

4足歩行ロボットにおける歩行パターンの自己形成

Self-generation of Gait Pattern in Quadruped Walking Robot

○陳 立忠, 大槻 恭士, 大友 照彦

○LipTong Tan, Takashi Otsuki, Teruhiko Ohtomo

山形大学

Yamagata University

キーワード : 四足歩行ロボット(Quadruped Walking Robot), 歩行パターン(Gait Pattern), 学習(Learning), リズム・ジェネレータ(Central Pattern Generator), 対称歩容(Symmetrical Gait Pattern)

連絡先 : 〒992 山形県米沢市城南4-3-16 山形大学 工学部 共通講座 大友研究室
陳 立忠, Tel.: (0238)26-3382, Fax.: (0238)26-3388, E-mail: tan@banana.yz.yamagata-u.ac.jp

1. はじめに

対地適応性という点から考えると、脚式移動は有効な移動手段の一つである。その中でも四足移動は安定に高速な歩行と走行を行う機能を持ち、近年、その実用化に対する要望が高まっている。

四足歩行は、3脚で支持して1脚だけを前方へ振り出す“静歩行”と2脚以上が遊脚になり、動的に安定を保つ“動歩行”に分けられる。前者は制御が容易であり、不整地歩行を実現し易いが、歩行速度が遅いという問題点がある。一方、動歩行は静的には不安定であるが、移動速度や消費エネルギーの点で優れている。実際、普通の動物の歩行でも、静歩行はあまり行われておらず、ほとんどの場合、より動的な歩行が行われている。従って、四足歩行ロボットにおいても、脚式移動ロボットの機動性を十分発揮するために、動歩行を実現する必要があると考えられる。

近年、四足ロボットの動歩行に関する研究が行

われ始めている。しかし、これらの研究では、各足の動きをプログラムによりあらかじめ与えて歩行させているのが現状である。四足歩行運動を決定するには変数が非常に多いため、そのようなシステムに対し、最適なパターンを与えることが大変困難であり、その移動能力は現在のところ実際の四足歩行動物とは比べものにならない。さらに、外部環境、目的が変化する場合には対応した歩行パターンを与えなければならないが、これはほぼ不可能である。この問題を解決するための一つの手段として、人工生命が注目されている。それはロボットに評価能力を与えて、試行しながら、その歩行パターンを自己評価して、各パラメータを調整しながら、最適な周期パターンを見出す方法である。

以上のような背景のもとに、本研究では四足歩行運動の力学的解析によって運動方程式をたて、学習能力を持たせることによって、四足歩行パターンを自己形成するシステムについて考察する。ま

た、歩行パターンを形成するための最適な学習アルゴリズムを提案する。

2. 歩行運動の原理

2.1 対称歩容

本研究では、動歩行のうち、最も代表的な二脚が対になる歩容を扱い、デューティ比 α を0.5とする。二脚着地の対称歩容は、基本的に以下の三種類に分けられる。

- Trot :対角の脚が同時に動く。
- Pace :左右について同側の脚が同時に動く。
- Bound:前後について同側の脚が同時に動く。

2.2 歩行パターンの生成

動物の四肢運動では、小脳に刻々の運動の状況が送り込まれ、小脳の皮質がこれについてある計算を行い、計算結果に従い出力系を通じて運動パターンをより適応的に修正することが明らかになっている。歩行のようなリズムカルな運動パターンは、神経系のかなり低いレベルで自律的に処理され、歩行のリズムは、脊髄の中にある神経回路の発振によって発生していると考えられている。そのようなリズム・ジェネレータは、CPG(Central Pattern Generator)と呼ばれている¹⁾。CPGからの出力は介在ニューロンを介し、調節して各足に伝えている。歩行において周期パターンが実現している時、最も大きな影響を与えるのは、各発振器(CPG)間の位相差である。従って、関節の発振周波数と各足の位相差をうまく制御することにより、外部環境や目的に適応した歩行パターンが実現できると考えられる²⁾。

本研究では、このCPGを構成する細胞の特性とその間のシナプス結合のパターンを用いて、周期

* ある脚が歩行の1サイクル内で着地している割合は、デューティ比 $\alpha(0 < \alpha < 1)$ と呼ぶ。

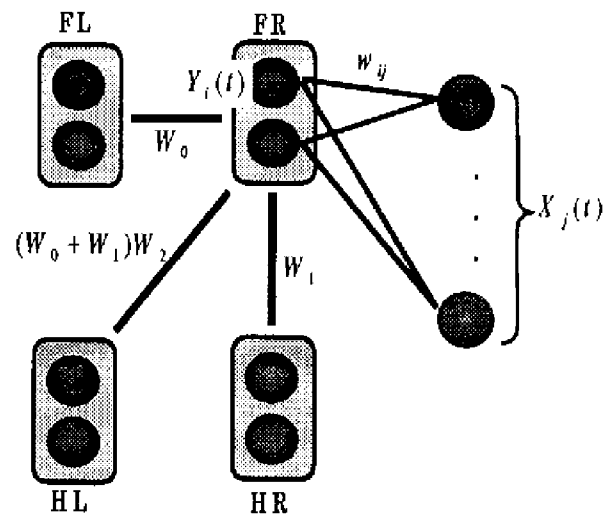


Fig. 1 Neural Network Model

発振を作り出し、介在ニューロンで位相差を調節して、関節の運動軌道を規定する。その結合関係をFig. 1に示す。

Fig. 1のように、ニューラル・ネットワークは、ある周期で発振する神経細胞群と、ロボットの足に司令を送る出力細胞から構成される。式(1)に示すように発振細胞 $X_j(t)$ はそれぞれの重み w_{ij} をつけて加算することによって、出力波形 $Y_i(t)$ が合成され、それによってロボットの関節角 θ_i が式(2)のように制御される。また、介在ニューロン W_k は各関節の位相差を調整する役割を持つ。

$$Y_i(t) = \sum_j w_{ij} X_j(t + W_k) \quad (1)$$

$$-\pi \leq w_{ij} \leq \pi, \quad 0 \leq W_k \leq \text{period}$$

$$X_0(t) = 1.0,$$

$$X_1(t) = \sin(\omega t),$$

$$X_2(t) = \cos(\omega t),$$

$$X_3(t) = \sin(2\omega t),$$

⋮

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{股関節:} \\ \theta_i = -\frac{\pi}{2} - \frac{\pi}{4} \sin(Y_i(t)), \quad (i = 0, 2, 4, 6) \\ \text{膝関節:} \\ \theta_j = \frac{\pi}{2} - \frac{\pi}{4} \sin(Y_j(t)), \quad (i = 1, 3, 5, 7) \end{array} \right. \quad (2)$$

3. ロボットのモデル化

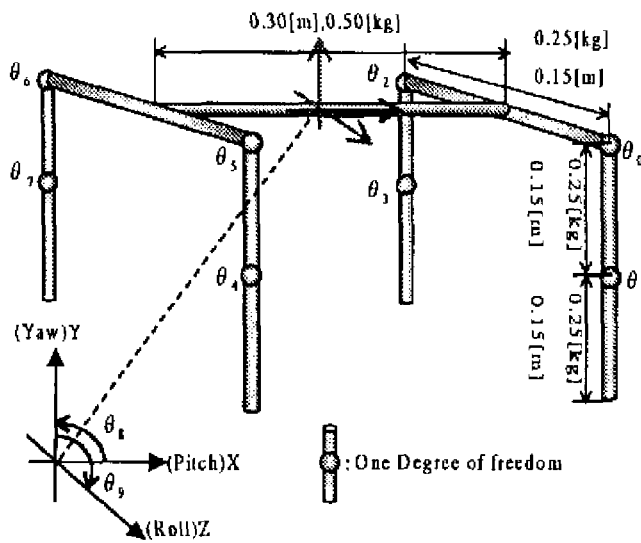


Fig. 2 Robot Model

本研究では、Fig. 2に示すロボットをモデルとして、シミュレーションを行う。ロボットの座標原点を胴体の中心にとり、各関節は1自由度とする。

- 股関節 $\frac{\pi}{4} \leq \theta_i \leq \frac{3\pi}{4}$ ($i = 1, 3, 5, 7$)
- 膝関節 $-\frac{\pi}{2} \leq \theta_j \leq 0$ ($j = 0, 2, 4, 6$)

サンプリング時間におけるロボットの姿勢と位置をシミュレートする時は、以下の仮定を置く。

【仮定】

- 1) ロボットの関節角は、目標角度にきちんと追従する。
- 2) ロボットの体のどこか2点は必ず床に接している。

ロボットの姿勢と位置を求めるには、原点を固定点として、重心によるRoll軸とPitch軸まわりの変化量 ($\partial\theta_8, \partial\theta_9$) と各関節角の変化量 ($\partial\theta_0, \dots, \partial\theta_7$) の10個のパラメータにより、同時変換行列 T で求める。行列 T はロボットリンクの並進と回転を同時に計算出来るので、コンピュータビジョン関係でもよく使われる。行列 T を用いることによって、

原点から見たリンク i の姿勢及び位置は式(3)のように与えられる。

$${}^i T_0 = {}^0 T_1 {}^1 T_2 \dots {}^{i-1} T_i \quad (3)$$

$${}^{i-1} T_i = \begin{bmatrix} R_{i-1,i} & P_{i-1,i} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式(4)において、 R が回転行列、 P が並進行列であり、接地脚の足先の移動距離からロボット原点の移動距離を求める。Fig. 3は、ロボットのポーズを計算するアルゴリズムを示し、サンプリング時間毎のロボットのポーズを繰り返して計算する。

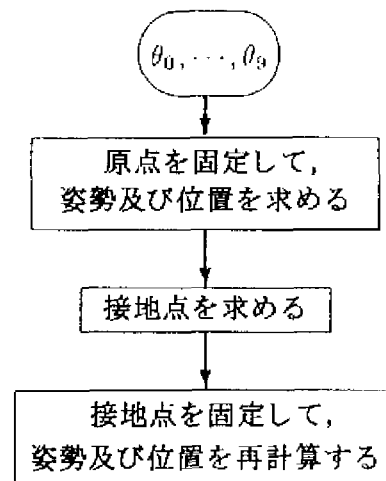


Fig. 3 Algorithm for Calculating Robot's Pose

4. 四足歩行ロボットの運動方程式

歩行学習を移動と言う点からとらえると、重要なのは、最大移動速度や移動効率という指標である。これらは、転倒する・滑べる・躓くといった事態が生じない限り、制御ではなく力学の問題となる。従ってロボットの歩行運動を評価する時には、その移動を力学的に解析しなければならない。四足ロボットの動歩行について、各脚がロボット全体に与える影響は、相の遷移に従って激しく変化する。さらに、動歩行はパラメータが多く、適用する運動方程式が非常に複雑である。ここでは簡単のために、対象とするロボットの各接地脚の床反力が等しいと仮定し、ロボットの座標原点を胴体の中心に取る。

Fig. 2において、ロボットの状態変数の次数 $n = 10$ 、制御入力 τ の次数 $k = 8$ 、2脚が着地している時の拘束条件の次数 $m = 4$ であり、状態変数 q と制御入力 τ は、以下のように表す。

$$q = [x, y, \theta_0, \dots, \theta_7]^t \in \mathbb{R}^n$$

$$\tau = [\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_7]^t \in \mathbb{R}^k$$

床との間に拘束がない遊脚相の時には、独立な2リンク運動と見なすことができる。ちなみに、接地していない限りでは、十個の状態変数で、脚が独立な平面2リンク系として、ラグランジェの運動方程式で解けばよいと考えられる。以上の仮定により、床との拘束がない時のラグランジェの運動方程式は式(5)になる。

$$M\ddot{q} + H + G + D = C\tau \quad (5)$$

ここで、

$M(q)$: 慣性行列 $\in \mathbb{R}^{n \times n}$, $G(q)$: 重力項 $\in \mathbb{R}^n$

$H(q, \dot{q})$: 遠心力項 $\in \mathbb{R}^n$, $D(\dot{q})$: 摩擦抵抗 $\in \mathbb{R}^n$

C : 駆動行列 $\in \mathbb{R}^{n \times k}$, τ : 関節トルク $\in \mathbb{R}^k$

2本の足が接地している時は $m = 4$ 個の拘束力が働いているので、脚の先端に床反力を生じ、各関節のトルクも急に大きくなる。その時、拘束条件式を考慮する運動方程式は式(6)になる³⁾。

$$M\ddot{q} + H + G + D = C\tau + E^t f \quad (6)$$

$$E = \frac{\partial e}{\partial q}, e: \text{拘束条件式} \in \mathbb{R}^m, f: \text{床反力}$$

式(6)から、床反力と各関節のトルクを求める事ができる

5. 歩行運動の学習

歩行運動の学習では時々刻々の入力に対する望ましい出力が得られるため、ロボットは自分の行動を評価し、それを信号(評価値)として期待値を最大にするような出力系列を達成する。本研究では、その学習の進行方向を大きく左右する評価関数の

定義を検討し、新しい学習方法 -Vectorial Search Method(V.S.M.)- を提案する。また、他の学習方法(G.A. とL.S.M.)と比較して考察することにする。

5.1 評価関数

およそ何かを学習させる時、その成否を判定するためには評価の基準が必要である。4.節で述べたように、最大移動速度や移動効率という指標を基準とすれば、相応しい歩行パターンを得られると考えられる。本研究では、ロボットの歩行運動の安定性、移動速度と消費エネルギーから評価する。

【安定性】

- ロボットが転倒しないこと。

【移動速度】

- 1周期で、重心の x 方向の移動距離 D を最大にすること。

【消費エネルギー】

- 力学系に与えられる運動エネルギー E_t を最小にすること。
- 足の滑り摩擦に失われるエネルギー E_s を最小にすること。

以上により、評価関数 E は

$$E = D - (k_t E_t + k_s E_s) \quad (7)$$

$$E_t = \int_0^T \sum_{i=1}^8 \Gamma(\tau_i \dot{\theta}_i) dt$$

$$l(x) = \begin{cases} x & \text{if } x > 0 \\ 0 & \text{if } x \leq 0 \end{cases}$$

k_t : E_t の係数 k_s : E_s の係数

τ_i : リンク i に働くトルク [Nm]

$\dot{\theta}_i$: リンク i の角速度 [rad/s]

5.2 遺伝的アルゴリズム

近年、計算機科学や生物学などの分野において注目されている最適化あるいは探索の一手法である遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm; G.A.)は、次の探索点を設定するために現在の探索点における評価値だけを用いており、評価値の勾配などを用いないので、不連続な評価関数の探索に適用できる。そこで、G.A.を四足歩行パターンの学習アルゴリズムとして適用すれば、学習効率が高まる(期待できる⁴⁾。

5.2.1 生物集団の発生

本研究では、Fig. 4のような8個の遺伝子から構成される染色体を用いる。01の10bit列を各遺伝子とし、ニューラルネットの重みを表す。初期の生物集団は乱数を用いてランダムに発生させる。

5.2.2 適応度の計算

個体毎で各遺伝子を式(8),(9)を用いて各重みに換算して、ロボットの関節軌道を求める。そして、ロボットが試行しながら、式(7)を用いて、適応度(評価関数)を算出する。ロボットが転倒すれば $E = 0$ 、転倒しない時のみ、適応度(E)は式(10)のように1から計算する。

$$w_{ij} = \pi - \frac{(10bit)_{10}}{2^{10}} \times 2\pi \quad (8)$$

$$W_k = \frac{(10bit)_{10}}{2^{10}} \times \text{period} \quad (9)$$

$$E_i = (E_i - E_{min}) + 1 \quad (10)$$

5.2.3 淘汰及び増殖

個体群を適応度の大きい順に並び換え、適応度 $E = 0$ の個体を淘汰するため、その個体の突然変異で作り出した子供に置き換える。また、最上位の個体以外の良い個体群は交差によって作り出した子供に自分を置き換える。連続200回の学習で、

改良しない場合は、最上位の個体以外の全個体に突然変異を発生させる。

5.2.4 交差及び突然変異

本研究では、1点交差を用い、二つの個体から、遺伝子毎で交差を行い、新しい子供を作り出す(Fig. 4)。なお、1点交差の交差率 $c_rate = 0.5$ 、不良個体の突然変異率は0.1とし、全個体の突然変異率は0.05とする。

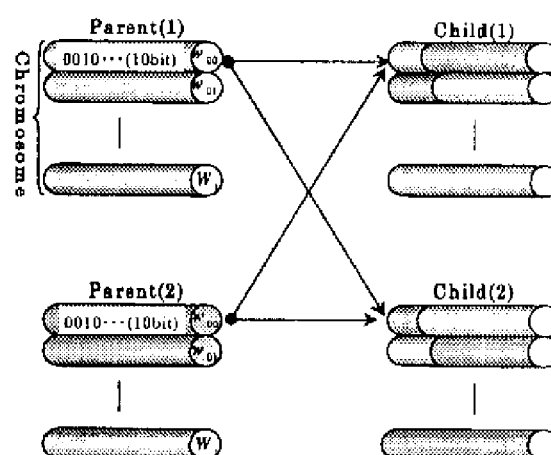


Fig. 4 Chromosome and One Point Crossover

5.3 Likelihood Search Method

Likelihood Search Method(L.S.M.)は古賀らが提案した新しい最適化ランダムサーチである。L.S.M.は、微分情報を活用し、探索の集中化と多様化を統一した枠組で実現可能な手法である。その有効性は既に報告されている⁵⁾。以下、その最適化手法を簡単に記述する。

ここで、 w, W : 変数行列、 x, X : 探索変数行列、 t : 探索回数とし、評価関数 E の最大化問題で、 w の探索は次のようになる。

$$E(w^{t-1} + x^t) > E(w^{t-1}) \implies w^t \leftarrow w^{t-1} + x^t$$

$$E(w^{t-1} + x^t) \leq E(w^{t-1}) \implies w^t \leftarrow w^{t-1}$$

勾配のノルム D は、

$$D = \sqrt{\sum_{i=0, j=0} \left\{ \frac{\partial^t E}{\partial w_{ij}} \right\}^2} \quad (11)$$

ここで、 $\frac{\partial^1 E}{\partial w_{ij}}$ は、ordered derivativeであり、他の変数を固定し w_{ij} を変動した場合の E の変動分を表している。また、 $z: 0.0 \sim 1.0$ の乱数とし、

$$0 \leq z \leq p \Rightarrow x_{ij} = -\frac{1}{\beta} \ln\left(\frac{z}{p}\right) \quad (12)$$

$$p \leq z \leq 1.0 \Rightarrow x_{ij} = \frac{1}{\beta} \ln\left(\frac{1.0-z}{p}\right) \quad (13)$$

$$\beta = \min\{\eta(\alpha D)^l, \eta(\alpha D)^{\frac{1}{l}}\} + \beta_0 \quad (14)$$

$$\frac{\partial^1 E}{\partial w_{ij}} \geq 0 \Rightarrow p = 1.0 - 0.5e^{-\phi\beta} \quad (15)$$

$$\frac{\partial^1 E}{\partial w_{ij}} < 0 \Rightarrow q = 1.0 - 0.5e^{-\phi\beta} \quad (16)$$

$$p + q = 1.0 \quad (17)$$

ここで、 $(\beta_0, \phi, l, \eta) = (2.0, 0.8, 0.05, 3.0, 6.0)$ 。 w を探索する時には $\alpha = 2.0$ 、 W の探索には $\alpha = 0.2$ とする。また、 β と D 、 p, q と β の関係を Fig. 5 に示す。

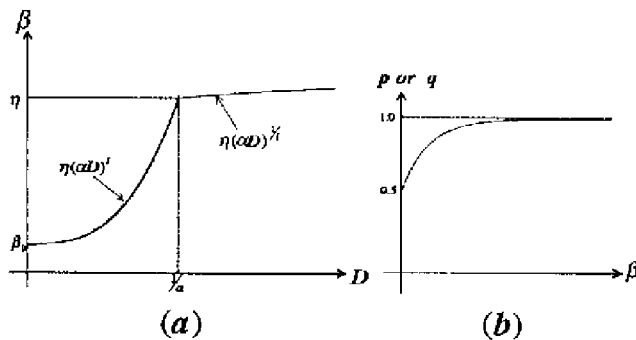


Fig. 5 (a)Relation between β and D , (b)Relation between p, q and β

5.4 Vectorial Search Method

四足歩行運動では、ロボットの転倒や相の遷移により、ある重み w_{ij} を微小変動すると、評価関数の変動分は激しくなる可能性がある。即ち、評価関数は完全な連続関数ではなく、微分出来ない部分も存在すると考えられる。また、古賀らが提案したL.S.M.では全ての探索変数を同時に変動する時には、式(11)の勾配のノルム D が信頼出来なくなる場合がある (Fig. 6)。そこで、我々はより高効率の学習方法V.S.M.を提案する。

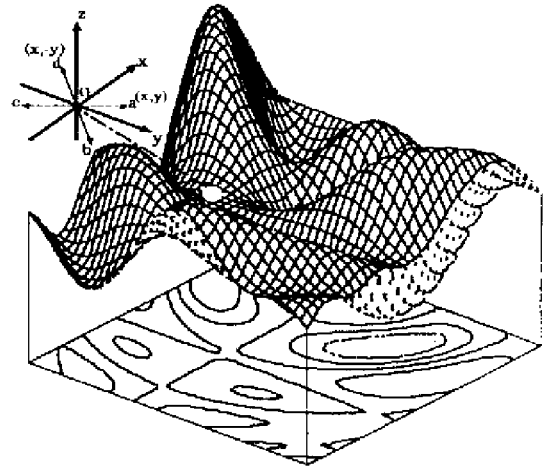


Fig. 6 Imagined Mountainous Area

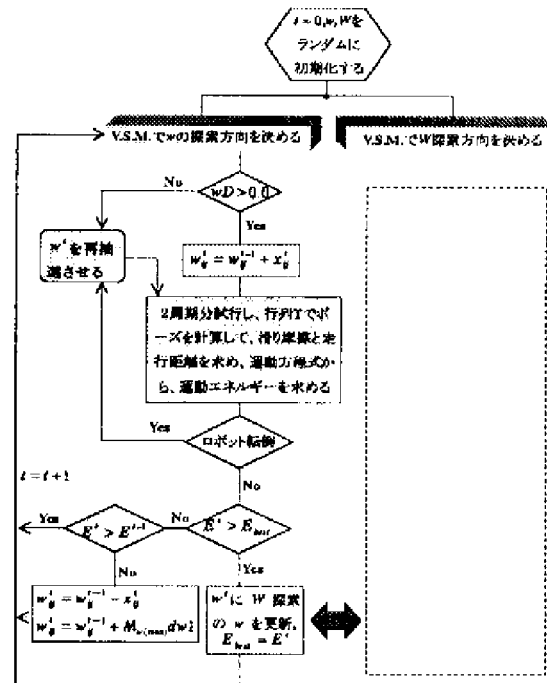


Fig. 7 Algorithm for V.S.M.

V.S.M.は、評価関数の多峰区間 (w_{ij} の6次元区間と W_k の2次元区間)において、現在点から各方向の微小変動の評価関数に対する影響を調べ、そして、評価関数の最も変動の激しい方向に探索してゆく手法である。Fig. 6は二次元探索変数と評価値 z が構成する多峰区間の仮想図である。その仮想図を例として、現在点 o から次の改善解を探索する時、V.S.M.は $\{a, b, c, d\}$ の四点を用いて評価値の変動を算出し、探索領域を $(x, -y)$ に決める。L.S.M. の場合は現在点 o から、 x と y 方向

の勾配を別々に計算するため、改善解方向に行けずに、 (x, y) のほうに探索してしまふ。

V.S.M. は L.S.M. の探索の集中化と多様化を保ち、探索方向の操作を利用して、探索変数の変化方向と変化量を調整する。また、探索の次元を減らすために、すれ違う性質の結合係数 w (CPGの重み) と W (介在ニューロンの重み) を分けて探索する。そのアルゴリズムを Fig. 7 に示し、歩行運動の学習に適用する時の手順は、以下のようになる。

$$w = \begin{bmatrix} w_{00} & w_{10} \\ w_{01} & w_{11} \\ w_{02} & w_{12} \end{bmatrix}^T, W = \begin{bmatrix} W_0 \\ W_1 \end{bmatrix}^T \quad (18)$$

重み w, W は探索対象 (Fig. 1) であり、 w と W を分けて学習し、改善解があった時片方に新しい解を代入する。また、探索方向の決定は以下の方向探知マトリクス $M_w (64 \times 6), M_W (4 \times 2)$ を用いて、 w と W を計算する。

$$M_w = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 \\ & & & \vdots & & \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$M_W = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$wE_k = E(w_{ij} + M_{w(k[i \times 2 + j])} \times dw1) - E(w_{ij}) \quad (20)$$

$$wD = \max(wE_k) \quad (21)$$

$$(dw1 = 0.001, k = 0 \sim 63, i = 0 \sim 1, j = 0 \sim 2)$$

$$WE_k = E(W_i + M_{W(k_i)} \times dw2) - E(W_i)$$

$$WD = \max(WE_k)$$

$$(dw2 = dt, k = 0 \sim 4, i = 0 \sim 1)$$

L.S.M. では探索の集中化と多様化は式(15)から実現することがわかる。それを適用すれば、

$$\beta = \min\{\eta(\alpha_1 wD)^l, \eta(\alpha_1 wD)^t\} + \beta_0 \quad (22)$$

$$x_{ij} = \frac{\sigma_1}{\beta} \times z \times M_{w(max)} \quad (23)$$

$$\beta = \min\{\eta(\alpha_2 WD)^l, \eta(\alpha_2 WD)^t\} + \beta_0 \quad (24)$$

$$X_{ij} = \frac{\sigma_2}{\beta} \times z \times M_{W(max)} \quad (25)$$

$$(\beta_0, l', l, \eta) = (2.0, 0.05, 3.0, 6.0)$$

$$(\alpha_1, \alpha_2, \sigma_1, \sigma_2) = (2.0, 5.0, 2.0, 10.0)$$

ここで、 σ_1, σ_2 は正定数、 $z = 0.0 \sim 1.0$ の乱数。さらに、式(21)から $wD \leq 0$ の時、近傍に改善解が存在する可能性が低いため、 w は探索区間内に再抽選させる。 W も同じ手法で、ローカルマキシマムから脱出できる。そして、探索した変数は以下のように判定する。

$$E(w^{t-1} + x^t) > E(w^{t-1}) \Rightarrow w^t \leftarrow w^{t-1} + x^t \quad (26)$$

$$E(w^{t-1} + x^t) \leq E(w^{t-1}) \Rightarrow w^t \leftarrow w^{t-1} + M_{w(max)} dw1 \quad (27)$$

$$E(W^{t-1} + X^t) > E(W^{t-1}) \Rightarrow W^t \leftarrow W^{t-1} + X^t \quad (28)$$

$$E(W^{t-1} + X^t) \leq E(W^{t-1}) \Rightarrow W^t \leftarrow W^{t-1} + M_{W(max)} dw2 \quad (29)$$

6. シミュレーション結果

Table 1にはそれぞれ生物団体数が200と400のG.A., L.S.M. 及び V.S.M. を用いて、異なる初期値を設定し、各5回計算した結果を示す。その中で最も高い評価値が得られるのは生物団体数を400にするG.A.であるが、生物団体数を200にすると、その探索効率も下がる。L.S.M. については、5回の学習結果で、トロット、ペース及びバウンドの様々の歩容になる。それらはローカルマキシマムに陥っていると考えられる。一方、V.S.M.のほう

Table 1 Simulation Results of G.A., L.S.M. and V.S.M.

発振細胞数=3, 学習回数=20000, 時間刻み=0.01, $k_t=0.1$, $k_d=1.0$						
G.A. 生物集団 400	Case	1	2	3	4	5
	Evaluation	0.251734	0.251166	0.245174	0.183554	0.125513
	Pattern	Trot	Trot	Trot	Pace	Pace
G.A. 生物集団 200	Case	1	2	3	4	5
	Evaluation	0.180763	0.143574	0.127525	0.120457	0.101237
	Pattern	Trot	Pace	Pace	Bound	Pace
L.S.M.	Case	1	2	3	4	5
	Evaluation	0.185423	0.157875	0.147122	0.146151	0.144147
	Pattern	Trot	Bound	Bound	Pace	Bound
V.S.M.	Case	1	2	3	4	5
	Evaluation	0.243937	0.239986	0.236908	0.235833	0.223572
	Pattern	Trot	Trot	Trot	Trot	Trot

は安定して、毎回高い評価値の所に着き、対称歩行の中で最もエネルギーを消費しない、安定的なトロット歩容が得られた。

また、Fig. 8はTable 1に各学習方法の最もいい評価値を得た学習過程をプロットしたグラフである。Fig. 8により、生物団体数が200のG.A.とL.S.M.はローカルマキシマムから脱出しにくいことがわかる。生物団体数が400のG.A.とV.S.M.はローカルマキシマムから脱出し、学習の前半でグローバルマキシマムに着いた。

Fig. 9はV.S.M.を用いて学習した歩行パターン(Case 1)の1/20周期ずつの解析写真と2周期分の着地状況を示すグラフである。ロボットがエネルギーを無駄にしないために、遊脚が高く上らずに、大きく前に振り出すことは解析写真からわかる。また、下のグラフから、ロボットは対角の足を対にして、位相差1/2周期の安定したトロット歩容になることがわかる。

7. おわりに

本研究では、ニューラルネットを用いた四足ロボットにおける歩行パターンの学習に、提案したV.S.M.を適用して、対称歩容の動歩行を実現した。提案したV.S.M.は生物団体数が400のG.A.の探索能力がありながら、計算時間はG.A.の1/20である(Digital Personal Workstation 500au)。

動物の動歩行では、最もエネルギーが小さい対

称歩容がトロットであるが、トロットが実現できない移動速度のときには、より大きいエネルギーを消費する動歩行であるペースやバウンドを行う。このような移動速度に応じた歩容の遷移を制御するためには評価の基準を検討しなければならない。これについては今後の課題とする。

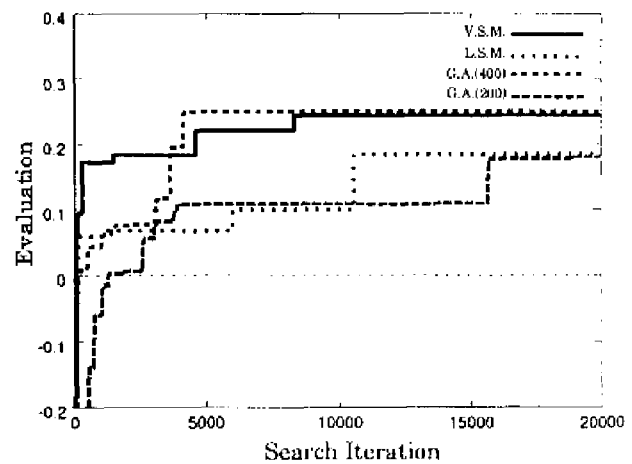


Fig. 8 Search Curves

参考文献

- 1) 宇都宮 敏男(編), 有働 正夫: 生体の制御情報システム, 344/356, 朝倉書店(1981)
- 2) 湯浅 秀男, 伊藤 正美: 自律分散システムとその歩行パターン発生器への応用, 計測自動制御学会論文集, 25-2, 180/187 (1989)
- 3) 日本ロボット学会(編), 木村 浩: ロボット工学ハンドブック, 338/343, コロナ社(1990)
- 4) 安居院 猛, 長尾 智晴: ジェネティックアルゴリズム, 1/27, 昭晃堂(1996)
- 5) 古賀 勝, 平沢 宏太郎, 大林 正直: ニューラルネットワークの学習におけるB.P.M.とL.S.M.の最適評価指標探索能力の比較評価, 計測自動制御学会論文集, 34-1, 41/47 (1998)

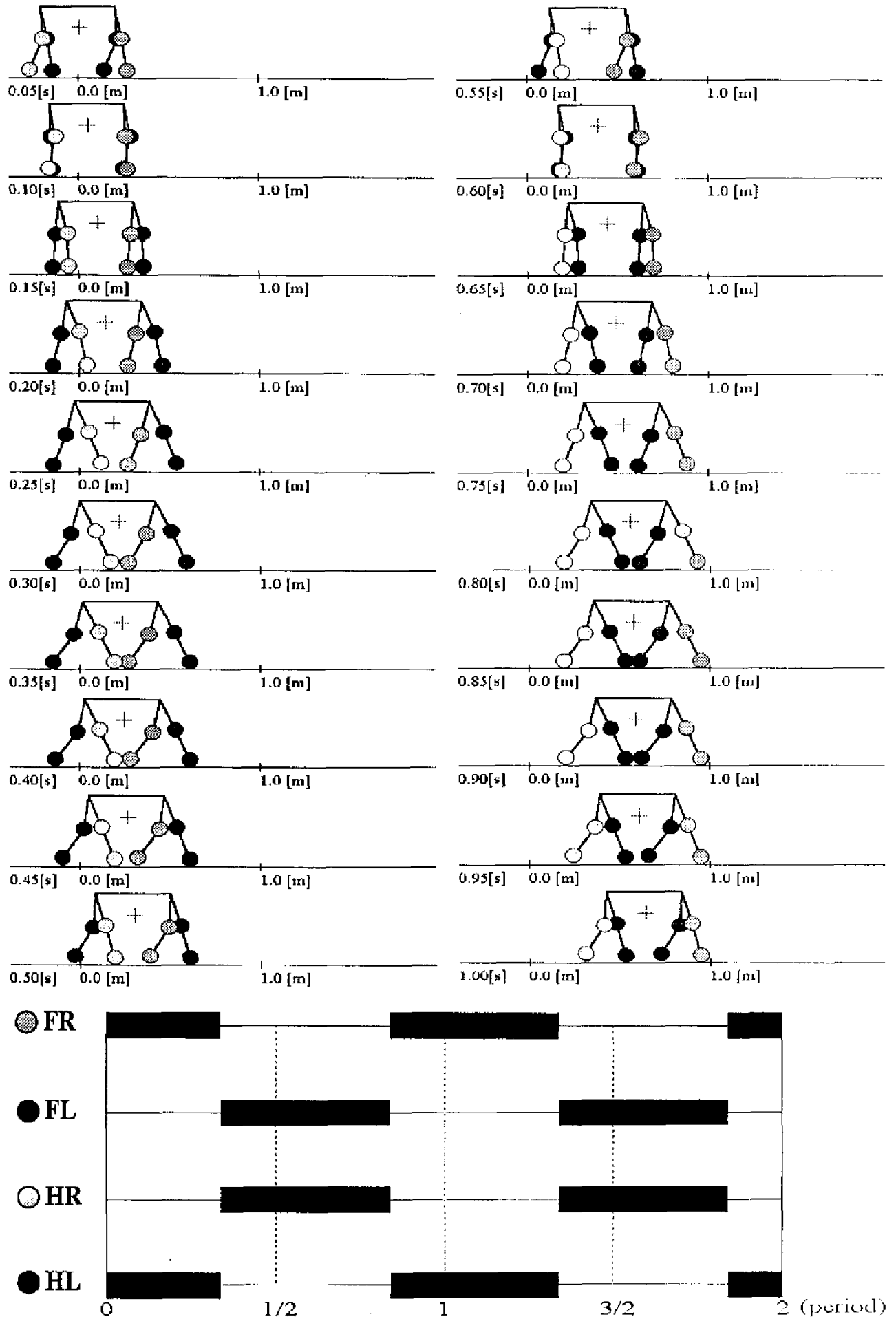


Fig. 9 Gait Pattern (Trot)