SALを用いた腕振り戦略による2足歩行の安定化および効率向上

小林 泰介^{*1}, 関山 浩介^{*1}, 青山 忠義^{*2}, 長谷川 泰久^{*1}, 福田 敏男^{*3}

Bipedal walking with arm-swing strategies using SAL to enhance stability and efficiency

Taisuke KOBAYASHI^{*1}, Kosuke SEKIYAMA^{*1}, Tadayoshi AOYAMA^{*2},
Yasuhisa HASEGAWA^{*1} and Toshio FUKUDA^{*3}^{*1} Department of Micro-Nano Systems Engineering, Nagoya University

1 Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya 464-8603, Japan

^{*2} Department of System Cybernetics, Hiroshima University

1-4-1 Kagamiyama Higashi-hiroshima-shi, Hiroshima 739-8527, Japan

^{*3} Faculty of Science and Engineering, Meijo University

1-501 Shiogamaguchi, Tempaku-ku, Nagoya 468-8502, Japan

Received 23 November 2014

Abstract

Bipedal walking ability, which is mainly composed of mechanical stability and moving efficiency, is one of the most important issues in the field of humanoid robots. An effective use of the arms is expected to improve the walking ability under the constraints from limited body. Multiple usages of the arms are required to adapt the robot to various walking conditions because each usage possesses different utility, respectively. We propose two strategies for arm-swing to enhance stability and efficiency. Both the strategies use the selection algorithm for locomotion (SAL) that determines the optimal locomotion for the various walking conditions. One strategy is a use/compensation of moment of swing-leg by hip-rotation/arm-swing. This strategy, called Ro-SAL, selects a rotation rate of hip depending upon a falling risk. Another strategy is a support of the center of gravity (COG) tracking. This strategy, called Su-SAL, employs a predictive control, and a support weight that determines weights of input and output in the predictive control is also selected depending upon the falling risk. From simulation results, we validate that Ro-SAL is effective in a stable state and a state with internal model error, while Su-SAL is effective in states with external force and environmental complexity.

Key words : Humanoid, Bipedal walking, Arm-swing, Falling risk, Selection of locomotion

1. 緒 言

ヒューマノイドロボットにおいて、安定性と移動効率によって評価される2足歩行性能の向上は重要な課題であり、これまでに多くの研究が行われてきた。KajitaらのZero Moment Point (ZMP) 規範の2足歩行設計のように、多くの歩行設計ではロボットを単質点モデルとみなすことで、重心軌道の設計に落とし込み、支持脚によって目標重心軌道へと追従させている(Kajita, et al., 2003)。しかし、歩行の高速化あるいは複雑な環境での歩行の際には、ロボットの脚性能の限界から十分に目標軌道へと追従できない、あるいはモデル化によって無視されている遊脚が発生させるモーメントの影響が増大する、といった問題点が挙げられる。これらの問題に対し、Urataらのように高出力アクチュエータを搭載することによって、性能限界の向上を図ったもの(Urata, et al., 2010)や、Kaminaga

No. 14-00634 [DOI: 10.1299/transjsme.14-00634], J-STAGE Advance Publication date : 16 June, 2015

^{*1} 正員 名古屋大学 工学研究科 マイクロ・ナノシステム工学専攻 (〒464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町 1)

^{*2} 正員 広島大学 工学研究科 システムサイバネティクス専攻 (〒739-8527 広島県東広島市鏡山 1-4-1)

^{*3} 正員 名城大学 理工学部 メカトロニクス工学科 (〒468-8502 愛知県名古屋市天白区塩釜口 1-501)

E-mail of corresponding author: kobayashi@robo.mein.nagoya-u.ac.jp

Fig. 1 Concept of arm-swing strategies

らのように遊脚軌道を最適化することによって、遊脚の影響を緩和する (Kaminaga, et al., 2012), といった方策をとっている研究もある。本研究では、これらの方策のようにロボットの下半身のみに注目するのではなく、上半身の活用にも注目する。これにより、ヒューマノイドロボットの身体性能を最大限活かした歩行が実現できると考える。

移動における上半身の活用で最も単純な方法は、両腕を脚として扱う方法である。我々は、1台で複数の移動形態を実現し、広い活動範囲を獲得する Multi-Locomotion Robot (MLR) というコンセプトで研究を行っており、これまでに2足歩行や4足歩行といった運動を実現してきた (Fukuda, et al., 2012)。直接的に腕を脚とせずとも、Khatib らのように腕で杖を操作することで身体を拡張し、2足歩行に近い姿勢で4足歩行 (Suprapeds) を実現することも可能である (Khatib and Chung, 2014)。これらの方策は、接地点が増えるため、支持多角形の拡大により安定性は向上するが、地面との拘束条件の増加により運動設計の複雑化や内部応力の発生が考えられる。

この相互作用の獲得に対し、上半身、特に腕振り時の加速によって発生する慣性力を利用する方策がある。この慣性力の利用目的は、大きく安定化と推進力獲得に分けられる。Zhang らは Yamaguchi らが上半身胴体質量で行ったように (Yamaguchi, et al., 1999)、腕振り慣性力を遊脚が発生させるモーメントの補償に用い (Zhang, et al., 2013)、Kuindersma らは腕振りによる姿勢回復を実現している (Kuindersma, et al., 2011)。Aoustin らは受動歩行成立のためのエネルギー充填に腕振りをを用い (Aoustin and Formalskii, 2014)、Sobajima らは腕振りのモーメントによって股関節の回旋を行いストライド長を増加させた (Sobajima, et al., 2013)。ただし、これらの戦略は、例えばモーメントの補償と利用のように相反する場合があります。同時に全ての戦略を実行することは困難である。

そこで本研究では、ロボット内外の状況に応じて、これらの腕振り戦略を適切に組み合わせることで、各戦略による安定性や効率の向上を最大限発揮することを目的とする (図1)。状況に応じた腕振り戦略の適切な組み合わせを実現するために、我々が提案している運動の選択手法 Selection Algorithm for Locomotion (SAL) を用いる (Kobayashi, et al., 2013)。本論文では上で挙げた腕振りに関する先行研究の戦略を基に、

1. モーメントの利用および補償を組み合わせた戦略 Ro-SAL
2. 姿勢回復または推進力となり得る重心軌道の追従補助戦略 Su-SAL

を提案し、2つの戦略が適用可能な問題を検討し、各問題に対する戦略の有効性を確認する。

SALでは転倒リスクと移動速度、エネルギー効率に基づいた評価関数である運動報酬の最大化を目指し、運動に関する状態変数を更新していく。この状態変数として、Ro-SALでは股関節回旋に用いるモーメントの比率を採用し、安定時には股関節回旋による効率の向上、不安定時にはモーメント補償による安定余裕の増加を図る。Su-SALではモデル予測制御を適用し、その中の入出力重みを調整する補助重みをSALによって選択することで、外乱発生時や段差の歩行といった、多くのエネルギーが必要な際に十分な追従補助を行う。Ro-SALとSu-SALの有効性および適用可能な問題はシミュレーションにより評価し、有効な問題に対しては、どちらも安定性をSALによる選択を行わない場合と同程度に維持しつつ、エネルギー効率が選択を行わない場合よりも向上することを確認した。

Fig. 2 Abstract of Selection Algorithm for Locomotion (SAL)

2. 選択手法と運動制御手法

2.1 Selection Algorithm for Locomotion

ヒューマノイドロボットのように、室内環境や災害現場といった様々な環境での移動が要求される場合、単一の移動方式でこれら全ての環境を効率良く踏破することは困難である。これは移動効率と安定性がトレードオフの関係になっているからであり、Multi-Locomotion Robot (MLR) のように複数の運動の組み合わせが必要となる。MLR が必要とする技術は、ロボット内外の状況に適した運動を選択することであり、我々は Selection Algorithm for Locomotion (SAL) を提案し、この運動の実現してきた (Kobayashi, et al., 2013)。本論文においても SAL を活用し、腕振りの振り舞いを選択するため、本節で SAL について簡単に紹介する。

SAL の構造および処理の流れを図 2(a) に示す。運動の選択において、重要な評価指標となるのが、不確実性と移動効率である。本研究では、ロボットの不確実性として、ZMP の目標値からの誤差 X_1, X_2 、着地タイミング誤差 X_3 、遊脚軌道誤差 X_4 、環境の段差高さ X_5 、斜面勾配 X_6 の 6 つのセンサ情報 $\mathbf{X}$ を取り扱う。これらは歩行限界となるセンサ値に基づいた分散を有するガウス分布により確率表現され、Bayesian network (BN) を利用することで、3 つの転倒要因 (内部モデル要因、外力要因、環境要因) $\mathbf{Y}$ へと $\mathbf{X}$ を統合し、それら転倒要因を最終的に転倒リスク $S := \Pr(Z = 1)$ へと 16 ms ごとに統合、評価してきた (図 2(b))。移動効率では、ロボットの平均移動速度 v_n とエネルギー効率を示す C_{mt} (Collins, et al., 2005) を用いる。ただし、 C_{mt} は小さいほうが高効率を示す。これら 3 つの値を次式の運動報酬 R によって統合し、 R が最大となるように歩容や移動速度といった運動を決定づける構成要素を選択する (図 2(c))。

$$R(k) := R_0(v_n, C_{mt}, k) + V(S, k) = C_{R1}v_n + C_{R2}/C_{mt} - \frac{1 - \gamma_S}{1 - \gamma_S^{N+1}} \sum_{n=0}^N \gamma_S^n \frac{R_0}{1 + e^{r(1/2 - S(k+n))}} \quad (1)$$

ここで、 $R_0(v_n, C_{mt}, k)$ は基本報酬であり、 $V(S, k)$ は状態罰である。 $C_{R1} = 500, C_{R2} = 50$ は移動速度とエネルギー効率の重みとなる。 $N = 6$ ステップ先まで転倒リスクを予測する。 $\gamma_S = 0.7$ は未来の予測された転倒リスクの信頼度を示し、 r はロジスティック関数の形状を決定する変数である。状態罰であるロジスティック関数の変曲点を $1/2$ と設定しているため、転倒リスクが $1/2$ を前後する際に運動報酬が大きく変化する。つまり、転倒リスクがなるべく $1/2$ を超えない、転倒が発生しない状態になるように運動の選択が行われる。

2.2 ZMP 規範による 2 足歩行制御

図 3 に腕振りを用いた 2 足歩行のブロック線図を示す。本研究で用いる 2 足歩行の制御手法は、Kajita らによって提案された ZMP 規範の 3 次元線形倒立振り子モデルとする (Kajita, et al., 2003)。片脚支持期間 T_{sup} と、ストラ

Fig. 3 Block diagram for bipedal walking with arm-swing

イド長 x_s , 両脚間の距離 y_d によって重心運動を生成する. 重心運動とは別に, 遊脚の軌道は3次のスプライン曲線によって与える. この制御手法では, 重心高さ z_G を一定とした単質点モデルへと仮定するため, 遊脚質量の考慮をしていない. そのため, 高速歩行時のような遊脚の慣性力が大きい場合に, その影響がモデル化誤差として現れる. このモデル化誤差によってロボットがバランスを崩さないように, 腕振りによるモーメントの補償が必要となる. また, 重心軌道を支持脚のみによって追従できない場合, 腕振りの補助によって重心追従を可能にする.

本論文で用いる座標系および各変数を図4に定義する. $p_{Al,Ar,L}, F_{Al,Ar,L}$ は, それぞれ左腕, 右腕, 遊脚についての重心位置および慣性力を示す. 離散時間系 k 時間ステップにおける, 遊脚位置 $p_L(k)$ の変化から遊脚慣性力 $F_L(k)$ を推定し, その $F_L(k)$ を基にモーメント $\tau_L(k)$ を算出する. ここで, $\tau_L(k)$ は座標系を xyz 座標系でなく, 倒立振子の重心位置直下となる $r\bar{r}z$ 座標系で扱うことに注意する. まず, $F_L(k)$ は

$$F_L(k) = -M_L(\dot{p}_L(k) - \dot{p}_L(k-1))/\delta t, \quad \dot{p}_L(k) = (p_L(k) - p_L(k-1))/\delta t \quad (2)$$

と求める. ここで, δt は1時間ステップに相当し, M_L は遊脚の質量である. 遊脚が切り替わった直後は遊脚速度 $\dot{p}_L(0) = 0$ とすることで, 全ての時間において慣性力が算出可能とする. この慣性力を $\tau_L(k)$ に変換して, 倒立振子モデルへの影響を明確にする. $F_L(k)$ から $\tau_L(k)$ への変換は一意に求まり,

$$\tau_L(k) = R_\phi p_L(k) \times R_\phi F_L(k) \quad (3)$$

と遊脚位置との外積によって算出される. ただし, $p_L(k)$ と $F_L(k)$ は xyz 座標系なので, 回転行列 R_ϕ によって座標を z 軸周りに ϕ 回転させ, $r\bar{r}z$ 座標系へと変換する.

2.3 腕振り慣性力の算出手法

モーメントと慣性力での変換は, 一般に次式のように正則でないため, 一意に求まらない.

$$\tau = R_\phi p \times R_\phi F = PR_\phi F = \begin{bmatrix} 0 & -z & \bar{r} \\ z & 0 & -r \\ -\bar{r} & r & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_r \\ F_{\bar{r}} \\ F_z \end{bmatrix} \quad (4)$$

ここで, $R_\phi p \times$ を $r\bar{r}z$ 座標系の行列 P を用いて表現した. 腕振りによる慣性力は左右合わせて6 DOF と冗長であるため, 両腕の慣性力間に適当な拘束条件を与えることによって, 冗長自由度を調整し, かつ慣性力とモーメントの関係性を正則にする. 人の腕振りを考えると, x 軸に関しては, 左右逆位相となっており, y, z 軸に関しては同位相となっていることが多い. この特徴を拘束行列 B_A で表し, 左右の腕振り慣性力 F_{Al}, F_{Ar} の関係を次式で与える.

$$F_{Al} := F_A, \quad F_{Ar} := B_A F_A = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} F_A \quad (5)$$

以上より, 腕振り慣性力 $F_A(k)$ は腕振りによる目標モーメント $\tau_A(k)$ を用いて次式で解かれる.

$$F_A(k) = (P_{Al}R_\phi + P_{Ar}R_\phi B_A)^{-1} \tau_A(k) \quad (6)$$

Fig. 4 Definition of coordinate system and variables

この $F_A(k)$ を基に運動方程式を用いて軌道生成するが、 $F_A(k)$ だけでは腕振り軌道の周期性が保証されない。そこで、両腕の初期位置への仮想ばねによる復元力を設けることで、軌道の周期性を保証する。

3. 戦略 I. 股関節回旋によるモーメントの利用と腕振りによるモーメント補償の選択：Ro-SAL

3.1 遊脚の発生させるモーメントの利用および補償手法

3.1.1 股関節回旋による Yaw モーメント利用

遊脚の発生させる z 軸回りの Yaw モーメントを活用して股関節を回旋させることで、ストライド長の向上や、通常固定する必要がある股関節の負担緩和が期待される。そこで、腕振りによって補償されておらず、かつストライド長を向上させる一定方向の Yaw モーメントを股関節回旋のためのモーメント τ_{rot} に活用する。

$$\tau_{rot} := \begin{cases} W_{rot} \tau_{Lz} & (a\tau_{Lz} \geq 0) \\ 0 & (a\tau_{Lz} < 0) \end{cases} \quad (7)$$

ここで、 W_{rot} は股関節回旋量とモーメント補償量を決定する重み ([0,1]) である。 a は右脚支持脚なら $a = -1$ 、左脚支持脚なら $a = 1$ を取り、回旋させたい方向とモーメントが一致した場合のみ活用するためのパラメータである。

τ_{rot} を基に運動方程式を用いて θ_{rot} の軌道生成をするが、腕振り同様に周期性が保証されない。そこで、股関節回旋でも腕振り同様に初期関節角度 $\theta_{rot}^{ini} = 0$ への復元力を設けることで、軌道の周期性を保証する。

3.1.2 腕振りによるモーメントの補償

腕振りによって遊脚が自然に発生させるモーメント $\tau_L(k)$ を一部補償する。 r 軸回りのモーメントは、歩行に悪影響しか与えないため、全て補償する。 $\bar{r}$ 軸回りのモーメントは、歩行の推進力となりえるため、本戦略では補償せず戦略 II で考慮する。 z 軸回りのモーメントは、一部を股関節回旋に活用するため、残りの一部を補償する。よって腕振りの目標モーメント $\tau_A(k)$ は次式となる。

$$\tau_A(k) := [-\tau_{Lr}(k), 0, -(1 - W_{rot})\tau_{Lz}(k)]^T \quad (8)$$

この目標モーメントを式 (6) に与えることで、腕振りによる目標慣性力を算出し腕振り軌道を生成する。

3.2 回旋率と運動の評価指標との関係性推定

戦略 I では、腕振りと股関節回旋量を SAL を利用することで選択し、状況に適した運動を獲得する。そのためには、腕振りと股関節回旋量を決定する重み W_{rot} と運動報酬 R の各成分の関係を推定する必要がある。その推定により R が W_{rot} の関数となり、 R の W_{rot} に関する勾配 dR/dW_{rot} を基に、 R を最大化する W_{rot} の変化方向が評価可能となる。

Fig. 5 Simulation results for approximation of relationship between W_{rot} and the components of locomotion reward

W_{rot} と SAL において運動報酬を決定する 3 つの成分, 転倒リスク・移動速度・エネルギー効率 S, v_n, C_{mt} の関係をシミュレーションにより獲得する. シミュレーションでの歩行パラメータは表 1 と同様である. 平地上 5 0 周期 (1 0 0 歩) 歩行した後, S, C_{mt} は平均を算出, v_n は股関節回旋によるストライド長の増加量 x_{rot} の平均を算出する. これを $W_{rot} \in [0.0, 1.0]$ について 0 から 0.1 刻みで測定する.

測定結果および近似曲線を図 5 にまとめる. 図 5(a) より, 転倒リスク S は W_{rot} と比例関係といえる.

$$S^{rot}(k) := S(k) + 0.030W_{rot} \quad (9)$$

これは, W_{rot} の増加に伴い股関節回旋量が増加し, 重心位置のモデル化誤差による ZMP 誤差や, 着地タイミング誤差, 支持脚足首への過負荷による遊脚軌道誤差が発生したためと考えられる.

図 5(b) より, ストライド長の増加量 x_{rot} も W_{rot} と比例関係と見られる. このことから移動速度 v_n も次式のように比例関係といえる.

$$v_n^{rot}(k) := v_n + 0.035W_{rot}/2T_{sup} \quad (10)$$

図 5(c) より, エネルギー効率 C_{mt} は W_{rot} の次式の 2 次関数とした.

$$C_{mt}^{rot}(k) := C_{mt} + 0.30W_{rot}^2 - 0.40W_{rot} + 0.16 \quad (11)$$

これは, W_{rot} が腕振りの移動量と慣性力, 両方と比例関係であり, エネルギーは移動量と慣性力の積に比例することからも妥当と考えられる. ここで, $W_{rot} = 0.7$ 付近で最小値を有しているのは, 転倒リスク増加に伴う支持脚への負担の増加に起因するものと考えられる.

3.3 SAL による回旋率の選択: Ro-SAL

式 (9) ~ (11) を基に運動報酬 R を W_{rot} の関数として定義する.

$$R(W_{rot}, k) := R_0(v_n^{rot}, C_{mt}^{rot}, k) + V(S^{rot}, k) \quad (12)$$

この R が最大化する方向へ W_{rot} を増減すれば, 状況に最適な腕振りおよび股関節回旋が発現する. したがって, dR/dW_{rot} による最急降下法で W_{rot} を更新する.

$$W_{rot} \leftarrow W_{rot} + G_{rot} \frac{\delta R}{\delta W_{rot}} \quad (13)$$

ここで, $G_{rot} = 6 \times 10^{-4}$ はゲインであり, 収束速度が遅くなりすぎず, かつ更新が振動的にならないよう, 経験的に決定した. 実際には dR/dW_{rot} の計算コストが大きいため, 微小量 δW_{rot} 変化させた場合の運動報酬変化量 δR で近似している.

式 (13) により, SAL による回旋率 W_{rot} の選択 (Ro-SAL) がどのような振る舞いを発現し, W_{rot} がどの点に収束するかを解析する. 移動速度 v_n とエネルギー効率 C_{mt} は歩行中 W_{rot} にのみ変動し, 基準値は一定とみなすが, 転倒リスク S は状況に応じて変化するため, S に応じた W_{rot} の変化を見る. dR/dW_{rot} の等高線を S, W_{rot} を軸に取り, 図 6 に示す. 図 6 より, 最終的には $dR/dW_{rot} = 0$ となる W_{rot} または $W_{rot} = 0$ へと収束することがわかる. す

Fig. 6 Analytical result of Ro-SAL: W_{rot} is converged on the optimal line ($dR_d W_{rot} = 0$).

なわち、 S が小さいとき、つまりロボットの転倒リスクが小さいときは、移動効率を優先し股関節回旋量を増加させる。一方で、 S が大きくなると、安定余裕を増加させるため、股関節回旋からモーメントの腕振りによる補償へと切り替える。

4. 戦略 II. 腕振りによる重心軌道追従補助度合いの選択：Su-SAL

4.1 モデル予測制御に基づいた腕振りによる重心軌道追従補助

ヒューマノイドロボットにおける2足歩行では、多くの制御手法が目標重心軌道を生成し、その目標軌道へと支持脚の位置制御により追従させる。しかし、大きな外乱や段差といった、急激な軌道変化を要する場合には、支持脚の出力が不足してしまうことがある。この場合、追従誤差が発生し、その誤差の蓄積により最終的にロボットは転倒してしまう。そこで本戦略では、重心の軌道追従を補助するように腕振りの慣性力を利用する。この重心追従補助のために、図 3(b) に示すような腕振り慣性力を入力としたモデル予測制御を用いる。

状態量 $\mathbf{x}$ を重心の位置・速度の極座標表現とし、入力 $\mathbf{u}$ は腕振りによる慣性力およびモーメントとする。

$$\mathbf{x} := [\mathbf{x}_1^T, \mathbf{x}_2^T, \mathbf{x}_3^T]^T = [\theta, \dot{\theta}, \phi, \dot{\phi}, \ell, \dot{\ell}]^T, \quad \mathbf{u} := [u_1, u_2, u_3]^T = [\tau_r, \tau_z, F_\ell]^T \quad (14)$$

簡単化のため、重心に作用する全ての力とモーメントは、現在の時間ステップ k の値で、予測区間 $k+n \in [k+1, k+N]$ において一定と仮定する。このとき、各状態量に関する運動方程式は次式によって表現される。

$$I_i \ddot{x}_{i,1}(k) = C_i(k) + u_i(k). \quad (15)$$

ここで、 I_i は慣性項であり、 C_i は重力項や式 (8) で補償しなかった $\bar{r}$ 軸回りのモーメント、支持脚が発生させる力といった、入力 u_i である腕振り以外の力を示す。重心の状態量の予測値 $\mathbf{x}_i^{prd}$ ($i = 1, 2, 3$) は、1 ステップ時間 δt における離散時間状態方程式により計算可能であり、

$$\mathbf{x}_i^{prd}(k+n) = \begin{bmatrix} 1 & n\delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_i(k) + \begin{bmatrix} \frac{n^2 \delta t^2}{2} \\ n\delta t \end{bmatrix} \ddot{x}_{i,1}(u_i(k)) \quad (16)$$

と求まる。予測値 $\mathbf{x}_i^{prd}$ と目標軌道 $\mathbf{x}_i^{ref}$ との誤差を $\mathbf{e}_i = \mathbf{x}_i^{ref} - \mathbf{x}_i^{prd}$ と定義し、出力とみなす。この $\mathbf{e}_i$ を、腕振りによる入力 u_i を可能な限り抑える、という条件に従って最小化することが目的となる。モデル予測制御の2次計画法では、次式の入力 u_i に関する評価関数 $J_i(u_i, k)$ を最小化する入力を目標入力 $\mathbf{u}^*(k)$ と定める。

$$u_i^*(k) = \arg \min_{u_i} J_i(u_i, k) \quad (17)$$

$$J_i(u_i, k) = W_{sup} \alpha_{sup}^{reg} \sum_{n=1}^N \alpha_{sup}^{n-1} \mathbf{e}_i^T(k+n) G_{e_i} \mathbf{e}_i(k+n) + (1 - W_{sup}) G_{u_i} u_i^2(k) \quad (18)$$

Fig. 7 Analytical result of Su-SAL: W_{sup} is converged on the optimal line ($dR_d W_{sup} = 0$).

ここで, $\alpha_{sup} = 1.2$ はモデル予測制御における未来の情報の優先度および信頼度を表現し, α_{sup}^{reg} によって正規化される. 本来なら, 予測区間 N を変更し, 予測の精度や未来の情報の価値等を調整すべきだが, 計算コストを一定に抑えるため, α_{sup} を新たに導入した. G_{u_i} は入力重みであり, G_{e_i} は対角行列によって表される出力重みである. G_{u_i}, G_{e_i} は基本的な入出力重みであり, ここに補助重み W_{sup} をかけ合わせることで, 腕振りによる重心追従補助の度合いの選択を可能にする.

J_i は u_i の下に凸な二次関数となるため, 最適入力 $\mathbf{u}^*$ は $\partial J_i / \partial u_i = 0$ を満たせばよいから,

$$u_i^*(k) = \left\{ \frac{W_{sup} \alpha_{sup}^{reg}}{I_i} \sum_{n=1}^N \alpha_{sup}^{n-1} \boldsymbol{\eta}(n)^T G_{e_i} e_i(k+n, u_i=0) \right\} \left\{ (1-W_{sup}) G_{u_i} + \frac{W_{sup} \alpha_{sup}^{reg}}{I_i^2} \sum_{n=1}^N \alpha_{sup}^{n-1} \boldsymbol{\eta}(n)^T G_{e_i} \boldsymbol{\eta}(n) \right\}^{-1} \quad (19)$$

と求まる. ここで, $\boldsymbol{\eta}(n) := [n^2 \delta t^2 / 2, n \delta t]^T$ と定義し, $e_i(k+n, u_i=0)$ は入力が 0 の場合の予測誤差を表している.

4.2 SAL による補助重みの選択: Su-SAL

外乱や段差といった大きな出力が求められる際には, 本戦略の腕振りによる補助は有効である. しかし, 安定歩行時には支持脚は十分に重心の軌道追従が可能であり, 腕振りによる余剰な力はエネルギー効率の悪化や, モデル化の精度によっては安定性の悪化をもたらしかねない. つまり, ロボットの状況に応じて補助の度合いを選択し切り替えることで, より効果的な腕振りによる補助が実現できる. 本節では, 式 (18) において設けた補助重み W_{sup} を SAL を利用して選択することによって, 不必要な腕振りによる補助を抑えて, 必要な時のみ腕振りの補助を優先する Su-SAL を提案する.

Ro-SAL と同様に, Su-SAL でも運動報酬 R と補助重み W_{sup} の関係を明示する必要がある. 移動速度に関しては, W_{sup} に依存しないことが予想できる. 転倒リスク S とエネルギー効率 C_{mt} に関しては, 図 5 のような関係が見込めるが, より簡易に関係を近似したい. そこで, Ro-SAL では回旋率 W_{rot} と入力の大きさは比例関係となっており, W_{rot} と S は直線近似, C_{mt} と W_{rot} は二次関数で近似されたことから, 腕振りの入力と S, C_{mt} の関係は同様の近似で表せるものと仮定する. つまり, Su-SAL でも, W_{sup} によって決定される腕振りによる入力の大きさと S は比例関係であり, C_{mt} は二次関数で近似できるものと仮定する.

この仮定を基に, まず式 (19) による入力を近似する. 式 (19) は $e_i(k+n, u_i=0)$ と W_{sup} 以外は定数である. $e_i(k+n, u_i=0)$ が S に比例すると仮定するのは妥当であり, ここから具体的な比例係数を試行錯誤的に近似した.

$$u(S, W_{sup}) := \frac{2S(k)W_{sup}}{(1-W_{sup})G_{u_i} + 0.05W_{sup}} \quad (20)$$

S, C_{mt} を式 (20) の 1 次・2 次関数で近似し, $W_{sup} = 0.5$ における S, C_{mt} の平均値から, 係数を決定した.

$$S^{sup}(k) := S(k) - 0.035u(S, W_{sup}), \quad C_{mt}^{sup}(k) := C_{mt} + \frac{0.020u^2(S, W_{sup})}{3\delta t v_n Mg} \quad (21)$$

Table 1 Basic parameters

(a) Property of robot			(b) Parameters for bipedal walking		
Symbol	Meaning	Value	Symbol	Meaning	Value
M	Total mass of robot	20.945 kg	z_G	Height of the COG	0.57 m
m_A	Mass of each arm	2.665 kg	T_{sup}	Support time by one leg	0.75 s
m_L	Mass of each leg	3.901 kg	x_s	Stride length	0.50 m
H	Height of robot	1.0 m	v_n	Average moving speed	0.33 m/s
DOF	Total joint of robot	24	C_{mt}	Energy efficiency	0.47

Table 2 Parameters for arm-swing

Symbol	Meaning	Value	Symbol	Meaning	Value
G_{u_i}	Gains of inputs	[1, 1, 1]	p_A^{ini}	Initial arm position	$[0, \pm 0.26, 0.43]^T$
$G_{e_i}^{1,1}$	Gains of position errors	$[5 \times 10^4, 1 \times 10^3, 5 \times 10^5]$	W_{rot}^{ini}	Initial rotation rate	0.76
$G_{e_i}^{2,2}$	Gains of velocity errors	$[1 \times 10^3, 1 \times 10^{-2}, 1 \times 10^4]$	W_{sup}^{ini}	Initial support weight	0.01

式 (21) より, R は補助重み W_{sup} の関数として表現された. これにより, R の W_{sup} に関する勾配 dR/dW_{sup} を用いた最急降下法により W_{sup} を更新することで, ロボットの転倒リスクに最適な補助重みを選択できる.

$$W_{sup} \leftarrow W_{sup} + G_{sup} \frac{\delta R}{\delta W_{sup}} \quad (22)$$

ここで, $G_{sup} = 4 \times 10^{-4}$ はゲインであり, 収束速度が遅くなりすぎず, かつ更新が振動的にならないよう, 経験的に決定した.

Su-SAL が式 (22) によりどのような振る舞いを示すかを, dR/dW_{sup} の S と W_{sup} に関する等高線 (図 7) より確認する. 図 7 より, Ro-SAL 同様に W_{sup} は $dR/dW_{sup} = 0$ の最適曲線へと収束することがわかる. 転倒リスク S が小さい場合には, W_{sup} は減少することで, 重心追従補助の度合いを弱めて腕振りを小さくする. 転倒リスク S が大きい場合には, W_{sup} は増加し ($W_{sup} \leq 0.9$), 腕振りによる重心追従補助を最大限行う. ここで, 最大値が存在するのは, 安定化による転倒リスクの低下よりもエネルギー効率の悪化が支配的になるからだと考えられる. このような振る舞いは, 上で述べたように, 不必要な腕振りを抑えて, 必要なときのみ大きく腕振りを行って重心の追従を補助する, という振る舞いと一致することから, Su-SAL は妥当であるといえる.

5. シミュレーションによる腕振り戦略の比較

5.1 シミュレーション条件

シミュレーションにより, 提案した腕振り戦略である Ro-SAL と Su-SAL の有効性を確認する. 動力学シミュレータは, 産総研が開発した OpenHRP3 を用いた (Kanehiro, et al., 2004). ロボットモデルは, 我々が開発している MLR のプロトタイプである Gorilla Robot III のスケルトンモデルであり, 各リンクの大きさや慣性, 関節の出力を再現している. ロボットのパラメータおよび歩行のパラメータを表 1 に示し, 提案手法となる腕振り戦略に関するパラメータは表 2 に示す.

シミュレーション環境として, SAL における転倒要因に基づいた以下の 4 つを用意した.

1. 平地での歩行を 50 周期 (安定状態)
2. 平地での歩行途中でロボットが認識できない関節角誤差 ($[-3.5 \text{ deg}, 3.5 \text{ deg}]$) を付与 (内部モデル要因あり)
3. 平地での歩行途中で関節最大トルクに制限 (50%) を付与 (外力要因あり)
4. 15 cm の 2 つの段差の上り歩行 (環境要因あり)

これらの環境に対して, 2 つの腕振り戦略の有効性を評価するため, [A] 提案手法なし・[B] W_{rot} 一定・[C] Ro-SAL・[D] W_{sup} 一定・[E] Su-SAL の 5 条件で比較した. 使用する腕振り戦略はどちらか一方であり, 同時には実行しない.

評価項目は, 転倒リスク S とエネルギー効率 C_{mt} の平均とした. また, Ro-SAL と Su-SAL が転倒リスクに対して正しく振舞っているかを確認するため, 解析結果 (図 6, 7) との比較も行った.

Fig. 8 Snapshots and arm-swing trajectories of simulations; Ro-SAL kept the periodicity of arm-swing by predesign of swing-leg trajectory, while Su-SAL generated the instantaneous inertia force for stabilization.

Fig. 9 Simulation results: The robot walked on flat 50 cycles.

特徴的な結果となった、関節角誤差付与時の Ro-SAL と、関節最大トルク制限時の Su-SAL、段差上り時の Su-SAL でのシミュレーションの様子および腕先の軌道を図 8 に示す。ただし、右腕 y 座標 y_{Ar} は符号を反転させている。

5.2 平地歩行

本シミュレーションでは、[B] W_{rot} 一定および [D] W_{sup} 一定は、偏りがないようにどちらも 0.5 とした。このときの転倒リスク S とエネルギー効率 C_{mt} の比較結果を図 9 にまとめる。[B]~[E] のどの戦略においても、[A] の提案手法なしと比べて、 S が小さくなったことがわかる。特に、[B],[C] のモーメントの利用および補償戦略では約 10% のリスク低下が見られ、遊脚が発生させるモデル化誤差の影響を緩和できている。 C_{mt} に関しては、腕振りを一切行わないため、[A] の提案手法なしでは比較的高効率になっているが、[C] の Ro-SAL は腕振りが含まれるにも関わらず、5% 程の効率改善が見られた。これは、安定時には腕振りを可能な限り小さくし、股関節の拘束を緩めることで、無駄なエネルギー消費を抑えた結果と考えられる。一方で、[D],[E] の重心の追従補助戦略は、あまり有効とはいえず、 S, C_{mt} ともに [B],[C] よりも悪い結果となった。これは、平地での歩行は安定なため、腕振りが余計であり、またモデル化誤差の影響を打ち消すようには働かないためだと考えられる。

5.3 関節角誤差付与

本シミュレーションでは、[A] の提案手法なし、[D],[E] の重心の追従補助戦略では関節角誤差が付与されたタイミングで転倒してしまったため、記録はなしとする。また [B] の W_{rot} 一定では、 $W_{rot} = 0$ でモーメントの補償のみ行わせることで歩行を成功させた。歩行を成功させた [B] と [C] の Ro-SAL についての比較結果を図 10(a), (b)

Fig. 10 Simulation results: The robot walked with joint angle error.

Fig. 11 Simulation results: The robot walked with maximum torque limit.

に示す。転倒リスク S に関しては同程度であるものの、エネルギー効率 C_{mt} に関しては約 17% [C] の Ro-SAL が優れていた。このことから、Ro-SAL は関節角誤差が発生し、バランスを崩した時のみ安定性を重視し、それ以外では効率を重視したと予想できる。実際に図 8(a) を見ると、歩行開始直後の関節角誤差がない際には腕振りの様子が見られないが、ロボットが赤く塗られている関節角誤差が付与されている際には腕振りが大きくなっており、股関節回旋とモーメント補償を切り替えていることがわかる。また、図 10(c) のシミュレーションと解析結果の比較を見ると、関節角誤差がない場合（青丸）と関節角誤差が与えられた場合（赤三角）では、はっきりと領域が分かれており、誤差がない場合 W_{rot} が大きく、誤差がある場合 W_{rot} が小さくなっていることがわかる。このことから、Ro-SAL は正しく機能し、また結果としても安定性を保ちつつ効率の向上を果たしたといえる。

5.4 最大関節トルク制限

本シミュレーションでは、[A] の提案手法なし、[B],[C] のモーメントの利用および補償戦略では最大トルクが制限されたタイミングで転倒してしまったため、記録はなしとする。[D] の W_{sup} 一定では、Su-SAL において取り

Fig. 12 Simulation results: The robot walked up step.

うる最大値 $W_{sup} = 0.9$ とすることで、最大限重心追従を補助させた。[D] と [E] の Su-SAL についての比較結果を図 11(a), (b) に示す。転倒リスク S に関しては同程度であるものの、エネルギー効率 C_{mt} に関しては約 10% [E] の Su-SAL が優れていた。このことから、Su-SAL は最大トルクが制限されたときのみ補助度合いを大きくし、支持脚だけでは足りない出力を補ったと推測できる。実際に図 8(b) を見ると、ロボットが赤く塗られている最大関節トルクが制限されている際には、支持脚の出力が足りずにバランスを崩しているが、腕を大きく振ることで姿勢を回復していることがわかる。また、図 11(c) のシミュレーションと解析結果の比較を見ると、最大トルク制限がない場合（青丸）と最大トルク制限が与えられた場合（赤三角）では、およそ領域が分かれており、制限がない場合 W_{sup} が小さく、制限がある場合 W_{sup} が大きくなっていることがわかる。2つの分離が、他の結果と比べて不十分に見えるのは、最大トルクを制限した際に重心追従が困難となるタイミングが着地直後のような負荷が大きい時だけであり、それ以外の時間では制限がない場合と同様の歩行が可能だったためだと考えられる。

5.5 段差上り歩行

本シミュレーションでも、[A] の提案手法なし、[B],[C] のモーメントの利用および補償戦略では段差を上るタイミングで転倒してしまったため、記録はなしとする。[D] の W_{sup} 一定では、最大関節トルク制限時と同様に $W_{sup} = 0.9$ とした。[D] と [E] の Su-SAL についての比較結果を図 12(a), (b) に示す。転倒リスク S に関しては同程度であるものの、エネルギー効率 C_{mt} に関しては約 4% [E] の Su-SAL が優れていた。このことから、Su-SAL は段差を上るときのみ補助度合いを大きくし、支持脚だけでは足りない出力を補ったと予想できる。実際に図 8(c) を見ると、段差を上る際には腕を大きく上に上げているが、その後の平地では腕振り量が小さくなっている。また、図 12(c) のシミュレーションと解析結果の比較を見ると、平地を歩く際（青丸）と段差を上る際（赤三角）では、はっきりと領域が分かれており、平地では W_{sup} が小さく、段差では W_{sup} が大きくなっている。

5.6 考察

4つのシミュレーション環境において、提案した2つの戦略、モーメントの利用および補償度合いの選択 Ro-SAL と重心の追従補助度合いの選択 Su-SAL は、解析結果通りに機能し、安定性を維持しつつエネルギー効率の向上をもたらすことが確認された。Ro-SAL は平地（安定状態）および関節角誤差（内部モデル要因）にのみ有効であり、Su-SAL は最大トルク制限（外力要因）および段差（環境要因）にのみ有効であったため、それぞれが有効な状況が異なるといえる。これは、Ro-SAL が安定余裕の向上を狙ったものであり、Su-SAL は発生した誤差に対しての安定化を狙ったものであり、異なる特徴を有しているためである。そのため、この2つの戦略を適切に組み合わせることで、多岐に渡る転倒要因に対処することができると考えられる。

6. 結 言

本論文では、2足歩行の安定性および効率の向上を目指すため、特に腕振りによる慣性力に注目し、2つの戦略、

1. 遊脚が発生させるモーメントの利用および補償

2. 支持脚によって行われる重心軌道追従の補助

を提案した。これらの戦略における、利用および補償の割合と、補助の度合いを Selection Algorithm for Locomotion (SAL) を用いることで転倒リスクに応じて選択、切り替え、安定時のように不要な際には腕振りを抑制し、バランスを崩した際など、必要なときのみ腕振りを大きく行うことで、安定性および効率の向上を図った。この2つの選択、Ro-SAL と Su-SAL の振る舞いは解析的に求められ、シミュレーション結果とも一致することを確認した。その結果、Ro-SAL および Su-SAL の正しい振る舞いによって、関節角誤差や最大トルク制限、段差の上り歩行といったバランスを崩しやすい状況でも安定した歩行を可能にした。また、平地歩行時のように安定な状況では、効率を向上させることで、4つのシミュレーション環境全てにおいて、エネルギー効率の向上が確認された。

考察において、Ro-SAL は安定状態と内部モデル要因に対し有効であり、Su-SAL は外力要因と環境要因に有効であることが明らかとなった。このことから、Ro-SAL と Su-SAL を併用することが望ましいと判断できるが、これらの戦略は単純に併用しては互いが干渉してしまい、十分な効用を得られない恐れがある。そこで今後は、転倒要因に応じて2つの戦略を適切に組み合わせることが課題となる。

References

- Aoustin, Y. and Formal'skii, A., 3D walking biped: optimal swing of the arms, *Multibody System Dynamics*, Vol.32, No.1 (2014), pp.55–66.
- Collins, S., Ruina, A., Tedrake, R. and Wisse, M., Efficient bipedal robots based on passive-dynamic walkers, *Science*, Vol.307 (2005), pp.1082–1085.
- Fukuda, T., Hasegawa, Y., Sekiyama, K. and Aoyama, T., *Multi-locomotion robotic systems: new concepts of bio-inspired robotics* (2012), Springer-Verlag.
- Kajita, S., Kanehiro, F., Kaneko, K., Fujiwara, K., Yokoi, K. and Hirukawa, H., Biped walking pattern generation by a simple three-dimensional inverted pendulum model, *Advanced Robotics*, Vol.17, No.2 (2003), pp.131–147.
- Kaminaga, H., Engelsberger, J. and Ott, C., Kinematic optimization and online adaptation of swing foot trajectory for biped locomotion, *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots* (2012), pp.593–599.
- Kanehiro, F., Hirukawa, H. and Kajita, S., OpenHRP: Open architecture humanoid robotics platform, *The International Journal of Robotics Research*, Vol.23, No.2 (2004), pp.155–165.
- Khatib, O. and Chung, S. Y., Suprapeds: Humanoid contact-supported locomotion for 3D unstructured environments, *IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2014), pp.2319–2325.
- Kobayashi, T., Aoyama, T., Sobajima, M., Sekiyama, K. and Fukuda, T., Locomotion selection strategy for multi-locomotion robot based on stability and efficiency, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* (2013), pp.2616–2621.
- Kuindersma, S., Grunpen, R. and Barto, A., Learning dynamic arm motions for postural recovery, *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots* (2011), pp.7–12.
- Sobajima, M., Kobayashi, T., Sekiyama, K. and Fukuda, T., Bipedal walking control of humanoid robots by arm-swing, *SICE Annual Conference* (2013), pp.313–318.
- Urata, J., Nakanishi, Y., Okada, K. and Inaba, M., Design of high torque and high speed leg module for high power humanoid, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* (2010), pp.4497–4502.
- Yamaguchi, J., Soga, E., Inoue, S. and Takanishi, A., Development of a bipedal humanoid robot - control method of whole body cooperative dynamic biped walking -, *IEEE International Conference on Robotics and Automation* (1999), pp.368–374.
- Zhang, S., Huang, Q., Wang, H., Xu, W., Ma, G., Liu, Y. and Yu, Z., The mechanism of yaw torque compensation in the human and motion design for humanoid robots, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, Vol.10, No.57 (2013).