

神経振動子を用いた二次元ホッピングロボットの 跳躍移動パターン生成

漆原史朗*, 谷口隼一**

Generation of Jumping Motion Patterns For the Two-dimensional Hopping Robot using the Neural Oscillators

Shiro URUSHIHARA*, Syunichi TANIGUCHI**

Abstract

This study examines the pattern generation system of jumping motion patterns for the two-dimensional hopping robot using the neural oscillators. The hopping robot that has two-link arm makes two-dimensional motion, the hopping height and the moving distance. The proposed pattern generation system composes of the neural network, the central pattern generators (CPGs) and the hopping robot. The CPG is used as the model of the Wilson-Cowan neural oscillator, the parameters of CPGs are determined by the neural network. The weights of the neural network are adjusted by the genetic algorithm (GA) with a mathematical model of the hopping robot. In the experimental system, the internal state of CPG input into each actuators as the torque commands. The effectiveness of the proposed system is demonstrated by experimental results.

Key Words : Hopping Robot, Neural Oscillator, CPG, Neural Network, GA

1. 緒言

近年、二足歩行ロボット、四足歩行ロボットなど移動ロボットの研究は急速に進んでいる¹⁾。その背景には、半導体製造など製造業を主とした産業において、ロボットにおける自動化が図られていることが挙げられる。加えて、ロボットの移動機構は本質的な課題であり、様々な移動方式のロボットの走行制御が企業、大学、研究機関等で研究が進められている²⁾。

本研究では、2リンクアームを有する二次元ホッピングロボットを制御対象とし、連続跳躍移動を実現する手法について検討を進めている。本ロボットの特徴として、不整地における連続的な走行移動を実現可能であることが挙げられる。本ロボットは、DCサーボモータをアクチュエータとした2リンクアームとセンサ類で構成されるアーム部と脚部として取り付けられた板バネに構造上分けることができる。各アームの回転・振幅運動等の適切なリズム運動によりバネに蓄えられたエネルギーがある閾値を超えるとき、バネの反発力によりロボットは跳躍動作を行う。また、ロボット本体と土台をステンレス製のフレームで結合することにより、アームの慣性を推力として土台を中心とする円周上を跳躍移動する。制御対象となるホッピングロボットは機構的に移動空間が制約され、跳躍高さや移動距離を制御量とした2次元運動を行うことになる。

本ロボットの跳躍移動に対するアプローチとして、予め与えられた段差経路に対して2リンクアームの動作パターンの最適化を図っている。そこで、動作パターン生成法として神経振動子のニューロンモデルである生態リズム発振器³⁾⁻⁶⁾ (以降CPG: Central

Pattern Generator)を用いた跳躍移動パターン生成システムを提案している。CPGとは、生物の運動器官に存在する神経回路の発振特性を有する発振器であり、本研究ではWilson-Cowan形神経振動子の数学モデルを用いている。各軸に対応した動作パターンは、CPGとニューラルネットワークを1組としたパターン生成器により算出している。各アームのアクチュエータへの操作量は、CPGの内部状態をトルク指令信号とし、ドライバを介して印加している。また、ニューラルネットワークの各結合荷重は、路面の形状に応じた最適な跳躍パターンを生成するように遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm)を用いたオフラインチューニングにより調整し、チューニング後においては、経路やロボットの状態に応じた最適なCPGのパラメータを算出する。GAの評価関数は追従誤差の総和の逆数で示される追従評価とロボットの跳躍高さの総和で示される跳躍評価の線形和で構成し、評価重み係数を用いて各評価の比率を数点変化させて事前に学習を行っている。路面の形状に対応した時間関数として評価重み係数をニューラルネットワークの入力変数に与えることで、最適な跳躍移動を実現できる。

以下では、まず、試作したホッピングロボットの構造について述べ、オフラインチューニング時に必要となるロボットのアーム部と脚部の数学モデルを導出している。さらに、パターン生成システムを構成する神経振動子の工学モデルとニューラルネットワーク、GAによる結合荷重のチューニング方法について述べている。最後に、整地と段差経路に対する実測結果から提案するパターン生成システムの有用性について考察している。

2. 振子式ホッピングロボット

(1) 構造

制御対象である二次元ホッピングロボットの外観図を図1に示す。本ロボットは、長さ170[mm]の1軸アームと長さ130[mm]の2軸アームを連結させた2リンクアームを有しており、アクチュエータとして減速機付きのDCモータを用いている。ロボットの移動距離、各アームの振れ角の計測には、モータにカップリングされた光学式ロータリエンコーダを、ホッピング跳躍高さの計測には超音波センサを用いている。本ロボットは、各アームの回転・振幅運動等の適切なリズム運動によりバネに蓄えられたエネルギーがある閾値を超えたとき、バネの反発力によりロボットは跳躍動作を行う。また、アームの慣性力を推力として土台を中心に半径650[mm]の円周上を移動する。

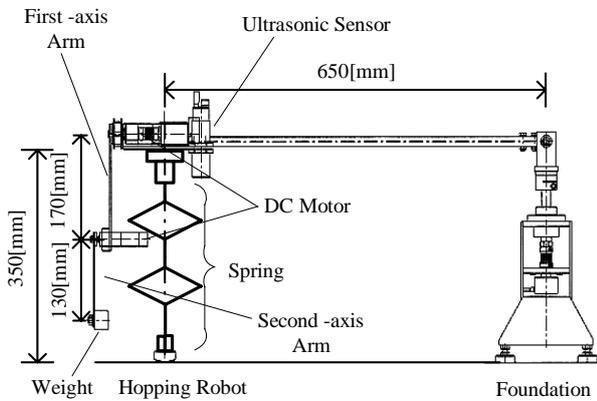


図1 二次元ホッピングロボットの外観図

(2) 数学モデル

本ロボットは図1で示すように、2リンクアームや超音波センサ、板バネなどで構成されている。そこで、2リンクアームから構成されるアーム部と、本体と板バネから構成される脚部に分けて運動方程式を導出する。また、ロボットの各パーツはステンレスの板等の剛体であるが、数学モデルが容易なよう質点系の運動として取扱っている。また、板バネは常に地面と垂直を保つように構造的に固定されているため、バネによる作用力は垂直方向の運動のみに作用するものとし、運動方程式を導出している。

(a) アーム部のモデル

図2にアーム部の質点系モデルを示す。ここで、アームの座標系の水平成分を x [m]、鉛直成分を y [m] として1軸、2軸アームの質量を m_1, m_3 [kg]、各アーム長を L_1, L_2 [m]、それぞれの慣性モーメントを I_1, I_2 [Nm²]、2軸モータの質量を m_2 [kg]、2軸アーム先にある錘の質量を m_4 [kg] とする。また、各アームの重心までの距離は、アーム長の1/2とする。各アームのアクチュエータにトルク指令信号 (τ_1, τ_2) を加えることにより、回転または振幅運動する。このときのアームの運動方程式をラグランジュ法で導出すると τ_1, τ_2 の運動方程式は次式で表される。

$$\tau_1 = A_1 \ddot{\theta}_1 + B \ddot{\theta}_2 + C_1 \quad (2.1)$$

$$\tau_2 = A_2 \ddot{\theta}_2 + B \ddot{\theta}_1 + C_2 \quad (2.2)$$

ただし

$$A_1 = \left(\frac{m_1}{4} + m_2 + m_3 + m_4 \right) L_1^2 + I_1$$

$$A_2 = \left(\frac{m_3}{4} + m_4 \right) L_2^2 + I_2$$

$$B = \left(\frac{m_3}{2} + m_4 \right) L_1 L_2 \cos(\theta_1 - \theta_2)$$

$$C_1 = \left(\frac{m_3}{2} + m_4 \right) L_1 L_2 \dot{\theta}_2^2 \sin(\theta_1 - \theta_2) + \left(\frac{m_1}{2} + m_2 + m_3 + m_4 \right) L_1 g \cos \theta_1$$

$$C_2 = - \left(\frac{m_3}{2} + m_4 \right) L_1 L_2 \dot{\theta}_1^2 \sin(\theta_1 - \theta_2) + \left(\frac{m_3}{2} + m_4 \right) L_2 g \cos \theta_2$$

式(2.1), (2.2)を $\ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_2$ において整理し得られた2階微分方程式をにより、角度や角速度を導出する。原点に働く水平方向の力 F_x と垂直方向の力 F_y を算出できる。

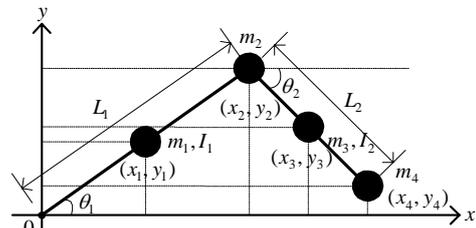


図2 アーム部の質点系モデル

(b) 脚部のモデル

脚部の質点系モデルを図3に示す。2質点が鉛直に並び、上から順に質量が M_1, M_2 [Kg] の質点とし、位置を $(x, y_1), (x, y_2)$ とおく。ここで、質点 M_1, M_2 の水平方向位置成分はバネと地面の成す角が常に垂直であるため等価である。それぞれの質点はバネ定数 K 、ダンパー係数 D をもつバネで連結される。質点 M_1 は、移動のためアームからの水平方向の力 F_x を、跳躍運動を行うため鉛直方向の力 F_y を受ける。床と質点 M_2 は完全弾性衝突とし、床面との摩擦は無視する。また、質点同士は衝突しないものとする。この力学系の運動方程式は次式で表される。

$$(M_1 + M_2) \ddot{x} = F_x \quad (2.3)$$

$$M_1 \ddot{y}_1 = -K(y_1 - y_2) - M_1 g - D(\dot{y}_1 - \dot{y}_2) - F_y \quad (2.4)$$

$$M_2 \ddot{y}_2 = K(y_1 - y_2) - M_2 g + D(\dot{y}_1 - \dot{y}_2) + F_n \quad (2.5)$$

ここで、 F_n は床反力を示している。

(2.3), (2.4), (2.5)式の解を、数値解析することによりロボットの状態変数を算出する。

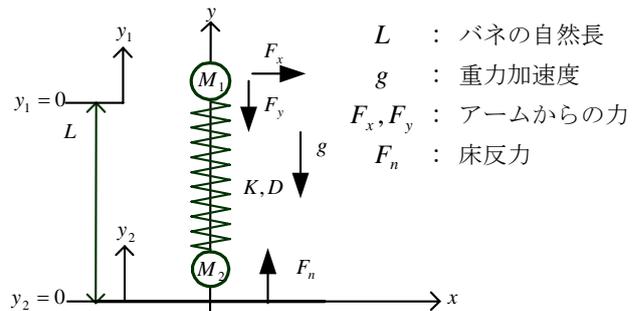


図3 脚部の質点系モデル

3. 制御システム

(1) システム構成

システムの構成を図4に示す。本システムは、神経振動子のニューロンモデルを工学的に模擬した生態リズム発振器(CPG)と、ニューラルネットワーク、ホッピングロボットにより構成されている。ここで、 x_r は目標位置指令信号、 α は評価重み係数、 x はロボットの水平方向の位置、 e_x は追従偏差、 y は跳躍高さ、 θ_n ($n=1,2$)はアームの振れ角を示している。ニューラルネットワークとCPGを一組としたシステムより各軸に対応したパターン生成を行っており、CPGの内部状態をトルク指令パターン(τ_1, τ_2)としてアクチュエータに印加している。パターン生成器全体を工学的な神経細胞のネットワーク構成とすることで、生態におけるリズム発振を模擬し、柔軟なロボットの跳躍移動を実現できる。ニューラルネットワークの各結合荷重は、路面の形状に応じた最適な跳躍パターンを生成するようにGAを用いたオフラインチューニングにより調整している。ここで、図中の評価重み係数 α は0から1までの値を持つ実数あり、GAの評価関数における追従評価と跳躍評価の重み係数である。段差経路における実測では数点の α に対する最適な結合荷重を事前に学習させている。評価重み係数 α を路面の形状に対応した時間関数としてシステムに入力することにより段差経路に対しても最適な跳躍移動を実現することができる。

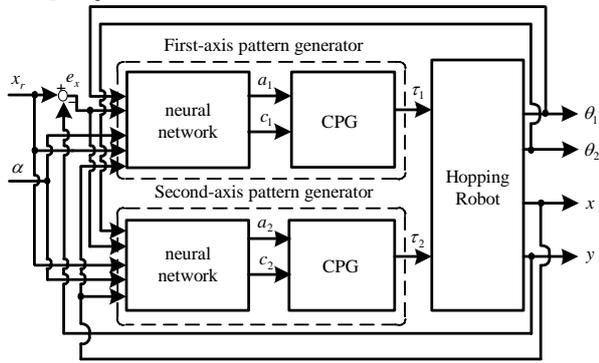


図4 跳躍移動システム

(2) 神経振動子

ホッピングロボットの各アクチュエータへの入力信号であるトルクパターン τ_1, τ_2 は、ニューラルネットワークと神経振動子のニューロンモデルであるCentral Pattern Generator(以降CPG)を一組としたパターン生成器により生成される。CPGとは、生物の運動器官に存在する神経回路の発振特性を有する発振器で様々な動物で存在が確認されている。生物の歩行や羽ばたきといった生態のリズム運動は、基本的に周期的なリズム生成により行われている。脊椎動物のような高等生物では、リズムは脊髄等の中枢神経に存在するCPGにより生成され、筋肉等にリズムが伝わることにより運動が行われると考えられている。また、生態の運動は、障害物等の外乱により影響を受けるため、視覚・聴覚等の感覚性フィードバックによりCPGリズムを修正し、スムーズな運動

を実現している。本研究で用いているCPGモデルはWilson-Cowan形の神経振動子を用いており、生態系における神経振動子を工学的に模擬したものである。図5にCPGの工学モデルを示す。CPGは興奮性ニューロンと抑制性ニューロンが相互結合した非線形発振器として表される。このCPGの内部状態は次式に示されるように非線形連立微分方程式で記述できる。

$$\begin{cases} \tau_e \frac{dx}{dt} = -x + a \tan^{-1} x - b \tan^{-1} y - B_0 & (3.1) \\ \tau_i \frac{dy}{dt} = -y + c \tan^{-1} x & (3.2) \end{cases}$$

ここで、 x ：興奮性ニューロンの内部状態、 y ：抑制性ニューロンの内部状態、 B_0 ：一定のバイアス、 τ_e, τ_i ：時定数、 a, b, c ：内部結合係数を示している。

ここで、図6にCPGの発振特性を示す。測定条件として $\tau_i=0.005$ [s]、 $\tau_e=3.33$ [s]、 $B_0=0.1$ と設定している。図6(a)は、 $b=c=2.0$ とし a の値を5秒後に2.0から1.5に減少させたときの発振特性である。また、図6(b)は $a=b=2.0$ とし c の値を2.0から1に減少させたときの発振特性である。これらの特性より、出力波形において a は振幅を、 c は周波数を調整できるパラメータであることが確認できる。 b においても c と同様に周波数の変化が確認できた。そこで、本研究では $b=c$ とし、結合係数 a, c をニューラルネットワークで設定し、CPGの内部状態 x をアクチュエータに印加するトルク指令としている。

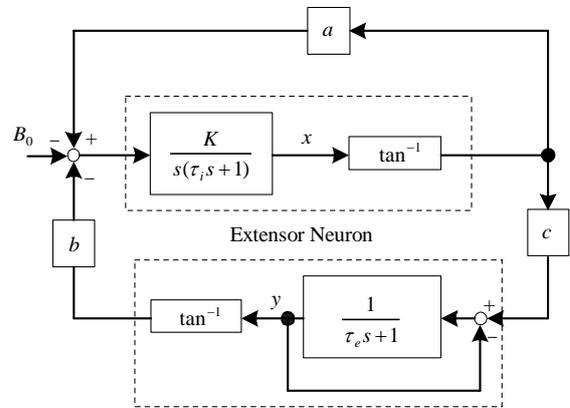
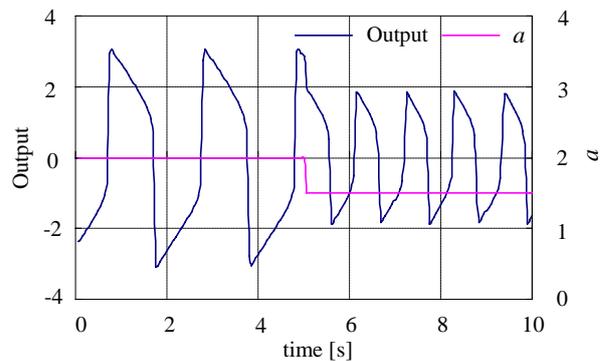
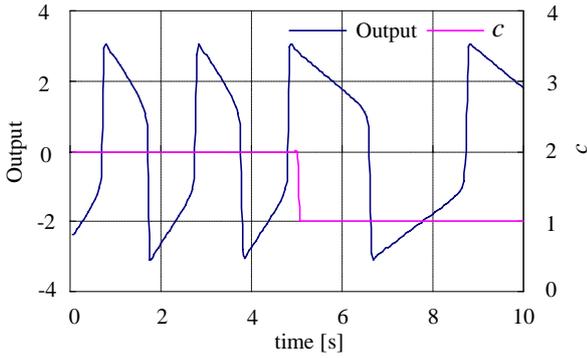


図5 CPGの工学モデル



(a)結合係数 a の変化



(b)結合係数 c の変化
図6 CPGの発振特性

(3) ニューラルネットワーク

人間や動物の身体は、成長や怪我などにより絶えず外的な変化を受けているにもかかわらず、その肉体的条件や周囲環境の変化に応じて、最も合理的な運動パターンを脳により学習する能力を備えている。ニューラルネットワークとは生態系における脳の神経細胞(ニューロン)の動作原理を工学的に模擬しシステム化したものの総称である。図7にパターン生成器で用いた階層型ニューラルネットワークの構成を示す。本ネットワークは、各アーム角、目標位置との偏差、目標位置指令、ロボットの跳躍状態、評価重み係数を入力信号とし、CPGの振幅と周波数を決定する結合係数 a, c を決定する。ニューラルネットワークの結合荷重は、数点の評価重み係数 α に対して事前に学習させている。評価重み係数 α を路面の形状に対応した時間関数として入力することで、段差経路に対してもニューラルネットワークの汎化能力により最適な跳躍移動を実現できる。

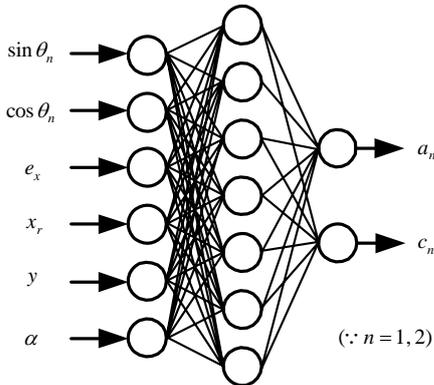


図7 ニューラルネットワークの構成

(4) 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム(GA)とは生物の遺伝と進化の原理を工学的に模擬したアルゴリズムで、世代交代、交叉、突然変異といった遺伝の特徴を用いて、最適解を探索するアルゴリズムである。

本研究では、GAを用いてニューラルネットワークの結合荷重を調整している。結合荷重を遺伝子とする個体は30個体用意し、評価関数 f の値が大きくなるようにチューニングする。GAで用いた評価関数 f を次式に示す。

$$f = \frac{1-\alpha}{\sum_{Time} |x-x_r|} + \alpha K_y \sum_{Time} Y \quad \text{ただし} \begin{cases} Y = y : y > 0 \\ Y = 0 : y \leq 0 \\ 0 \leq \alpha \leq 1 \end{cases} \quad (3.3)$$

評価関数 f は、各サンプリングにおける追従誤差の総和の逆数で表わされる追従評価と、サンプリング毎の跳躍高さの総和で表わされる跳躍評価の線形和として表わされる。ここで、 K_y は跳躍評価のゲイン定数、 α は評価重み係数である。 K_y は評価関数において追従評価と跳躍評価を同程度にするために、 $K_y = 2.6 \times 10^{-7}$ に設定している。 α は追従評価と跳躍評価の比率を決定するパラメータであり、 α を0に近づけるほど目標位置に対する追従精度が向上し、 α を1に近づけるほど連続跳躍高さが大きくなるようなパターンが生成される。5点の評価重み係数($\alpha = 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1$)に対してオフラインチューニングにてニューラルネットワークの結合荷重の最適化を図っている。評価重み係数 α を用いて、ロボットの追従・跳躍特性を適切に調整することにより段差経路に対する跳躍移動が実現できる。

4. 実測結果

(1) ハードウェア構成

本研究で用いるハードウェアの構成を図8に示す。コンピュータにより算出されたトルク指令信号は、D/A変換ボード、ドライバを介して各アクチュエータに入力され、トルク制御にて駆動している。また、各アームの関節および土台に取り付けているロータリエンコーダからカウンタボードを介することにより、アームの振れ角、移動距離を測定する。さらに、跳躍高さは超音波センサからの出力電圧を12ビットのA/D変換ボードを介して計測しコンピュータに入力されている。

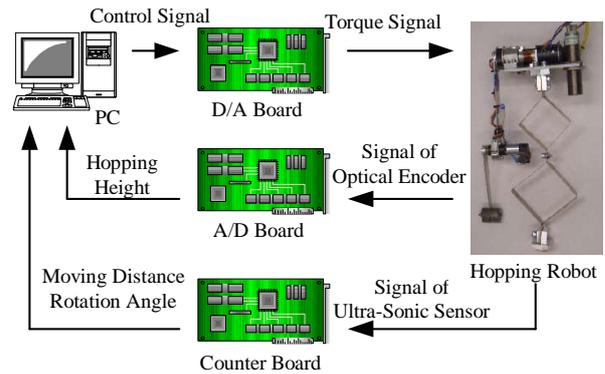


図8 ハードウェア構成図

(2) 整地における跳躍移動特性

オフラインチューニングにより得られたニューラルネットワークの結合荷重を用いて実測を行った。チューニング過程における追従評価と跳躍評価が1:1となる $\alpha = 0.5$ に設定した場合の各世代に対する評価値の変化を図9に示す。世代を重ねるごとに評価値が大きくなっており、2000世代ほどで一定値に収束していることから最適解が獲得できたと考え、3000世代目の遺伝子をニューラルネットワークの結

合荷重として用いている。目標位置 x_r として振幅 1[m]、立ち上がり・立下がり時間 20[s] の台形波状入力を与え、評価重み係数 $\alpha = 0.5$ を入力した場合の跳躍移動特性を図 10 に示す。図 10(a) には追従特性を、図 10(b) にはバネ自然長を基準とした跳躍特性を示している。追従特性より最大 0.25[m] の追従誤差の範囲で目標位置指令に追従している。また、跳躍特性より最大 1.2[cm] の連続跳躍動作を行いながら移動していることが確認できる。また生成されたトルクパターンより、2 軸アームのトルクパターンがロボットの追従特性に大きく影響を及ぼすことが確認できた。

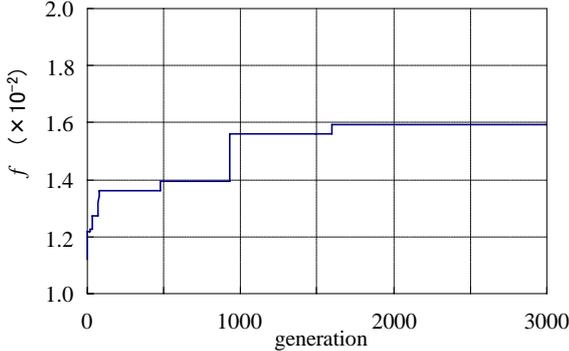
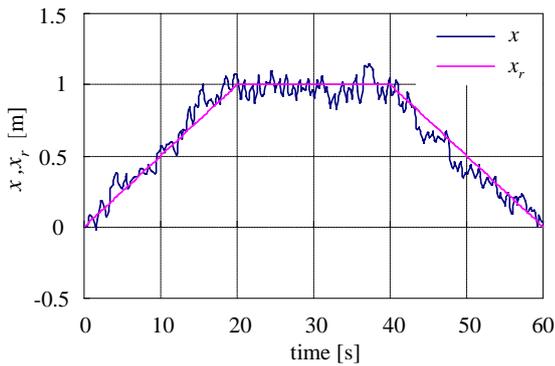
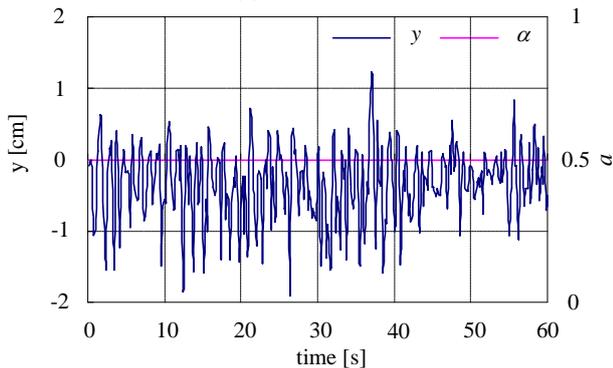


図9 評価値の変化



(a) 追従特性



(b) 跳躍特性

図10 整地における跳躍移動特性

(3) 段差経路における跳躍移動

不整地として図 11 に示すような段差経路における跳躍移動特性を実測した。実測に用いた段差経路はロボットの進行方向 1[m] の位置に高さ 1.5[cm] の段差があり、2[m] の位置を目標到達位置としている。ニューラルネットワークの入力変数となる目標位置信号 x_r はランプ関数 $x_r = 5 \times 10^{-2} t$ [m] を用いる。また、評価重み係数 α は経路上にある段差に対して跳躍高さが最大となるように 20[s] において $\alpha = 1$ となる三角波状時間関数としている。本システムの跳躍移動特性を図 12 に示す。図 12(a) は目標位置に対する追従特性を、図 12(b) は評価重み係数の変化とロボットの跳躍特性を示している。ロボットは 15[s] で段差に到達し 1.83[cm] の跳躍動作により段差を越え、目標位置に向かって跳躍動作を行っている。追従特性よりロボットは最大 0.46[m] の追従誤差があるものの、40 秒後においては目標位置に到達している。跳躍特性より $\alpha \geq 0.75$ となる 15~25[s] の間では、最大 2.1[cm] の跳躍動作を行っており、 $\alpha \leq 0.8$ の平均跳躍高さ 0.64[cm] に比べて約 3 倍になっている。

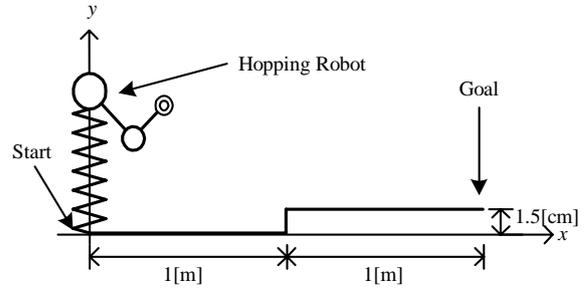
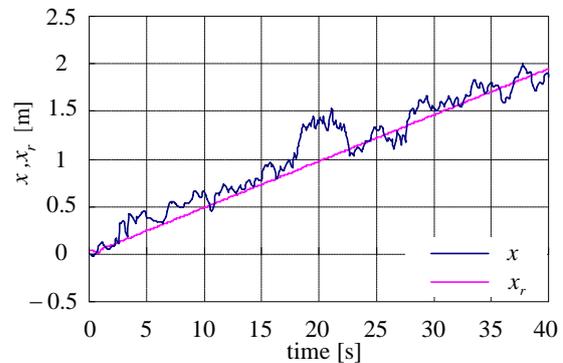
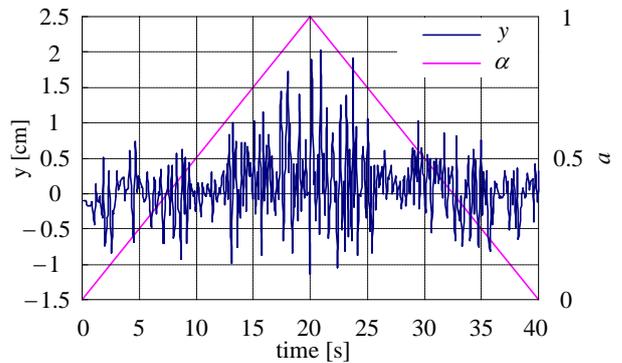


図11 段差経路



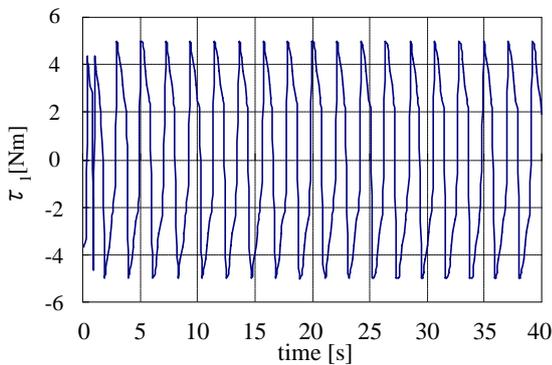
(a) 追従特性



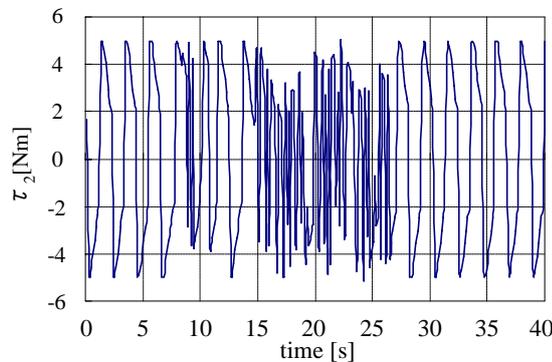
(b) 跳躍特性

図12 段差経路における跳躍移動特性

図13に生成されたトルクパターンを示す。整地での実測同様、1軸のトルクパターンは振幅及び周波数にほとんど変化していないことが確認できる。2軸のトルクパターンは $\alpha \geq 0.75$ となる15~25[s]間で振幅は $\alpha < 0.75$ となる時間帯の最大振幅に比べ最大48%減少し、基本周波数は0.6[Hz]程度高くなっていることから跳躍特性は2軸パターンに大きく影響することが分かる。本システムにより、目標位置指令 x_r と評価重み係数 α に応じた1軸、2軸のトルク指令パターンが生成され、段差経路でのロボットの跳躍移動を実現していることが確認できた。本研究では、評価重み係数 α を三角波状に変化させたが、段差経路に対して最適な入力であるかは検証できていない。今後の課題として任意の経路に対して最適な評価重み係数の時間関数を決定することが必要だと考えられる。



(a)1軸のトルクパターン



(b)2軸のトルクパターン

図13 段差経路におけるトルクパターン

5. 結言

本研究では、二次元ホッピングロボットを制御対象とし、神経振動子の工学モデルであるCPGとニューラルネットワークで構成する跳躍移動パターン生成システムについて検討した。

まず、CPGとニューラルネットワークで構成される跳躍移動パターン生成システムを提案した。CPGは非線形発振器であり、内部の結合係数を変化させることにより振幅や周波数を調整できることを確認した。また、目標位置指令や評価重み係数などを入力変数とする階層型ニューラルネットワークによりCPGの結合係数を最適値に決定している。ニューラルネットワークの結合荷重は、GAを用いたオフラ

インチューニングにより調整した。GAの評価関数は追従誤差の総和の逆数で示される追従評価とロボットの跳躍高さの総和で得られる跳躍評価の線形和で構成し、評価重み係数を用いて各評価の比率を数点変化させて事前にニューラルネットワークの学習を行っている。路面の形状に対応した時間関数として評価重み係数をニューラルネットワークの入力変数に加えることで、最適な跳躍移動を実現できる。

次に、提案するシステムについて実測した跳躍移動特性に基づきその有用性を検討した。まず、整地において追従評価と跳躍評価を同程度とする評価重み係数 $\alpha = 0.5$ を一定値としてニューラルネットワークに入力し、台形状目標位置指令に対する実測を行った。その結果、最大1[cm]の跳躍動作を行いながら最大30[%]の誤差で目標位置に追従し、連続跳躍を行いながら移動できることを確認した。また、生成されたアクチュエータへのトルクパターンにおいて、1軸トルクパターンは振幅・基本周波数が最大3[%]の変動に対し、2軸トルクパターンにおいては、振幅は約30[%]、周波数は20[%]程度の変動が確認できた。このことから、2軸アームがロボットの追従特性に大きく影響することが明らかになった。また、段差経路において、ランプ関数状の目標位置指令に対する実測を行った。このとき評価重み係数は経路の段差の位置に対応した三角波状に変化させた。その結果、評価重み係数が $\alpha \geq 0.75$ となる時間において最大2.1[cm]の跳躍動作と最大0.46[cm]の追従誤差が確認された。評価重み係数を変化させることによりロボットの追従制度、跳躍状態が変化し、1.5[cm]の段差を越え目標位置に追従することを確認した。

実測結果から、提案するシステムによりロボットへの規範位置指令、評価重み係数に応じた最適なトルクパターンが生成され、段差経路においてもロボットの跳躍移動が実現できることを確認した。現段階では、ニューラルネットの結合荷重に数千世代のチューニングが必要であるため、今後の課題として学習時間の短縮や入力変数の最適化が挙げられる。

<参考文献>

- 1) 「ロボットの力学と制御」
有本卓 朝倉書店pp26~32 (1997)
- 2) 「自己振動を利用した跳躍機械に関する研究」
大久保宏樹 半田実 中野栄二
日本ロボット学会誌Vol.16 No.5,pp633~639,1998
- 3) 「CPGネットワークを用いた
振子式ホッピングロボットの跳躍パターン生成」
藤川健
平成15年度 高松工業高等専門学校専攻科
特別研究論文pp1~28
- 4) 「四足ロボットの生物規範型不整地適応歩行」
福岡泰宏, 木村浩
日本ロボット学会誌Vol.19 No.5,pp1~8,2001
- 5) 「生体とロボットにおける運動制御」
伊藤宏司, 伊藤正美 コロナ社pp106~122 (1991)
- 6) 「生物情報システム論」
鈴木良次(著) 朝倉書店pp54~62 (1991)