Compte Rendu

Humanoïde : Mini Projet 2

Marche Bipède



Sommaire

Introduction	2
ZMP	3
Discrétisation du modèle	4
Simulation	5
Réapparition de thèse	9
Conclusion	11
Référence	12

Introduction

Dans ce mini projet nous allons reparaître la partie Cart-Table Model de la thèse Biped Walking Pattern Generation by using Preview Control of Zero-Moment Point de prof. S. KAJITA.

Il a introduit une nouvelle méthode assez simplifié et aussi fiable pour la modélisation du robot marcheur et le contrôl de son ZMP :

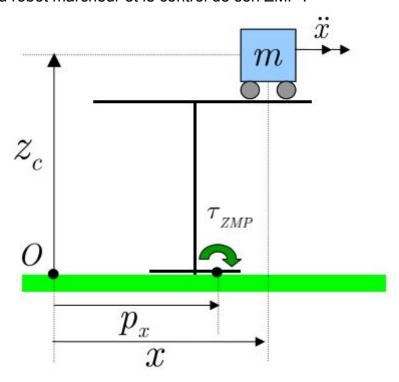


Fig. 1: A cart-table model

L'utilisation de la prévisualisation de la commande dans cette thèse nous permet de converger le centre de masse du robot beaucoup plus rapidement. Et cela est important dans humanoïde pour s'assurer que le robot ne tombe pas. L'idée de la prévisualisation est de prédire les information du futur a partir de comportement présent pour générer le comportement présent lui-même pendant la processus d'itération.

ZMP (Zero Moment Point)

Le modèle carte-table est inventé pour simplifier le problème de ZMP. En résumé, le ZMP est l'ensemble des vecteurs de force située au surface de contact.

Pour un robot marcheur, par exemple, il doit effectuer un pas de 30 cm vers l'avant. Le ZMP cible varie selon un échelon à 1,5 s, mais reste constant avant et après ce changement. Nous pouvons remarquer que le mouvement du centre de masse commence avant la variation du ZMP. Cela signifie que le chariot doit se déplacer avant le changement d'entrée. (exemple dans le livre)

A cause du changement instantané, nous devons appliquer une commande qui réagit assez rapidement. C'est la raison de choisir le preview commande dans la thèse, et cela est aussi le principe de ce projet.

Discrétisation du Modèle

Dans la théorie du contrôle moderne. Nous utilisons la représentation d'état pour décrire un système.

Pour ce modèle, son espace d'état est :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \dot{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \dot{x} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} u_x$$

$$p_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\frac{z_x}{g} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \ddot{x} \end{bmatrix}$$

Eq. 1 : Représentation d'état du modèle

D'où, ux est le jerk du centre de masse.

Et lorsque nous allons utiliser MatLab pour la simulation, nous devons la discrétiser :

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k)$$

$$p(k) = Cx(k)$$
Avec:
$$x(k) = \begin{bmatrix} x(kT) & \dot{x}(kT) & \ddot{x}(kT) \end{bmatrix}^T$$

$$u(k) = u_x(kT)$$

$$p(k) = p_x(kT)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} T^3/6 \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -z_c/g \end{bmatrix}$$

Eq. 2 : Représentation d'état du modèle discret

Et nous prenons le temps d'échantillonnage T = 5 ms comme dans la thèse.

Simulation

Nous calculons les poids de future (preview gain) dans l'espace de travail de MatLab à l'aide de la fonction dlqr (Linear-quadratic state-feedback) :

Fig. 2 : Calcul de poids de future

Pour la référence de ZMP, nous fabriquons à la main un signal carré et un signal escalier.

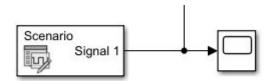


Fig. 3: Generateur du signal

Pour la période de prévisualisation : 1.6(s)

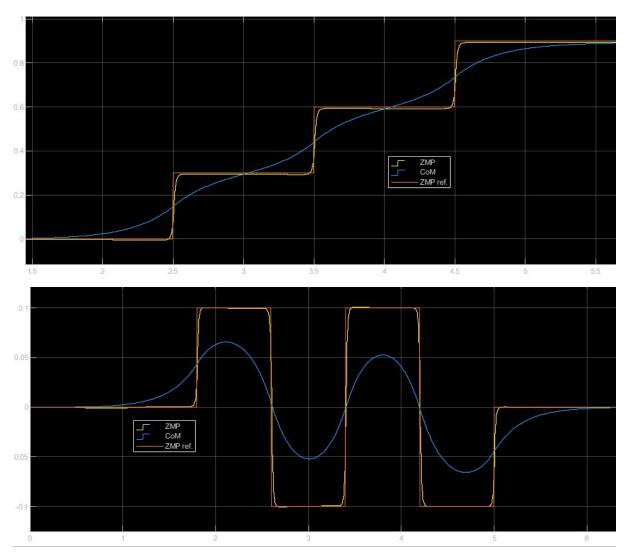


Fig. 4 : Trajectoire du corps (période de prévisualisation : 1.6 s)

Nous pouvons constater que les résultats sont proches de ceux montrés dans la thèse.

Pour la période prévisualiser : 0.8(s)

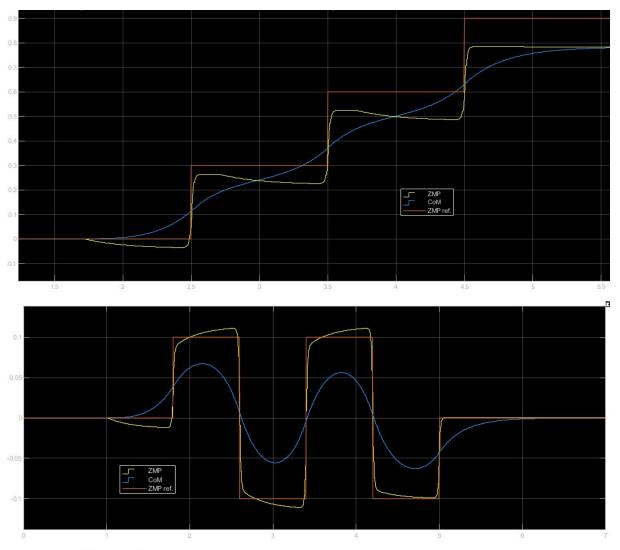


Fig. 5 : Trajectoire du corps (période de prévisualisation : 0.8 s)

Mais pour les résultats avec la période de prévisualisation 0.8 s sont pas du tout idéals. Et aussi ils ne sont pas comme les résultats dans la thèse.

Trois suppositions je peux en déduire :

- 1) J'ai fait une bêtise.
- 2) Les valeurs des matrices d'état sont trop petites et elles sont traitées au zéros par MatLab. (**Vérifié**)
- 3) La fonction dans le livre est une version simplifiée de la fonction de thèse. Et donc le vecteur des poids de future (preview gain) n'est pas idéale :

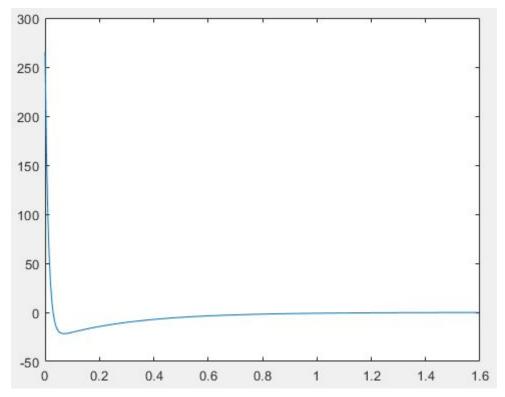


Fig. 6: Preview gain ver.1

Comparer avec la figure du preview gain dans la thèse. Il existe une **grande différence** entre les deux.

Mais avec le preview gain ver.1 nous trouvons comme même la cause de la différence entre la figure 4 et la figure 5 :

Comme montré dans la figure 6, il suffit d'avoir une période de prévisualisation plus grande que 1 s, **car les gains après sont trop petits et ils sont négligeables**. Par contre pour une période de 0,8 s, le gain n'est pas encore convergé, il est aussi petit donc il fonctionne, mais pas assez.

J'ai testé avec une période de prévisualisation 1.2 s, les résultats sont plus idéals. Cela peut vérifier la supposition de profil. (Peut-être?)

Réapparition de thèse

Je ne suis pas satisfait avec les résultats précédents, donc j'ai relu le *Walking* pattern generation for given ZMP [1] et la thèse citée par prof.KAJITA: Design of an Optimal Controller for a Discrete Time System Subject to Previewable Demand [2], et fais strictement étape par étape à la main (sans utiliser le Simulink). Tous les détails se trouvent dans le code.

Et puis j'ai réussi à obtenir des résultats identiques comme la thèse :

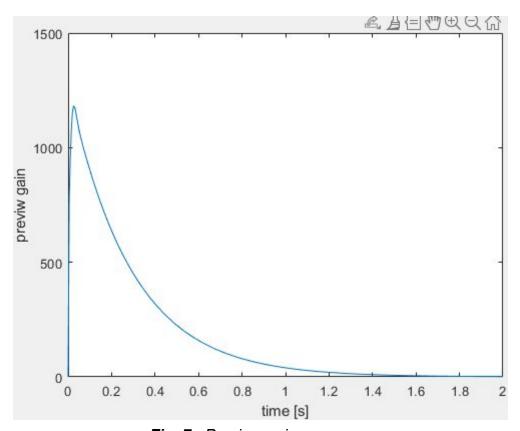


Fig. 7: Preview gain paper ver.

Selon le plot de preview gain, nous savons maintenant pourquoi il a choisi 1,6 s pour la période de prévisualisation et pourquoi 0,8 s fonctionne moins bien. C'est raisonnable.

Et pareil pour pour les trajectoires du corps :

Pour la période de prévisualisation : 1.6(s)

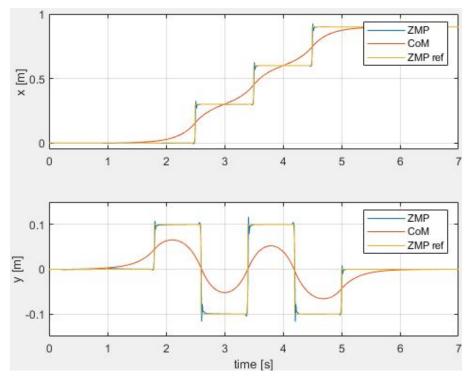


Fig. 8 : Trajectoire du corps paper ver. (période de prévisualisation : 1.6 s)

Pour la période de prévisualisation : 0.8(s)

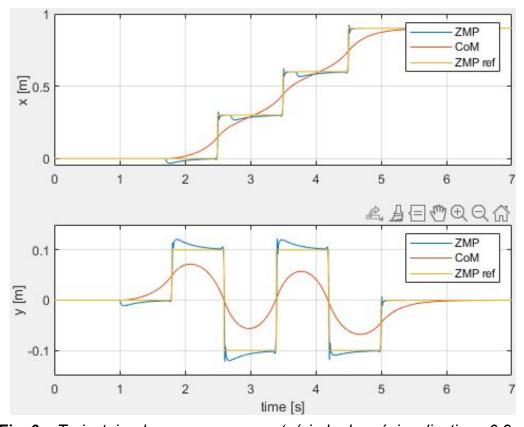


Fig. 9 : Trajectoire du corps paper ver. (période de prévisualisation : 0.8 s)

Conclusion

Pendant la réalisation du projet, je suis capable de me corriger en avançant, et chercher les thèses citées d'un et l'autre spontanément. Je pense que c'est une compétence importante pour les recherches futures.

Et en plus, la réussite de la réapparition de thèse avec ma propre compréhension me courage beaucoup. Regarder les mêmes résultats comme montrés dans la thèse donne un grand sentiment d'accomplissement!

Référence

- [1] Kajita, S, Kanehiro, F, Kaneko, K. (2003) Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation.
- [2] Katayama, T., Ohki, T., Inoue, T. and Kato, T., "De- sign of an Optimal Controller for a Discrete Time Sys- tem Subject to Previewable Demand," Int. J. Control, Vol.41, No.3, pp.677-699, 1985.