} \\ \Delta \theta_{\text{base}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta x_{\text{corrigé}} \\ \Delta y_{\text{corrigé}} \\ \Delta \theta_{\text{corrigé}} \end{bmatrix} = \Delta p_{\text{corrigé}}$$

Modèle proportionnel : 3 paramètres

Modèle linéaire simple : 6 paramètres

Modèle linéaire complet : 12 paramètres

- Déplacement sur un cycle de marche (deux pas)

Modèles linéaires de correction

$$\text{modeleCorrection} : \Delta p_{\text{base}} \in \mathbb{R}^3 \longmapsto \Delta p_{\text{corrigé}} \in \mathbb{R}^3$$

$$\begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & a_{0,2} & a_{0,3} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} \\ a_{2,0} & a_{2,1} & a_{2,2} & a_{2,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \Delta x_{\text{base}} \\ \Delta y_{\text{base}} \\ \Delta \theta_{\text{base}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta x_{\text{corrigé}} \\ \Delta y_{\text{corrigé}} \\ \Delta \theta_{\text{corrigé}} \end{bmatrix} = \Delta p_{\text{corrigé}}$$

Modèle proportionnel : 3 paramètres

Modèle linéaire simple : 6 paramètres

Modèle linéaire complet : 12 paramètres

- Déplacement sur un cycle de marche (deux pas)

Expérimentation et identification

Expérimentations :

- Pas de capteur externe
- Mesure manuelle de la pose finale
- Peu de séquences (20+5)

Identification par optimisation

Fonction à minimiser :

- Distance entre poses estimées et observées



Optimisation sans gradient

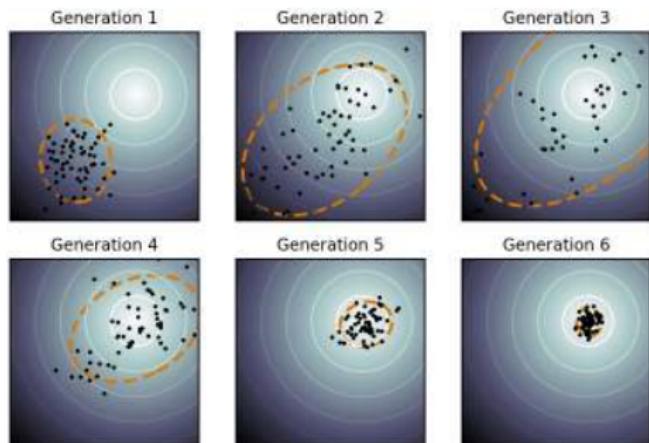
Optimisation sans gradient

(boite noire)

- Fonction non linéaire, non convexe
- Dérivées partielles non connues

Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) :

- Algorithme génétique
- État de l'art ([Hansen, 2009](#))
- Implémentation C++ de référence

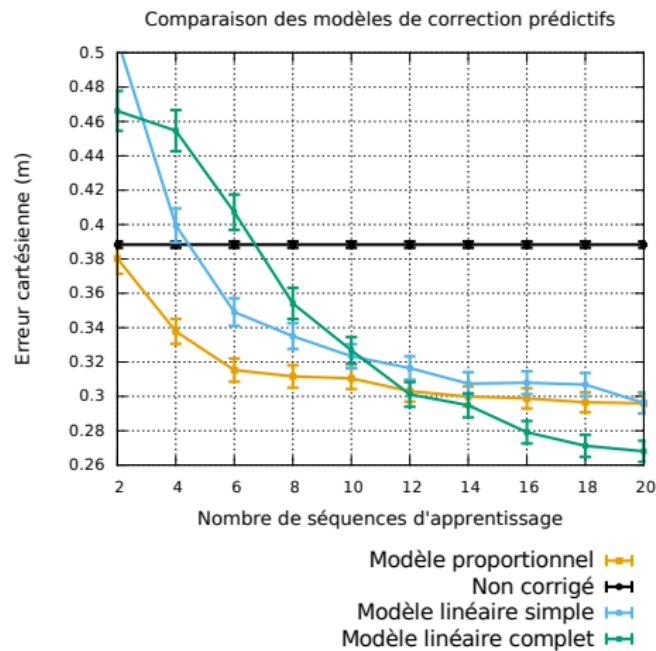


(Source : wikipedia)

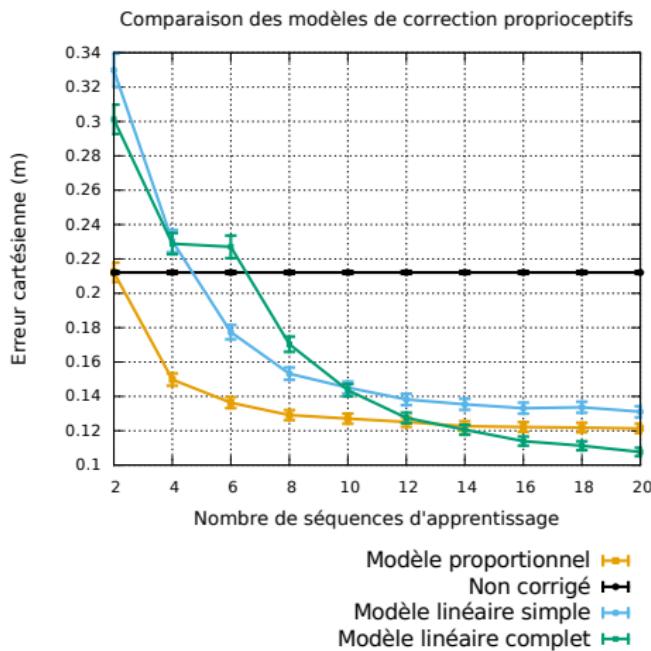
Résultats – Comparaison des modèles

Après ≈ 60 pas, 20 s

Odométrie prédictive :



Odométrie proprioceptive :



Conclusion et applications

Erreur cartésienne moyenne
(≈ 60 pas) :

- Prédiction :
0.39 m ⇒ **0.27** m
- Proprioception :
0.21 m ⇒ **0.11** m

Odométrie proprioceptive :
⇒ RoboCup 2016

Odométrie prédictive :
⇒ Politique de contrôle du
déplacement

An operational method toward efficient walk control policies for humanoid robots
Ludovic Hofer, Quentin Rouxel
ICAPS, 2017

Conclusion

- ① Introduction
- ② Définitions et notions
- ③ Correction de l'odométrie : régression et mesure externe
- ④ Correction de l'odométrie : modèle linéaire et identification
- ⑤ Conclusion
 - Contributions
 - Perspectives
 - Publications

Résumé des contributions

- **Correction de l'odométrie :**

- Régression non paramétrique + mesure externe
- Modèle linéaire + optimisation boîte noire
- Comparaison proprioception et prédiction
- Comparaison surfaces et stabilisation

- **Correction du modèle de caméra**

- **Synthèse de mouvements** (en cours) :

- Tirs
- Génération par optimisation
- Simulateur physique

- **Contributions logicielles :**

- Ingénierie logicielle (≈ 80000 lignes)
- Générateurs de marche
- Utilisé par la communauté

Perspectives – Odométrie

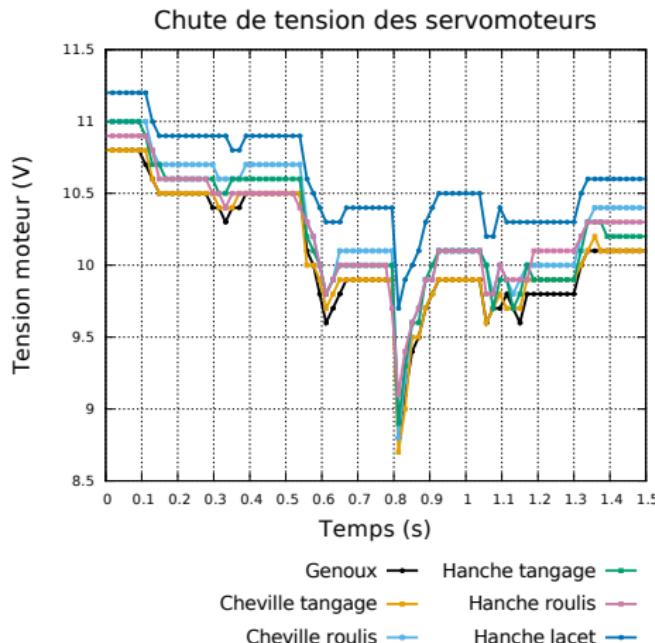
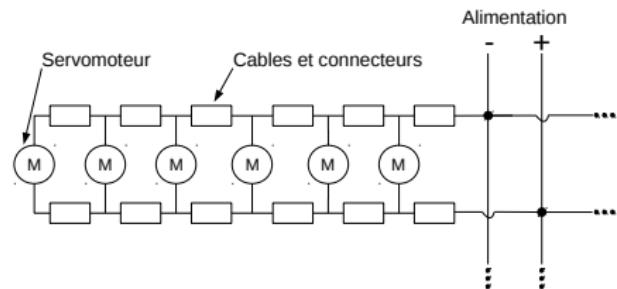
- Expérimentation de l'odométrie visuelle
 - (Oriolo et al., 2016) mais embarqué
 - Comparaison sur la même plateforme
 - Correction proprioception + odométrie visuelle
- Modélisation du bruit
 - Bruit du déplacement, bruit expérimental
 - ⇒ Maximisation de la vraisemblance
 - Travaux en cours (*German Open 2017*)
- Générateur de marche *QuinticWalk*
 - Nouvelle marche 2017 plus stable
 - Moins de bruit

Publications

- *Low-cost force sensors for small size humanoid robot*
Grégoire Passault, Quentin Rouxel, Ludovic Hofer, Steve N'Guyen, Olivier Ly
Video contribution, Humanoids, 2015
- *Rhoban hardware and software open source contributions for robocup humanoids*
Quentin Rouxel, Grégoire Passault, Ludovic Hofer, Steve N'Guyen, Olivier Ly
Workshop on Humanoid Soccer Robots, 2015
- *Learning the odometry on a small humanoid robot*
Quentin Rouxel, Grégoire Passault, Ludovic Hofer, Steve N'Guyen, Olivier Ly
ICRA, 2016
- *Dynaban, an open-source alternative firmware for dynamixel servomotors*
Rémi Fabre, Quentin Rouxel, Grégoire Passault, Steve N'Guyen, Olivier Ly
Symposium RoboCup, 2016
- *Rhoban football club : Robocup humanoid kid-size 2016 champion team paper*
Julien Allali, Louis Deguillaume, Rémi Fabre, Loic Gondry, Ludovic Hofer, Olivier Ly, Steve N'Guyen, Grégoire Passault, Antoine Pirrone, Quentin Rouxel
RoboCup 2016
- *An operational method toward efficient walk control policies for humanoid robots*
Ludovic Hofer, Quentin Rouxel
ICAPS, 2017



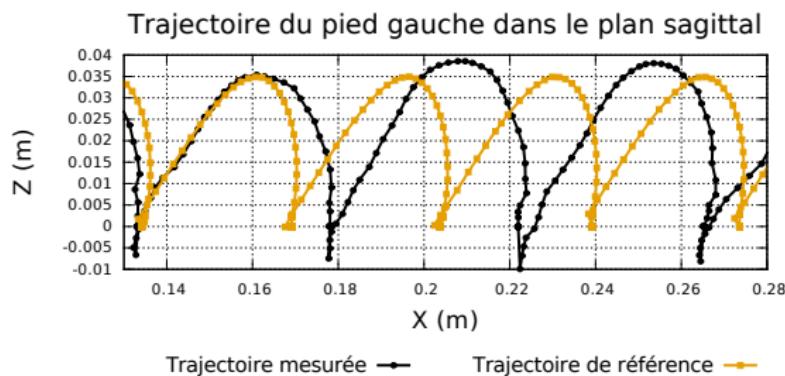
Imperfections – Chutes de tension ohmiques



- Usure des connecteurs \Rightarrow résistance électrique
- Chutes de la tension sur le bus
- \Rightarrow Affaiblissement du couple maximum

Mouvement de marche

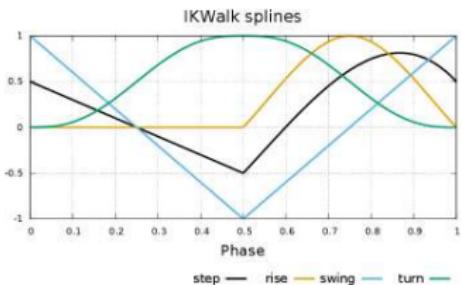
- Générateur *IKWalk* boucle ouverte + stabilisation
- Holonome
- Réglage manuel par expérimentation
- Mouvement désiré \neq mesuré
- Amélioration 2017 : générateur *QuinticWalk*



Rhoban hardware and software open source contributions for robocup humanoids
Quentin Rouxel, Grégoire Passault, Ludovic Hofer, Steve N'Guyen, Olivier Ly
Workshop on Humanoid Soccer Robots, 2015

Mouvement de marche (2/3) – Générateur IKWalk

Générateur



- Paramètres :
 - Fréquence
 - Hauteur des pas
 - Translations buste
 - Orientations buste
 - Hauteur buste
 - Amplitude swing
 - Déphasage swing
 - etc...
- Ordres déplacement (dx, dy, dθ)
- Phase

Etat cible cartésien
(pieds / buste)

IK

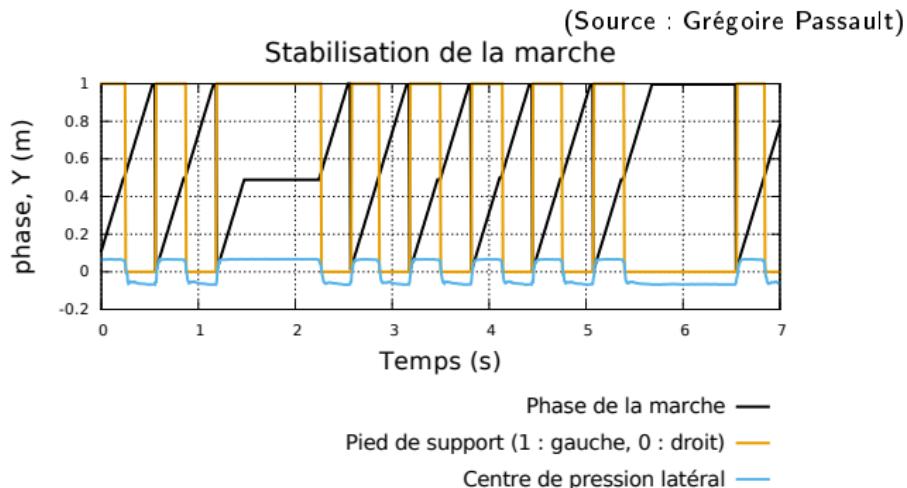
Articulations jambes
(12 DOFs)

Rhoban hardware and software open source contributions for robocup humanoids

Quentin Rouxel, Grégoire Passault, Ludovic Hofer, Steve N'Guyen, Olivier Ly
Workshop on Humanoid Soccer Robots, 2015

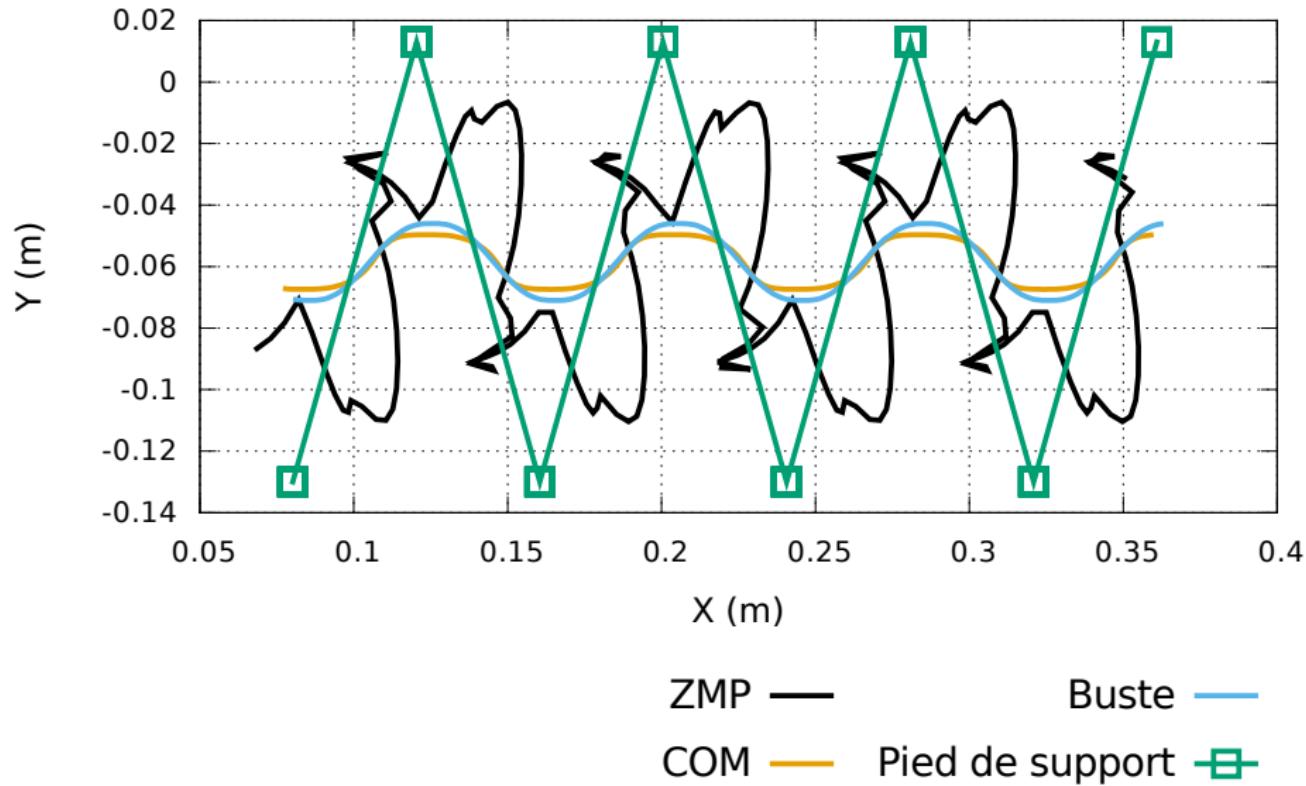
Mouvement de marche (3/3) – Stabilisation

- Stabilisation latérale
- Position du centre de pression
- Mise en pause du mouvement

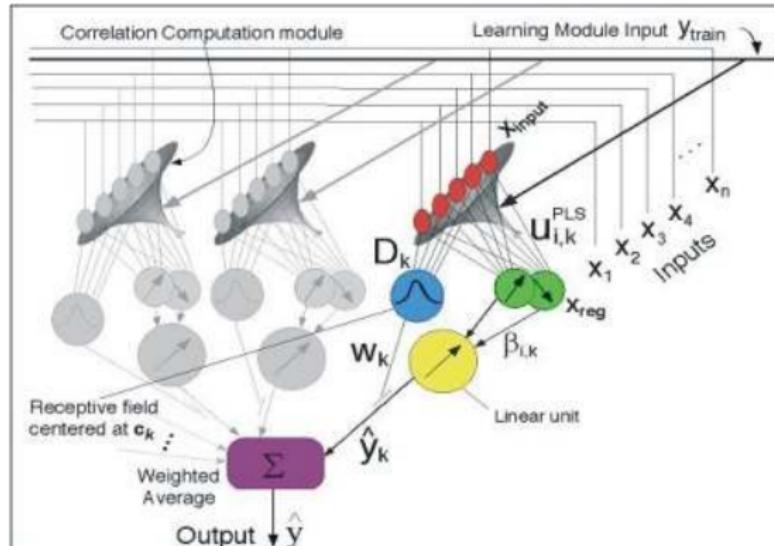


QuinticWalk et ZMP

Trajectoire du ZMP théorique QuinticWalk

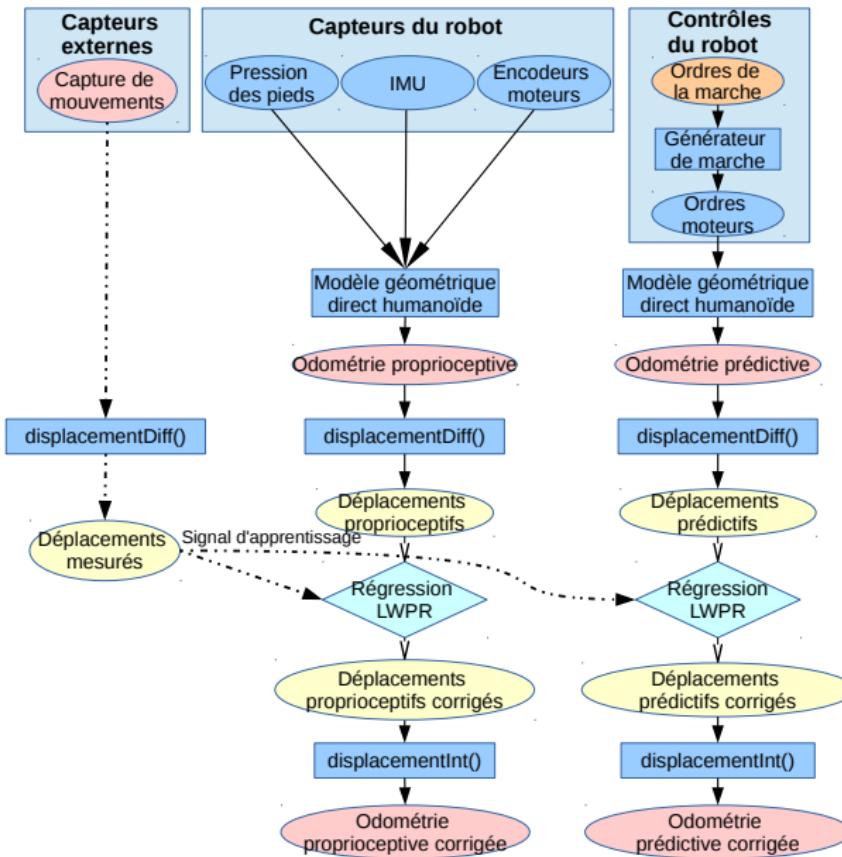


Odométrie et LWPR – LWPR



(Source : Sethu Vijayakumar)

Odométrie et LWPR

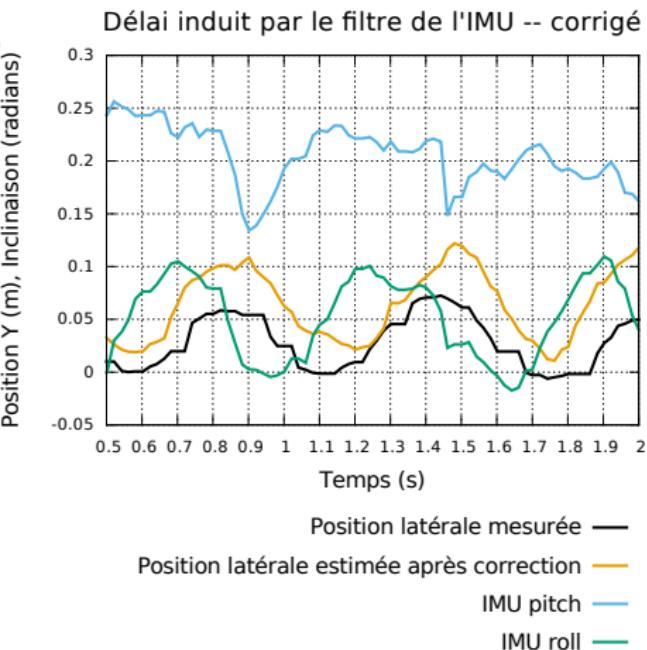
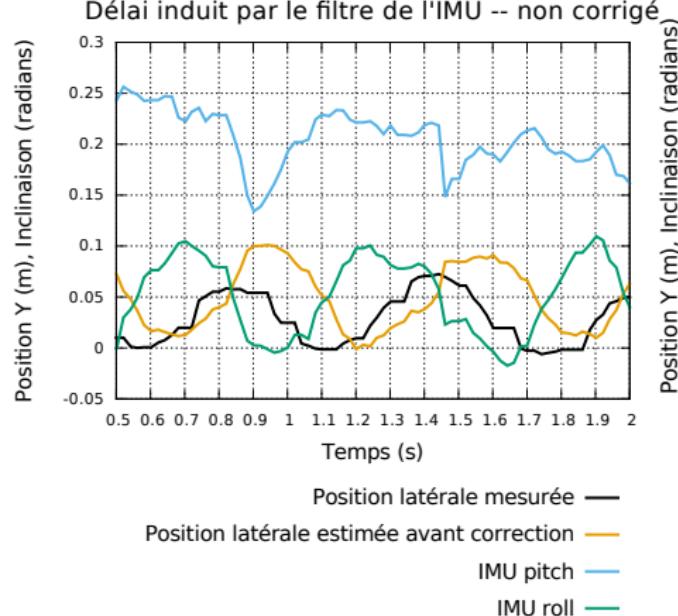


Odométrie et LWPR – Contextes

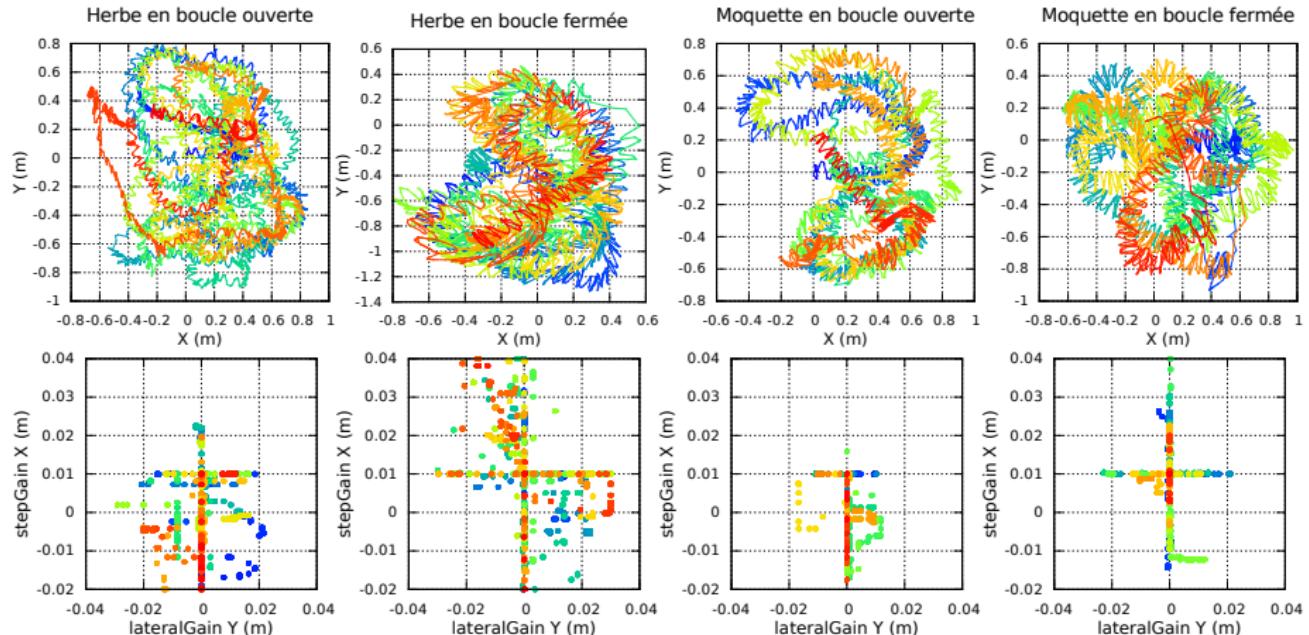
Contextes comparés :

- Surface de marche :
 - moquette
 - herbe artificielle (3 cm)
- Processus de stabilisation :
 - désactivé (boucle ouverte)
 - activé (boucle fermée)

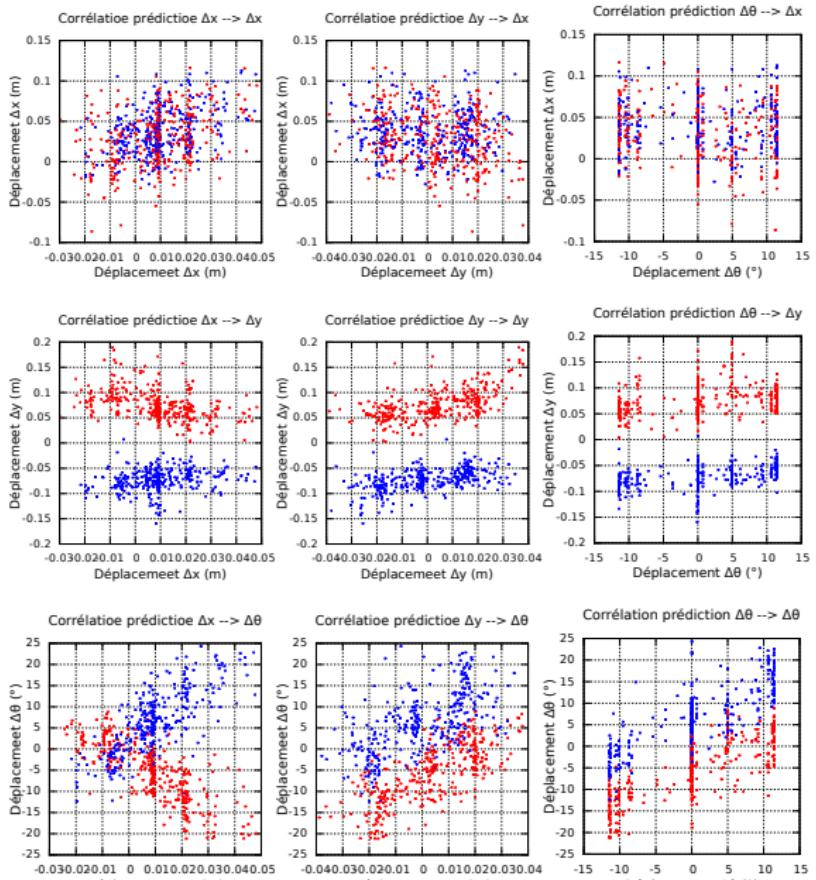
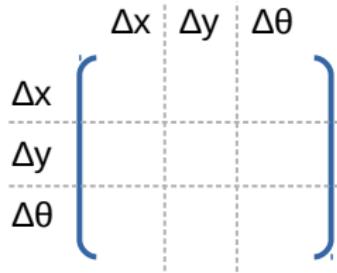
Odométrie et LWPR – Délai de l'IMU



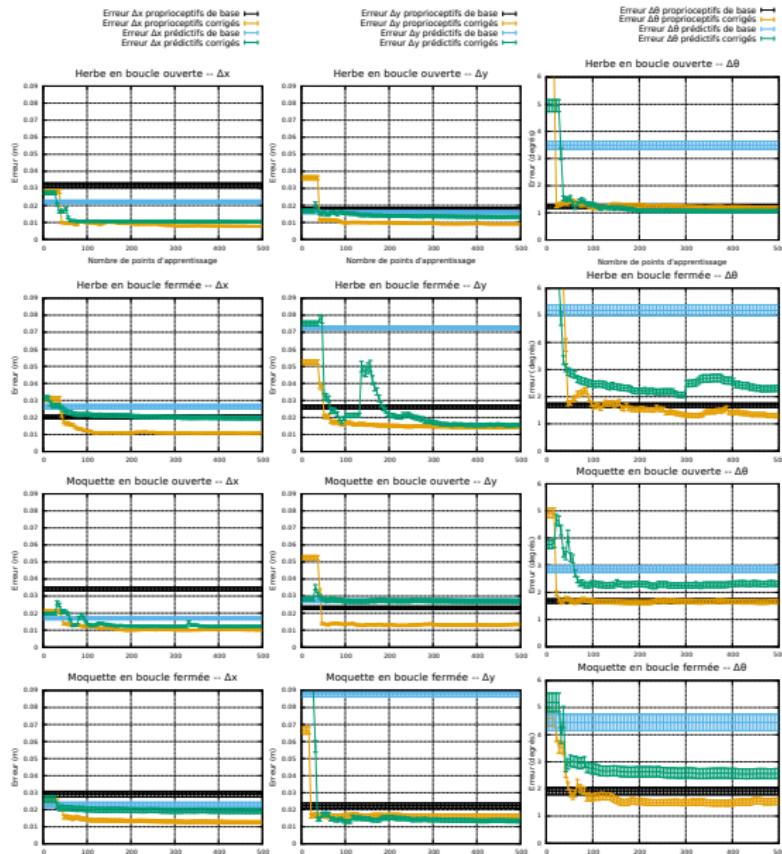
Odométrie et LWPR – Données



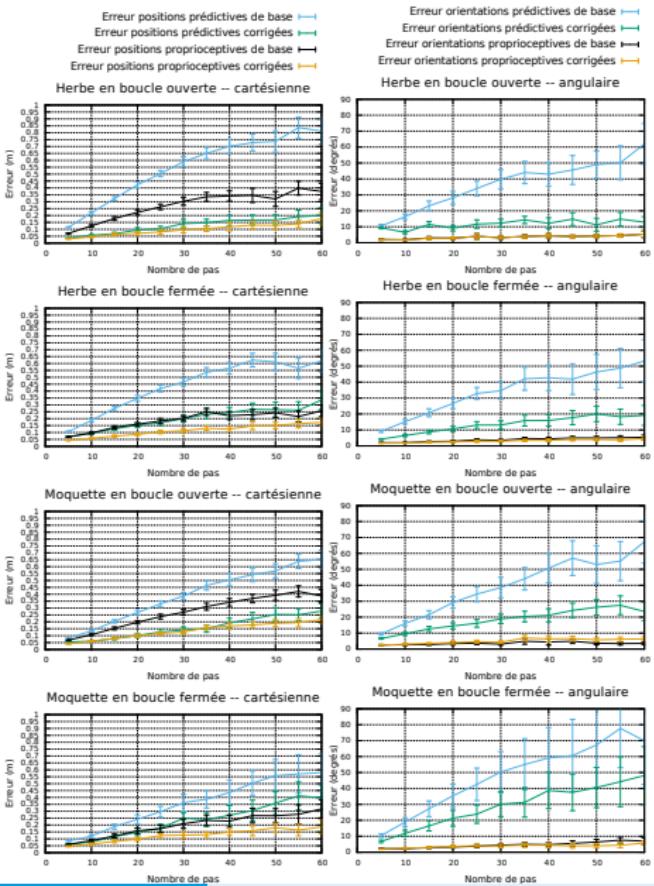
Odométrie et LWPR – Corrélations prédictives



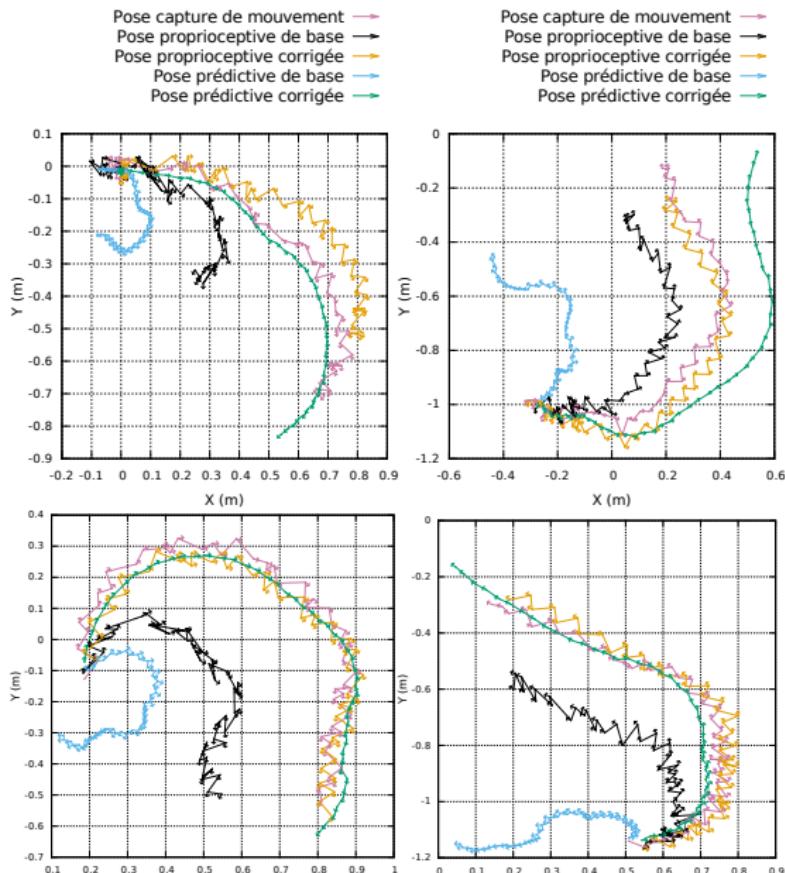
Odométrie et LWPR – Convergence



Odométrie et LWPR – Statistiques

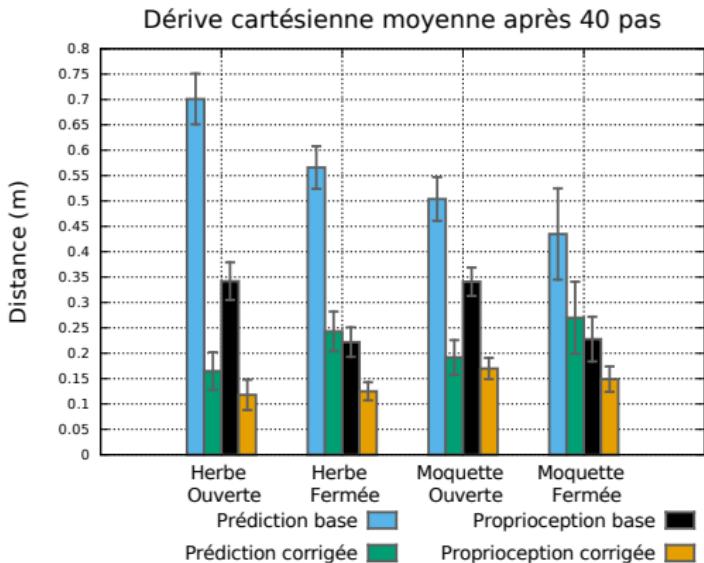


Odométrie et LWPR – Trajectoires



Odométrie et LWPR – Comparaisons

- Sans correction, proprioception et prédition : stabilisation ⇒ réduction de la dérive
- Sans correction, prédition : herbe ⇒ augmentation de la dérive
- Avec correction, prédition : stabilisation ⇒ augmentation la dérive
- Avec correction, proprioception et prédition : herbe ⇒ réduction (légère) de la dérive



Odométrie et CMA-ES – Formules

$$2 \begin{bmatrix} \text{stepGain} \\ \text{lateralGain} \\ \text{turnGain} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta x_{\text{base}} \\ \Delta y_{\text{base}} \\ \Delta \theta_{\text{base}} \end{bmatrix} = \Delta \mathbf{p}_{\text{base}}$$

$$\begin{cases} \mathbf{p}_0 = [0 \ 0 \ 0]^T \\ \mathbf{p}_{k+1} = \text{displInt}(\mathbf{p}_k, \text{Correction}_{\Theta}(\Delta \mathbf{p}_{\text{base},k})) \end{cases}$$

$$\text{erreurAngulaire} : (\theta_{\text{final}}, \theta_{\text{mesure}}) \longmapsto \begin{cases} \text{angleDistance}(\theta_{\text{final}}, \theta_{\text{mesure}}) \text{ si } \geq \frac{2\pi}{12} \\ 0 \text{ sinon} \end{cases}$$

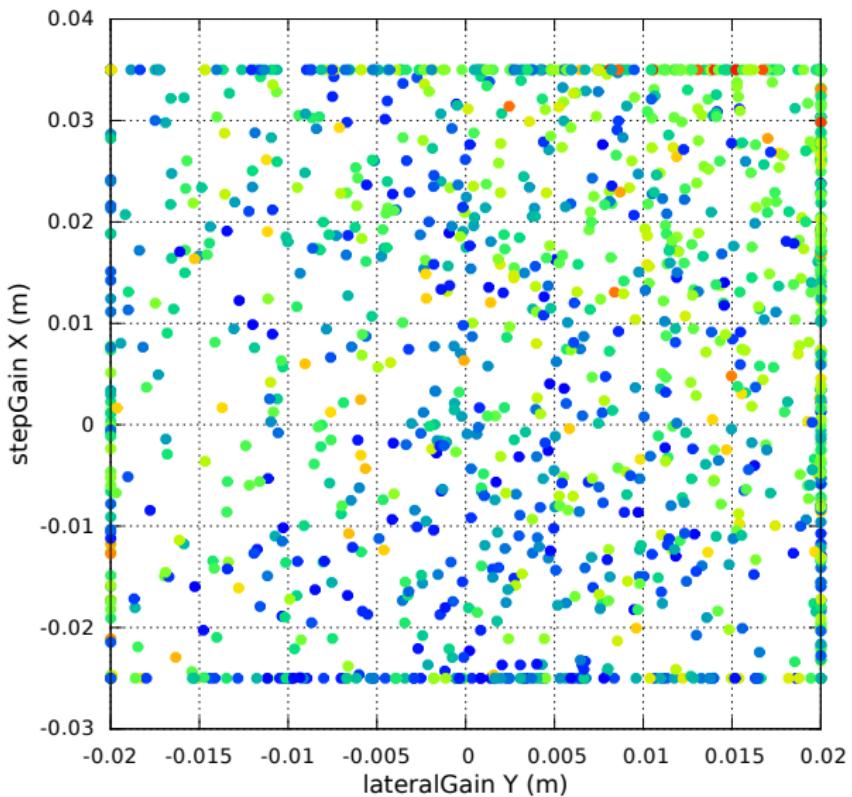
$$\text{fitness} : (\mathbf{p}_{\text{final}}, \mathbf{p}_{\text{mesure}}) = \left(\begin{bmatrix} x_{\text{final}} \\ y_{\text{final}} \\ \theta_{\text{final}} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} x_{\text{mesure}} \\ y_{\text{mesure}} \\ \theta_{\text{mesure}} \end{bmatrix} \right) \longmapsto$$

$$(x_{\text{final}} - x_{\text{mesure}})^2 + (y_{\text{final}} - y_{\text{mesure}})^2 + (\alpha \cdot \text{erreurAngulaire}(\theta_{\text{final}}, \theta_{\text{mesure}}))^2$$

$$\arg \min_{\Theta} \left(\sqrt{\frac{1}{n} \sum_i \text{fitness}(\mathbf{p}_{\text{final}}^{i,\Theta}, \mathbf{p}_{\text{mesure}}^i)} \right)$$

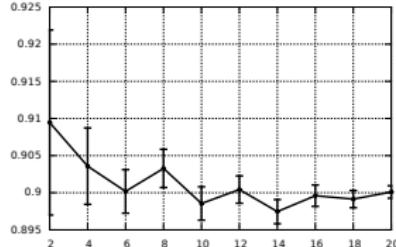
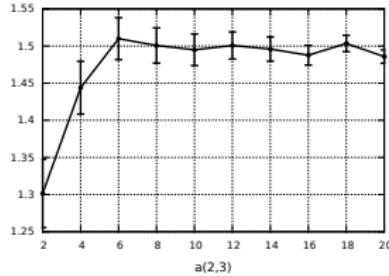
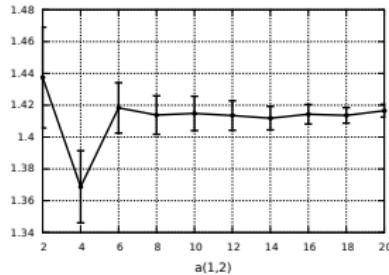
Odométrie et CMA-ES – Exploration

Ordres du mouvement de marche

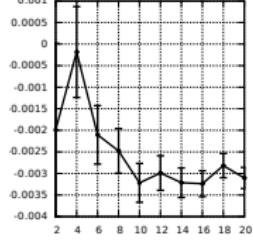
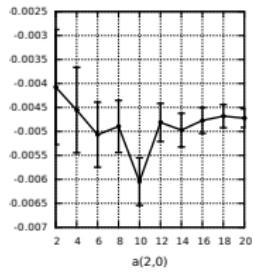
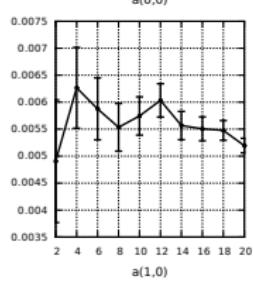


Odométrie et CMA-ES – Paramètres 1

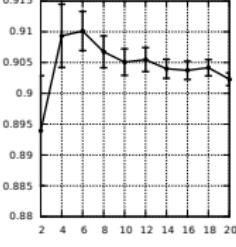
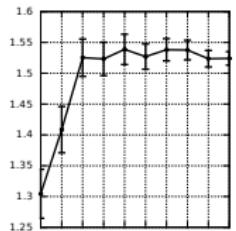
Paramètres du modèle proportionnel
(prédictif)
 $a(0,1)$



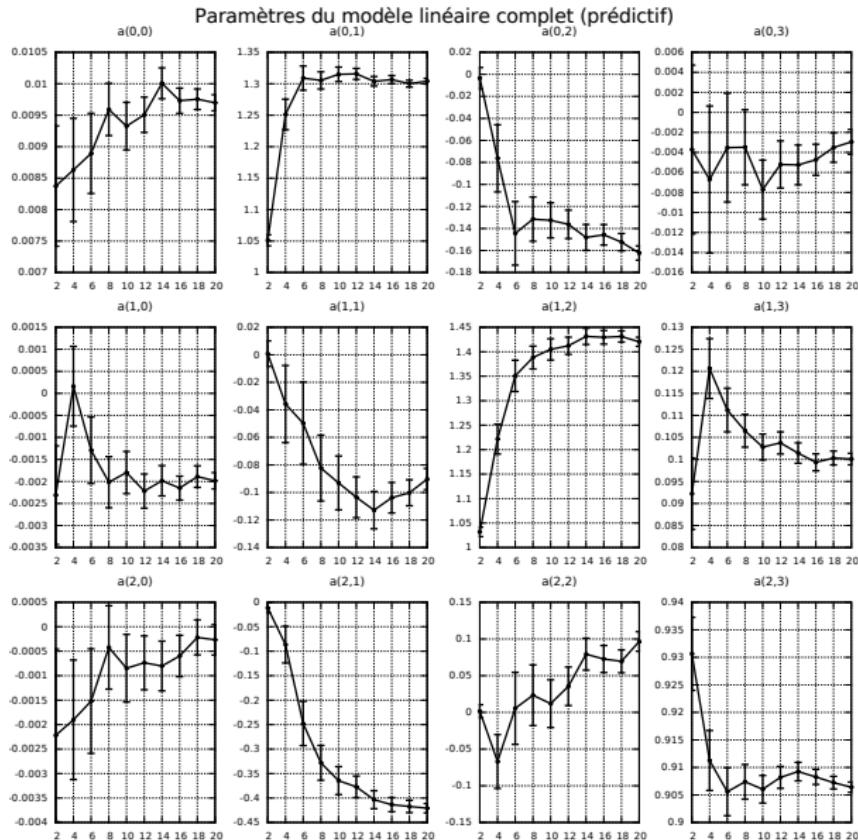
Paramètres du modèle linéaire simple
(prédictif)
 $a(0,0)$ $a(0,1)$



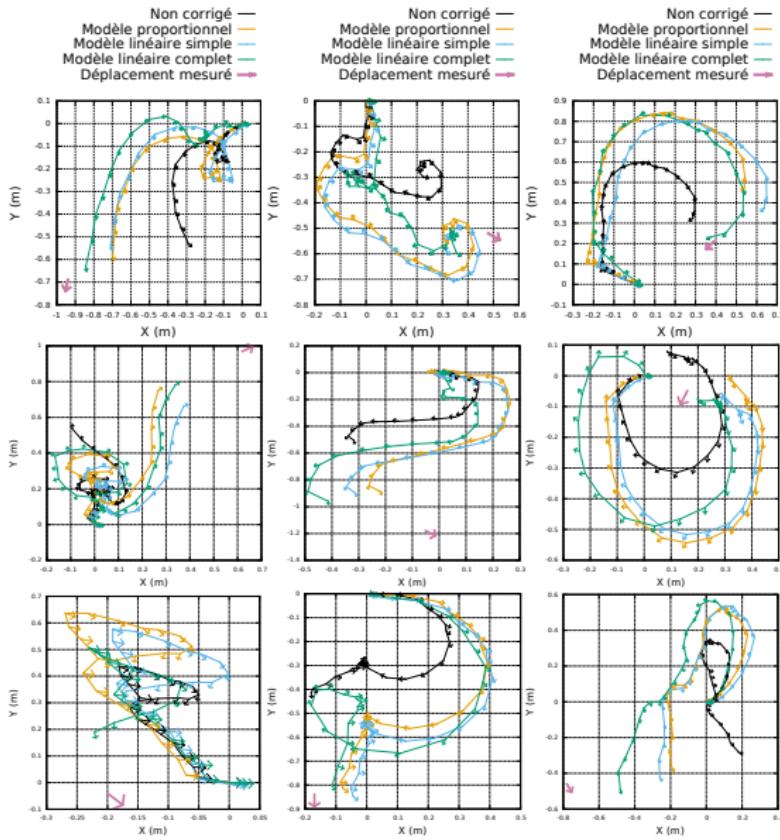
$a(1,0)$ $a(1,2)$



Odométrie et CMA-ES – Paramètres 2



Odométrie et CMA-ES – Trajectoires



Politique d'approche de la balle

Problème de l'approche

- Contrôle de la marche
 - ⇒ position + orientation de tir
 - Éviter la collision de la balle
-
- Optimisation en simulation
 - Précompensation des défauts
 - Modèle du bruit de déplacement

Politiques comparées :

- Approche experte (machine à états)
- Approche experte + optimisation CMA-ES
- Politique de contrôle MDP continues

Odométrie et CMA-ES – Comparaisons approches

Simulation :

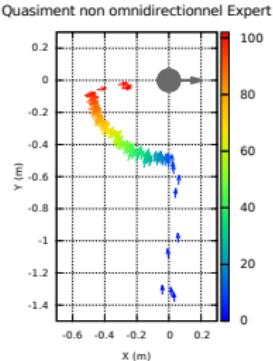
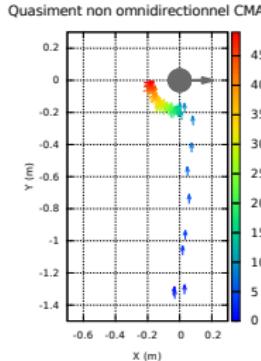
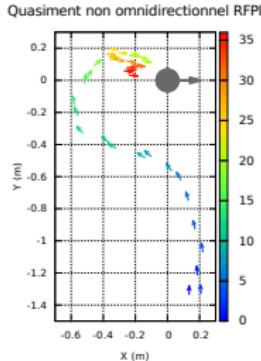
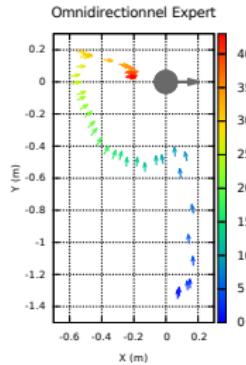
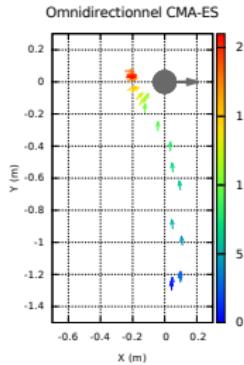
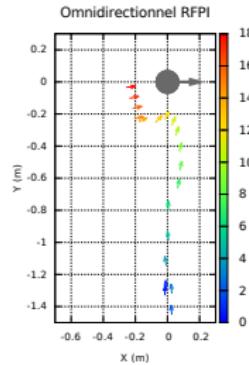
	<i>Expert</i>	<i>CMA-ES</i>	<i>RFPI</i>
Marche holonome	31.84	14.90	11.88
Marche quasiment non holonome	44.12	36.18	15.97

Réalité :

	<i>Expert</i>	<i>CMA-ES</i>	<i>RFPI</i>
Marche holonome	19.98	13.72	11.45
Marche quasiment non holonome	48.14	25.69	18.81

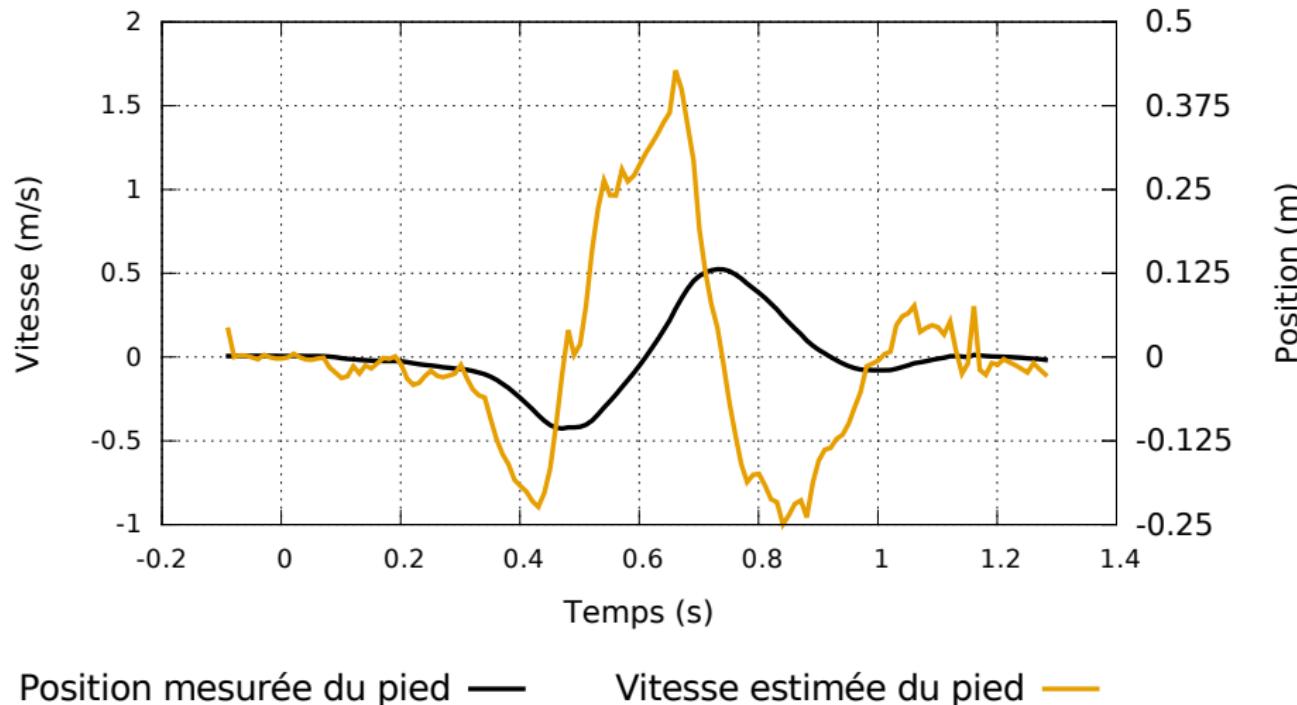
Odométrie et CMA-ES – Trajectoires approches

Comparaison des approches de la balle



Tir expert 2016

Trajectoire du pied du tir expert (axe avant-arrière)



Modélisation dynamique

Équation de la dynamique :

$$\begin{cases} \mathbf{H}\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C} - \mathbf{K}^T\boldsymbol{\lambda} = \boldsymbol{\tau} \\ \mathbf{K}\ddot{\mathbf{q}} = \mathbf{k} \end{cases}$$

Contraintes :

$$\mathbf{K}\ddot{\mathbf{q}} = \mathbf{k}$$

Impulsions :

$$\begin{cases} \mathbf{H}(\dot{\mathbf{q}}_+ - \dot{\mathbf{q}}_-) - \mathbf{K}^T\boldsymbol{\Lambda} = \mathbf{0} \\ \mathbf{K}\dot{\mathbf{q}}_+ = \mathbf{0} \end{cases}$$

Contacts (LCP) :

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\zeta}} &= \mathbf{M}\boldsymbol{\lambda} + \mathbf{d} \\ \begin{cases} \mathbf{M} = \mathbf{K}\mathbf{H}^{-1}\mathbf{K}^T & \in \mathbb{R}^{m \times m} \\ \mathbf{d} = \mathbf{K}\mathbf{H}^{-1}(\boldsymbol{\tau} - \mathbf{C}) - \mathbf{k} & \in \mathbb{R}^m \end{cases} \end{aligned}$$

Modélisation des servomoteurs

Modèle électrique (linéaire) :

$$U = \tau_{\text{moteur}} \frac{R}{k_c} + \omega k_e$$

Réduction :

$$r\omega = \dot{q}$$

Couples :

$$\tau_{\text{externe}} = \frac{1}{r} \tau_{\text{moteur}} - \tau_{\text{friction}} - \tau_{\text{inertie}}$$

Inertie :

$$\tau_{\text{inertie}} = J\ddot{q}$$

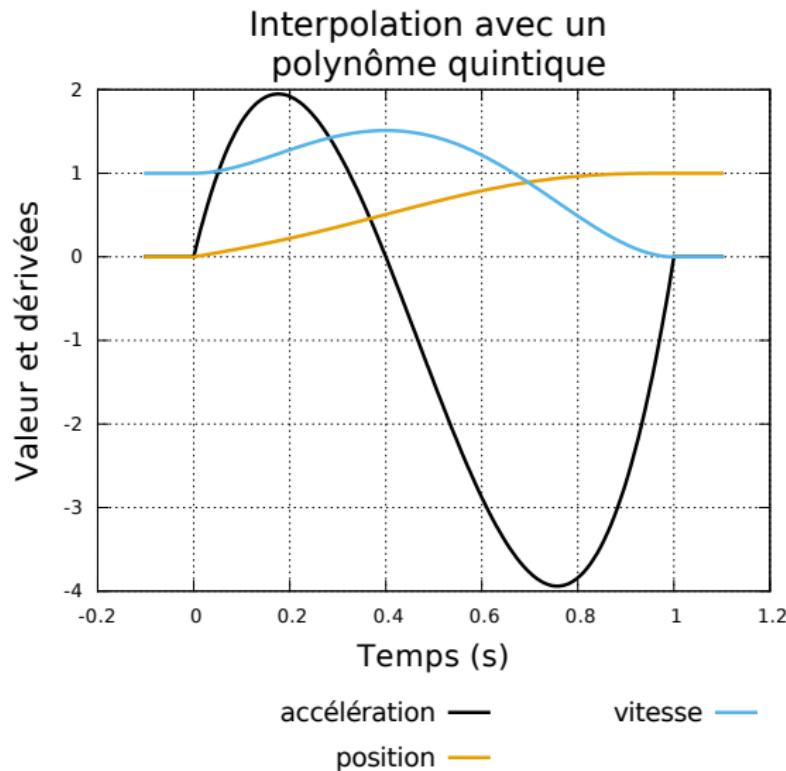
Frottement :

Friction : $\dot{q} \longmapsto \tau_{\text{friction}} = \mu_{\text{vis}} \dot{q} + (\mu_{\text{break}} \beta + \mu_{\text{coulomb}} (1 - \beta)) \eta$

$$\beta = e^{-|\frac{\dot{q}}{\mu_{\text{vel}}}|}$$

$$\eta = \tanh(\mu_{\text{reg}} \dot{q})$$

Polynome quintique



Correction de mouvement

Mouvement	Erreur moyenne (degrés)	Erreur maximale (degrés)
Dans le simulateur (identifié)		
Original	2.56	17.9
Feedforward	1.20	9.61
Simulateur	0.45	3.21
Sur le robot Sigmaban		
Original	2.46	22.1
Feedforward	0.88	12.0
Simulateur	0.71	5.94

Perspectives – Mouvements

- Amélioration du simulateur
 - Glissement
 - Dynamique impulsive
- Étude du tir expert
- Transfert vers la réalité
 - Identification dynamique
 - (Hanna et Stone, 2017) ⇒ apprentissage
- Étude de la modélisation
 - Apport de chaque modèle

Architecture logicielle

