

遺伝的アルゴリズムを用いたヒューマノイドの歩行解析

Walking Analysis of Humanoid Using Genetic Algorithm

○¹和田 亮雅, ¹戸田 雄一郎, ¹松野 隆幸, ¹見浪 護

○¹Akimasa Wada, ¹Yuichiro Toda, ¹Takayuki Matsuno, ¹Mamoru Minami

¹岡山大学

¹Okayama University

Abstract: There were various studies of Humanoid's bipedal walking. However, most of the researches uses a simplified model. In this research, we study humanoid in hopes of realizing robot walking like a human and consider a gait model of humanoid robot including slipping, bumping, surface-contacting and point-contacting of foot is discussed. First, to stabilize attitude and prevent humanoid from falling down, we proposed Visual-lifting Approach. This method use it's eyes. Humanoid judged surrounding condition and keep it's head position high. Next, we need input torque to step forward by feed-forward control but it determined by try and error. This might be waste of energy. So, to solve this problem, I use Non-dominated Sorting Genetic Algorithms-II (NSGA-II).

1 はじめに

現在ヒューマノイドによる二足歩行はシミュレーション実験や実機実験を問わず幅広く研究されているが、線形近似や倒立振子を用いた簡略的な手法による議論が多く見られる[1]-[5]。これに対し本研究ではより人間らしく歩行させることを目標とし、足の滑り、接地時による衝突、面/線接地を明確に区別したヒューマノイドモデルを検討した。この目標に対します我々は、ヒューマノイドの姿勢安定化のため Visual-Lifting Approach 制御を提案した[6]。これは目で周囲の環境を認識することで頭部の位置姿勢を維持させ転倒を防止する手法であり、これによってヒューマノイドの直立状態を実現した。しかしながら、フィードフォワード制御による足を踏み出すための入力トルクは現状、ロボットが歩行するか否かの試行錯誤により決定されていた。これでは多数の補助入力が最適化されずにエネルギーを浪費しているという問題点がある。よってこの問題を解決する手段として本研究では実数値遺伝的アルゴリズムを用いた。以前の研究で実数値 GA を用いた 100 歩の歩行を 2 つの評価関数（速度を最速化する関数と最小のエネルギーで歩行する関数）によって実現し、先行研究よりも消費エネルギーを抑えた歩行の生成できた[7]。しかし、2 つの評価関数を同時に満たすといった歩行は生成できなかったため、この多目的な解を NSGA-II[8]-[9] によって探索し、その結果を調べた。

2 ヒューマノイドモデル

動力学モデルを導出する対象のヒューマノイドモデルの基準座標系 \sum_W 、各関節角度 $q_i[\text{rad}]$ の定義を図 1(a) に各リンク座標系 \sum_i 、各リンク長さ $l_i[\text{m}]$ の定義を図 1(b) に示す。表 1 には各リンクの長さ、質量を示しており、全長 1.7m、全質量 63.8[kg] のヒューマノイドモデルを作成した。モデルは 17 本の剛体リンクと質量や長さを持たない 17 個の回転関節、1 個の直動関節で構成されている。

直動関節は主脚の \sum_W の y 軸方向の滑りを表現している。したがって主脚が滑る場合は、つま先を含む脚、胴体、腕などの全身モデルを 18 自由度を持つ。図 1(a) に示すように脚は、 \sum_W の y 軸方向の並進と x 軸回りの回転の自由度を持つが、図 1(b) に示す脚の \sum_W の y 軸回りの回転の自由度は与えていない。したがって下半身は矢状面内の運動しか行わないが、上半身は joint-8,9,10 により 3 次元空間内の運動が可能である。以降では、link-1, …, 3 によって構成される脚を「支持脚」、link-5, …, 7 によって構成される脚を状態に応じて「遊脚」と呼ぶ。link-1 につけられている直動関節は接地面との滑りを表現する関節である。ただし \sum_0 は図 1(a) の右下に示すように主脚つま先に固定されて \sum_0 の y 軸が \sum_W の y 軸と一致している座標である。図 1 中の \sum_0 の運動は足の滑りを、 \sum_1 の運動は link-1 の回転を表している。

運動方程式を Newton-Euler 法を用いて導出を行う。まず、Newton-Euler 法の順動力学計算として根元リンクから各リンクの先端に向かって link-i の関節角速度 ${}^i\omega_i$ 、関節角加速度 ${}^i\dot{\omega}_i$ 、リンク座標系の原点における並進加速度 ${}^i\ddot{\mathbf{p}}_i$ 、リンクの質量中心における並進加速度 ${}^i\ddot{\mathbf{s}}_i$ を以下の式から導出する。

導出結果は以下のようになる。

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{g}(\mathbf{q}) + \mathbf{D}\dot{\mathbf{q}} = \boldsymbol{\tau} \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{M}(\mathbf{q})$ は慣性行列、 $\mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 、 $\mathbf{g}(\mathbf{q})$ はそれぞれ遠心力/コリオリ力の項及び重力項を表すベクトル、 \mathbf{D} は関節の摩擦係数を表す対角行列、 $\boldsymbol{\tau} = [f_0, \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{17}]$ (ただし足の滑りは受動的であるため $f_0 = 0$) は入力トルクベクトル、 $\mathbf{q} = [y_0, q_1, \dots, q_{17}]$ は関節角度ベクトルである。

3 Visual-lifting Approach

一般的に ZMP を参照しない連続歩行は不安定な歩容が現れるため、困難であるとされる。不安定な歩容とは転倒

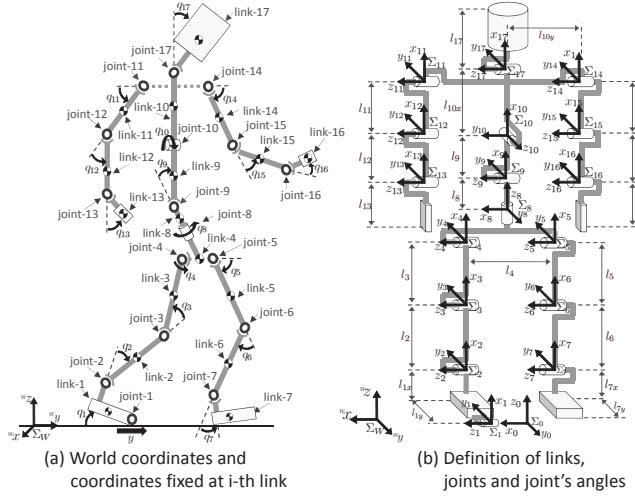


図 1: ヒューマノイドのモデル

表 1: 身体のパラメータ

Link	l_i [m]	m_i [kg]	d_i [Nms/rad]
Head (l_{17})	0.24	4.5	0.5
Upper body (l_{10x})	0.41	21.5	10.0
Middle body (l_9)	0.1	2.0	10.0
Lower body (l_8)	0.1	2.0	10.0
Upper arm (l_{11}, l_{14})	0.31	2.3	0.03
Lower arm (l_{12}, l_{15})	0.24	1.4	1.0
Hand (l_{13}, l_{16})	0.18	0.4	2.0
Waist (l_4)	0.27	2.0	10.0
Upper leg (l_3, l_5)	0.38	7.3	10.0
Lower leg (l_2, l_6)	0.40	3.4	10.0
Foot (l_{1x}, l_{7x})	0.07	1.3	10.0
Total weight [kg]	—	64.2	—
Total hight [m]	1.7	—	—

状態を意味し、一旦転倒状態が生じると安定な姿勢に復帰することは難しい。本章ではこのような問題を避けるために、ヒューマノイドの直立時または歩行時の安定性向上を目的として“Visual-lifting Approach”と呼ぶ戦略を提案する。本戦略の概念は頭部の位置/姿勢を一定に保つことである。まず、その概略図を図 2 に示す。ヒューマノイドの頭部に固定された座標系 Σ_H に基づいて、固定目標物体の位置/姿勢を測定するために Model-based matching 法を使用する。固定目標物体に対して設定された座標系との関係は同次変換行列として定義される。その結果、頭部の目標位置を表す座標系との偏差を表す同次変換行列は以下の式によって求まる。

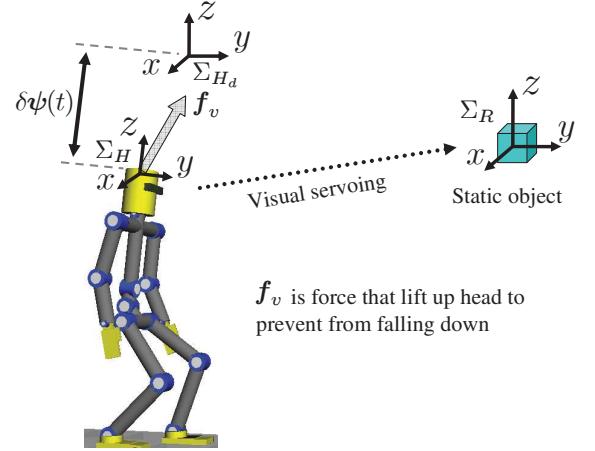


図 2: Concept of Visual Lifting Approach stabilizing walking.

$${}^H \mathbf{T}_{H_d}(\psi_d(t), \psi(t)) = {}^H \mathbf{T}_R(\psi(t)) \cdot {}^{H_d} \mathbf{T}_R^{-1}(\psi_d(t)) \quad (2)$$

式 (9)において、 ${}^H \mathbf{T}_R$ は文献 (10) で提案されている “On-line visual pose estimation” によって測定された $\psi_d(t)$ を用いて計算可能であるが、本研究では ${}^H \mathbf{T}_R$ をビジュアルサーボによる認識によって得るのではなく、既知の変数として扱っている。そして、 $\delta\psi(t)(=\psi_d(t)-\psi(t))$ として定義される頭部の目標値と実際の偏差を最小とするために、関連した関節に入力されるべきトルクが以下の式により計算される。

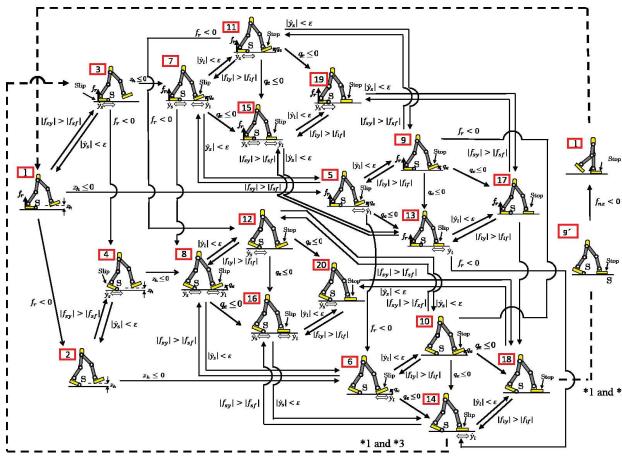
$$\tau_h(t) = \mathbf{J}_H(\mathbf{q})^T \mathbf{K}_p \delta\psi(t) \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{J}_H(\mathbf{q})$ は支持脚から頭部までの位置/姿勢を表すヤコビ行列、 \mathbf{K}_p は比例ゲインを表している。すなわち式 (10) は頭部を目標位置に引っ張る力 f_v を生み出し、重力による頭部や重心位置の低下及び予測不可能な滑りや外乱による転倒を防止する効果を持つ。

4 歩容モデル

4.1 歩容遷移図

図 4 に示す歩容遷移図を作成した。歩容遷移の経路に関してはヒューマノイドの歩行運動によって運動方程式が決定する。各歩容に応じて前節で導出したダイナミクスや状態変数が選定され、分岐の存在する箇所に関しては先に条件が満たされた方に遷移する。



f_{xy} : The force on a foot of supporting leg
 f_{nx} : The binding force on a foot of supporting leg
 f_{ny} : The force on a foot of lifting leg
 f_{fx} : The static frictional force on a supporting leg
 f_{fy} : The static frictional force on a supporting leg
 y_s : The foot slip speed on a supporting leg
 \dot{y}_s : The foot slip speed on a lifting leg
 ϵ : 0.001[m/s]

図 3: 全ての歩容遷移図

4.2 本研究における歩容遷移図

前節では考えられる歩行の種類を紹介したが、本研究は人間らしい歩行を目指しているため必要ない歩容遷移は使用しないこととする。また使用するか否かの判断は世界的に臨床で使用されているランチョロスアミーゴ方式に対応させている [10]。これを現在の歩容遷移図に合わせて考えると次の図 4 のようになる。8 層ありそれぞれに名称が決まっている。

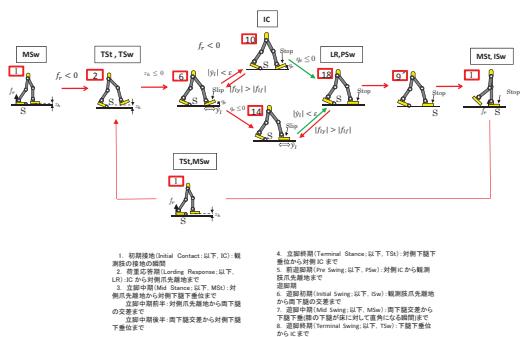


図 4: ランチョロスアミーゴ

5 入力トルク

図 5 に RCGA を用いた関節のモデルを示す。それぞれの関節において入力トルクと回転角度が対応している。腰、股関節、膝、踝の入力トルク係数は $\tau_8[], \tau_5[], \tau_6[], \tau_7[]$ であり、それらに対応する回転角度はそれぞれ $q_8[\text{rad}], q_5[\text{rad}], q_6[\text{rad}], q_7[\text{rad}]$ と表している。

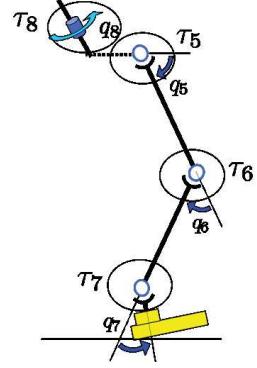


図 5: 脚のモデル

また、入力トルクの式は以下のようになる。

$$\tau_8 = \begin{cases} \tau_{vla} + g_{x_1} \sin(\pi(t - t_{end})/g_{per_1}) & (C = 1) \\ \tau_{vla} - g_{x_1} \sin(\pi(t - t_{end})/g_{per_1}) & (C = 0) \end{cases} \quad (4)$$

$$\tau_5 = g_{x_2} \cos \pi(t - t_{end})/g_{per_2} \quad (5)$$

$$\tau_6 = \begin{cases} g_{x_3} \cos \pi(t - t_{end})/g_{per_3} & (if y_2 - 0.1 < y_6) \\ g_{x_4} \sin \pi(t - t_{end})/g_{per_4} & (otherwise) \end{cases} \quad (6)$$

$$\tau_7 = g_{x_5} (g_{per_5} - q_6) \quad (7)$$

$C=0$ は支持脚の爪先が地面に接触し、支持脚と遊脚が入れ替わると $C=1$ とし、次に遊脚の爪先が接地すると $C=0$ とする。以降繰り返す。 τ_{vla} は Visual-Lifting Approach による入力。 y_2, y_6 はそれぞれ支持脚の膝の y 座標、遊脚の膝の y 座標である。 $g_{x_1} \sim g_{x_5}[]$ は入力トルク係数、 $g_{per_1} \sim g_{per_5}[\text{s}]$ は周期を表し、範囲に制限は設けていない。

6 NSGA-II を用いたヒューマノイドの歩行生成

NSGA-II を使用して、入力トルクを探索する。1. 初期個体の生成 (Create First Generation)

初期個体入力トルク係数の大きさは $0 \leq g_{xi} \leq 100 (i = 1, 2, \dots, 5)$ 、周期を決める大きさは $0.01 \leq g_{peri} \leq 3 (i = 1, 2, \dots, 5)$ として 50 歩の歩行がすでに成功した個体集団を 19 個体を用意する。

2. シミュレーション (Simulation) :

初期集団の個体で歩行シミュレーションを行う。終了条件は歩容遷移図に従わない歩行もしくは最大 50 歩の歩行が完了した段階とする。

3. 評価 (Evaluation) :

今回の NSGA-II では (1) 速度および (2) 総入力トルク係数の評価を行い、これらの評価値を最小化させる。

(1) 総入力トルク係数の評価関数

$$fit_i^1(x_i) = k_1 \sum_{k=1}^5 g_{i,j}^{tor} \quad (8)$$

ここで、 fit_i^l は、母集団中の i 番目の個体の評価関数の適応度を表す。また、 $g_{i,j}^{tor}$ は、 i 番目の個体の j 個目の入力トルク係数を表す。 $g_{xi}[]$ は入力トルク係数、 $W[]$ は総入力トルク係数、 $k_2[\text{point}]$ は規格化をする定数としている。 $g_{xi}[]$ は式 (14)～(17) より入力トルクに直接影響する。入力トルクが大きければ歩行の際のエネルギーも大きくなる。この考えから入力エネルギーを最小化するためには結果として $g_{i,j}^{tor}$ の大きさを最小化することに帰着している。

(2) 速度に関する評価関数

$$fit_i^2(v_i) = \frac{k_1}{v_i} \quad (9)$$

ここで、 v_i は、 i 番目の個体において、ヒューマノイドが 50 歩の歩行をする際ににおける、平均速度を表す。 $x[\text{m}]$ は歩行距離、 $t[\text{s}]$ は時間、 $k_1[\text{m/s}]$ は規格化定数とする。今回の NSGA-II では評価関数の値を最小化することが目標となっているため速度の逆数を評価した。これらの 2 つの評価関数から、本研究における最適化を以下のように定義する。

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}_i) &= \{fit_i^1, fit_i^2\} \\ \text{subject to } h_i^{\text{step}} &\geq 50 \end{aligned} \quad (10)$$

4. 選択・交叉・突然変異 (Selection · Crossover · Mutation) :

NSGA-II では以下の手順によって探索を進める。

保存する母集団 Pt と交叉・突然変異といった遺伝的操作を用いた探索を行うための集団 Qt (以降アーカイブ集団とする) の 2 つの独立した母集団を用いて解の探索を行う。非劣個体を保存する母集団 Pt を親母集団として、アーカイブ集団 Qt を子母集団として用いることにより解探索を行っている。具体的には、まず世代 t における親母集団 Pt から遺伝的操作を用いたアーカイブ集団 Qt を選択する。 Qt に対して各 遺伝的操作を行い Qt を更新する。次に、各遺伝的操作を行った Qt と親母集団 Pt を組み合わせた $Rt = Pt \cup Qt$ を生成し、選択操作によって個体数 $2N$ の Rt から個体数 N の $Pt + 1$ を新たに選択し探索を進めていく。以下、NSGA-II のアルゴリズムの流れを示す。

Step 1 親母集団と子母集団を組み合わせて $Rt = Pt \cup Qt$ を生成する。 Rt に対して非優越 ソートを行い、全個体をランク r 毎に分類する。

Step 2 新たな母集団 $Pt + 1$ を生成。

Step 3 混雑度ソート (Crowding-sort) を実行し、最も評価値が多様に広がっていた個体 N 個を $Pt + 1$ に加える。

Step 4 $Pt + 1$ を基に、混雑度トーナメント選択、交叉、突然変異を用いて新たな子母集団 $Qt + 1$ を生成する。

このように NSGA-II では、親母集団 Pt と子母集団 Qt を組み合わせた母集団 Rt の上位 N 個体を選択し、次世代の親個体 $Pt + 1$ としている。また、探索個体 (子個体) Qt は、親個体 Pt から混雑度トーナメント選択を用いて選抜されており、親個体 Pt のより優れた個体を用いて各遺伝的操作を用いた探索が行われている。

7 シミュレーション実験

7.1 実験の内容

初期個体として 50 歩の歩行ができる個体を 19 個用意しシミュレーションを行う。1 回のシミュレーションは最大 50 歩、もしくは終了条件(歩容遷移に従わないとき)を満たすと終了する。6 章で説明した手順で探索をし、世代数は 1000 世代となるまで繰り返した。

7.2 結果

以下の図 6 に NSGA-II の試行結果を示す。10 世代目、300 世代目、500 世代目、1000 世代目における個体の実行可能解の集合を青丸で図示する。これらの個体が各々に歩行パターンを持っている。今回用いた評価関数にはトレードオフの関係があるため 2 つの目的関数を最適化する解は存在しない。そのため今回の実験における最適化は目的間の最適なトレードオフ関係を示す開集合を獲得することである。10 世代目、300 世代目、500 世代目、1000 世代目における個体の実行可能解の集合を青丸で図示する。これらの個体が各々に歩行パターンを持っている。10 世代目における非劣解の集合に比べ、300 世代目や 500 世代目ではさらにその非劣個体の集合が原点に近づいている。1000 世代目になると非劣個体の集合がより収束していた。これは真の解であるパレート解に近づいている、あるいは局所解に陥り探索途中であると考えられる。

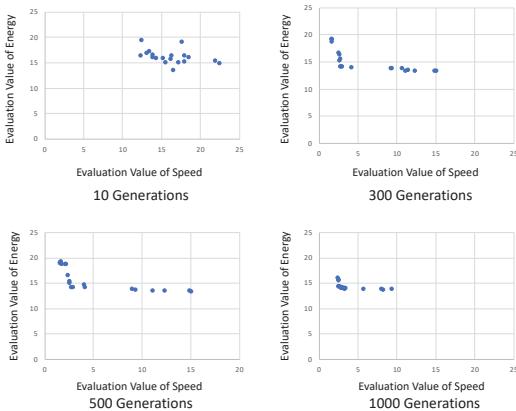


図 6: NSGA-II 実験結果

さらに世代数を増やすことでより良い個体が得られるのかを実験したい。

参考文献

- [1] S. Kajita, M. Morisawa, K. Miura, S. Nakaoka, K. Harada, K. Kaneko, F. Kanehiro and K. Yokoi, "Biped Walking Stabilization Based on Linear Inverted Pendulum Tracking," *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.4489–4496, 2010.
- [2] H. Dau, C. Chew and A. Poo, "Proposal of Augmented Linear Inverted Pendulum Model for Bipedal Gait Planning," *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.172–177, 2010.
- [3] S. Kajita and K. Tani, "Study of Dynamic Locomotion on Rigged Terrain-Derivation and Application of the Linear Inverted Pendulum Mode," *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.1405–1411, 1991.
- [4] S. Kajita, F. Kanehiro, K. Kaneko, K. Yokoi and H. Hirukawa, "The 3D Linear Inverted Pendulum Mode: A simple modeling for a biped walking pattern generation," *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2001.
- [5] P.B. Wieber, "Trajectory free linear model predictive control for stable walking in the presence of strong perturbations," *Proc. International Conference on Humanoid Robotics*, 2006.
- [6] Xiang Li, Mamoru Minami, Takayuki Matsuno, Daiji Izawa: "Visual Lifting Approach for Bipedal Walking with Slippage," *Journal of Robotics and Mechatronics* Vol.29 No.3, p.500-508, 2017.
- [7] 和田 亮雅, 戸田 雄一郎, 見浪 譲, "ヒューマノイドロボットのための遺伝的アルゴリズムを用いた歩行プロファイルの改善", JSME ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH 2019), 1A1-L04, 2019.6.5-8
- [8] 渡邊真也『パレート解分析のための技術動向』"進化計算の新時代"特集号 システム/制御/情報, Vol.60, No. 7, pp.272-277, 2016.
- [9] 渡邊真也,『遺伝的アルゴリズムによる 多目的最適化に関する研究』Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization 2001 年
- [10] 畠中泰彦, 歩行分析・動作分析のグローバル・スタンダード—最近の知見と治療に役立つ分析のポイント—, 2013 年

連絡先

和田 亮雅

E-mail: akimasa_0914_wada@yahoo.co.jp

8 おわりに

本研究では NSGA-II を用いて 50 歩の歩行を行うという制約が付いた多目的問題を解いてヒューマノイドの効率の良い歩行を探査した。その結果探索には成功し非劣個体である解の集合体を得られた。今後の課題としては