

A_030

シリアルリンクロボットの跳躍最適化問題に対する
ソフトコンピューティング手法に基づく解法Jumping pattern optimization for a serial link robot
through soft computing techniques

松井 猛† 宇野 剛史† 加藤 浩介† 坂和 正敏† 東森 充† 金子 真†

Takeshi Matsui Takeshi Uno Kosuke Kato Masatoshi Sakawa Mitsuru Higahimori Makoto Kaneko

1. まえがき

今日、研究されている脚式・歩行ロボット [1] は大きく二つに分類することができる。一つは脚先端で構成される支持多角形内にロボットの重心を確保することを前提とした静的な歩行に関する研究、もう一つは支持多角形から重心が外れることを許容した動的歩行に関する研究である。段差を移動する手段として、後者に分類できる跳躍ロボットに関する研究が数多く行われている。跳躍を行うロボットの制御は、ロボティクスや非線形制御論、その中でもハイブリッドシステム論の立場から見て極めて興味深い研究課題である。動的歩行ロボットの多くは脚制御にばねや空圧アクチュエータなどを用いるが、一般に器用さに欠けるという問題点がある。この問題点を解決するため、東森ら [2] は、脚制御に回転型モータを利用したシリアルリンクロボットについて考察し、その跳躍高度を最大化するため、遺伝的アルゴリズム (以下、GA と略記) によるトルクパターンの生成を行った。しかし GA では、ある局所解の近傍から局所解そのものを得ることが難しいことが知られている。

本研究においては、GA に代えて Particle Swarm Optimization を採用することによりこの問題を解決し、かつ高い効率でトルクパターンの最適化を行うことを目標とする。

2. 最大跳躍問題の定式化

図1に示すようなシリアル N リンクロボットを考える。ただし、 l_i , m_i , I_i ($i = 1, \dots, N$), θ_j , τ_j ($j = 1, \dots, N-1$), g , h はそれぞれ第 i リンクの長さ、質量、慣性モーメント、第 j 関節角度、第 j 関節駆動トルク、重力加速度、床面から見たロボットの重心位置の高さを表す。第 j 関節駆動トルクを供給するモータは、モータ本体は第 j リンクに、モータ回転軸は第 $j+1$ リンクに固定されているものとする。なお、簡単のため、モータ質量はリンク質量に含まれるものとし、各リンクの重心はリンク中心に位置するものとする。通常の DC サーボモータは角速度に応じたトルクの減少特性を持つのに対し、AC サーボモータでは速度に応じて電流供給量を増加させることによりトルク出力を維持することが可能なものが存在する。本研究ではこのような AC サーボモータを仮定し、モータの最高角速度を ω_{\max} とした速度限界値を設ける。また、リンク同士の干渉を避けるため、関節可動範囲 $\theta_{j \min} \leq \theta_j \leq \theta_{j \max}$ を設ける。図1に示すようなシリアルリンクロボットに、いかにして高い跳躍を達成できるかという問題について、ここでは、関節駆動トルクの時系列波形に着目し、以下のような最適化問題を

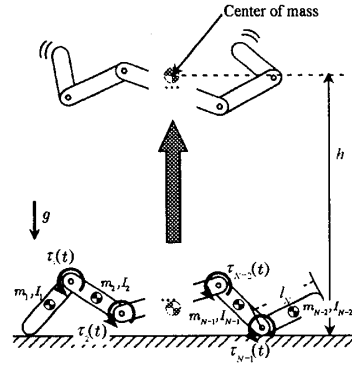


図1: シリアルリンクロボットのモデル

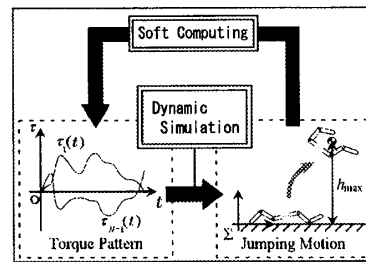


図2: 最大跳躍パターンの獲得方法

取り扱う。

$$\begin{aligned} & \text{maximize } F = h_{\max}(\tau_1(t), \dots, \tau_{N-1}(t)) \\ & \text{subject to } \tau_{j \min} \leq \tau_j(t) \leq \tau_{j \max} \\ & \quad \quad \quad j = 1, \dots, N-1 \\ & \quad \quad \quad 0 \leq t \leq T \end{aligned} \quad (1)$$

ただし、 $\tau_j(t)$, $\tau_{j \min}$, $\tau_{j \max}$, T は、それぞれ第 j 関節トルクの時系列波形を表す関数、第 j 関節の最小および最大トルク制限値、ロボットの動作時間とする。また、 h_{\max} は一連の跳躍動作における最高重心到達位置とする。

本研究では、最大跳躍高さを獲得するために Particle Swarm Optimization を用いる。図2に示すように、個体 $\tau_j(t)$ に対する跳躍動作をダイナミックシミュレーションにより生成し、実現された h_{\max} を評価関数とした学習を行う。

$\tau_j(t)$ は、等間隔に設定された時刻 t_k ($k = 1, 2, \dots, m$; $t_{m+1} = T$) とトルクの変化量 $u_j(k) = \tau_j(t_k) - \tau_j(t_{k-1})$ ($-\tau_{j \max} - \tau_{j \min} \leq u_j(k) \leq \tau_{j \max} - \tau_{j \min}$) の選択次第で大きく変化するため、 $u_j(k)$, t_k を探索パラメータとする。

† 広島大学大学院工学研究科

3. Particle Swarm Optimization (PSO)

Kennedy ら [3] に提案された PSO は、鳥の群れや魚の群れにおける個体は自身の情報だけでなく群れの情報も用いて行動していることに注目し、これを模擬した探索手法である。この PSO では、個体 i , $i = 1, \dots, N$ の移動は、図 3 のように次の更新式に従って行われる。

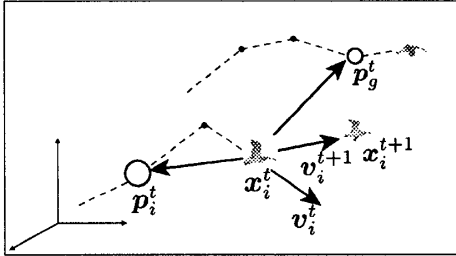


図 3: 動きのモデル化

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 R_1^t (p_i^t - x_i^t) + c_2 R_2^t (p_g^t - x_i^t) \quad (2)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (3)$$

ここで、 x_i^t は個体 i の t 回目の探索点、 p_i^t は個体 i の過去の探索における最良の目的関数値を与える探索点、 p_g^t は p_i^t , $i = 1, \dots, N$ の中の最良の探索点、すなわち、群れ全体の過去の探索における最良の探索点である。また ω , c_1 , R_1^t , c_2 , R_2^t は制御パラメータである。ここで、反復回数 t でのパラメータ ω^t は個体の大域的探索、局所的探索性を制御するパラメータである。

個体 i は現在の探索方向ベクトル v_i^t と、現在の探索点 x_i^t からその個体自身の最良探索点 p_i^t へ向かう方向ベクトル $p_i^t - x_i^t$ 及び群れの最良探索点 p_g^t へ向かう方向ベクトル $p_g^t - x_i^t$ を用いて次の探索方向ベクトル v_i^{t+1} を決定し、現在の探索点 x_i^t から次の探索点 x_i^{t+1} へ移動する。

このような PSO 手法には、式 (2) で決定される移動方向ベクトル v_i^{t+1} は常に群れの最良探索点へ方向ベクトルを含むことから個体が群れの最良探索点へ集中し、局所解から抜け出すことを困難にしているという問題点、および、制約のある問題に対して移動後の個体が実行可能になるとは限らない問題点がある。そこで従来の PSO の局所解への集中を防ぐために、個体の移動方法の変更、離脱行動および Stretching 技法 [4] の導入を行う。また、制約を取り扱うために、個体の初期探索点の生成方法の変更、移動後の非実行可能個体の修正を行う個体群と非実行可能領域内への移動を許可する個体群の 2 つに分ける。これにより計算時間の削減と、実行可能領域外への探索を許すことによる探索能力の向上、探索の広域化、複数の局所解への対応が可能となる。

4. 数値実験

ここでシリアルリンクロボットは、5 リンク 4 関節 ($N = 5$) としている。 $\tau_{1 \min} = \tau_{2 \min} = \tau_{3 \min} = \tau_{4 \min}$,

$\tau_{1 \max} = \tau_{2 \max} = \tau_{3 \max} = \tau_{4 \max}$ とした。その他のパラメータは、 $l_1 = l_5 = 60[\text{mm}]$, $l_2 = l_4 = 75[\text{mm}]$, $l_3 = 123[\text{mm}]$, $m_1 = m_5 = 25[\text{g}]$, $m_2 = m_4 = 75[\text{g}]$, $m_3 = 140[\text{g}]$, $I_1 = I_5 = 9.8[\text{kgmm}^2]$, $I_2 = I_4 = 54[\text{kgmm}^2]$, $I_3 = 230[\text{kgmm}^2]$, $\omega_{\max} = 31.4[\text{rad/s}]$, $T = 1.5[\text{s}]$, $m = 32$ とした。また、関節の粘性は $d_j = 53.0[\text{Nmm} \cdot \text{s}]$ ($j = 1, \dots, 4$) とし、リンク系と床との仮想バネ、ダンパは、それぞれ $k = 1000[\text{N/mm}]$, $d = 1.1[\text{Ns/mm}]$ に設定した。

図 4 に $\tau_{j \min} = -2000[\text{Nmm}]$, $\tau_{j \max} = 2000[\text{Nmm}]$, 個体数 40, 世代数 100 として PSO により実験した結果を示す。GA においては個体数 200, 世代数 100 による実験結果から $h_{\max} = 630[\text{mm}]$ という結果が得られているが、図 4 から PSO が良い結果を得ていることが確認できる。

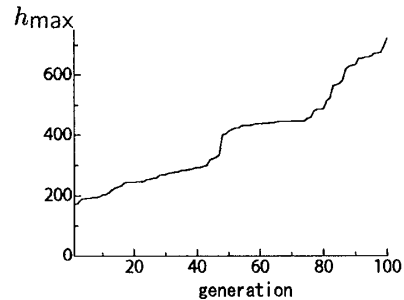


図 4: 実験結果

5. おわりに

本研究では、回転型モータを想定したシリアルリンクロボットによる跳躍最大化問題について考察した。今後は、跳躍問題の特徴を考慮した PSO の開発および床面剛性や摩擦等、環境を考慮した跳躍パターンの考察、ならびに人間やヒューマノイドロボットモデルによる跳躍パターン解析を行う予定である。

謝辞

本研究は、21 世紀 COE プログラム「超速ハイパーヒューマン技術が開く新世界」の支援によって行われたものであることを付記しておく。

参考文献

- [1] 美多勉, 非線形制御入門 - 劣駆動ロボットの技能制御論-, 昭晃堂, 2000.
- [2] 東森充, 原田学, 石井抱, 金子真, シリアルリンクロボットの跳躍パターン作成, 日本ロボット学会誌, Vol. 23, No. 8, pp. 84-92, 2005.
- [3] J. Kennedy, R. C. Eberhart, Particle swarm optimization, Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Piscataway, NJ, pp. 1942-1948, 1995.
- [4] K.E. Parsopoulos, M.N. Varahatis, "Recent approaches to global optimization problems through Particle Swarm Optimization", Natural Computing, no. 1, pp. 235-306, 2002.