NNとEPによる 六脚歩行ロボットの行動生成†

倉重 健太郎*¹ 長谷川 泰久*¹ 福田 敏男*² 星野 春夫*³

環境に応じて与えられた仕事の遂行を行うロボットの行動計画問題として、タスクプランニング問題が知られている。しかしながら、これまで動作の順序決定を行うものが多く、初期に定義された動作の組み合わせを行うのみであった。そのため、複数の行動からなる協調動作などの生成は大変難しかった。そこで本研究では行動のスケジューリングに加え、協調動作であるような新たな行動の生成を行うアーキテクチャを提案する。本稿において、提案するアーキテクチャを六脚歩行ロボットに適用し、その有効性を示す。

キーワード：タスクプランニング問題、ソフトコンピューティング、リカレントニューラルネットワーク、進化的プログラミング、六脚歩行ロボット

1. はじめに

コンピュータを含む様々な要素技術の発展により、ロボットは更に高性能、高機能になってきている。この様な中でロボットの獲得した移動能力は、宇宙や深海などの極限環境など多くの分野においてその活用が考えられる。

その中で、我々は不整地における安定な移動を考え、六脚歩行ロボットを提案してきた。このロボットは△形フレームとY形フレームにおける二つのフレームの相対移動と各フレームに固定された脚の伸縮により、段差のある地面を歩行できる移動機構を持ち、垂直多関節型マニピュレータを搭載した移動型ロボットである。我々はこれまでに、その機構^[1]、傾斜制御^[2]および可操作度を用いた協調動作^[3,4]について研究を行ってきたが、いずれも単独の動作についての研究であり、環境に応じて動作の順序を決定する行動計画の自動化についてはまだ研究を行っていない。

このようなロボットの行動計画は、タスクプランニング問題として知られており、古くはAI研究^[5]等の人工知能分野から現在では様々な手法を用いて研究が行われている^[6-14]。

こうしたタスクプランニング問題に対する主な手法は、初期知識として対象とするロボットの基本的な行

動を定義し、これら行動のスケジューリングにより与えられたタスクを実現するが、定義された基本的な行動の組合せでは実現出来ないタスクに対しては適用できず、またマニピュレータと脚部の協調動作といった新たな行動の生成は大変難しいなどの問題がある^[6,14]。

しかしながら、マニピュレータを搭載した移動ロボットなどにおいては脚部によるロボットの姿勢制御によるマニピュレータの動作範囲の拡張、操作性の向上など、複数の行動による協調動作は非常に有用である^[3,4]。そこで、本研究では基本的な行動のスケジューリングによる行動計画に加え、複数の行動による協調動作であるような新たな行動の生成について考える。本稿では、この行動計画の実現のため、歩き方を一意に定義された歩行動作のように各関節角の軌道まで完全に定義された行動を用いるのではなく、また、複数の行動から新たな行動の生成による自己進化を目的として、階層構造を許容し、動作をパラメータ化した行動を提案する。また、提案した行動を用いて行動計画を行うアーキテクチャを構築し、シミュレーションにより六脚歩行ロボットのマニピュレータ到達可能範囲外へのマニピュレーション作業に対する行動計画を行い、その有効性を確認する。

2. タスクプランニングシステム

本稿において提案するシステムの概念図を図1に示す。システムは3つの部分からなり、それぞれ行動群(actions)、行動計画部(task planner)、評価・学習部(evaluator)に分けられる。まず、本稿において用いる用語の定義を行い、その後それぞれの説明を行う。

・基本動作(primitive motion)：オペレータによって定義されるロボットの基本動作。入力(行動指令)の意図に沿った動作を出力する。

† Task Planning of Six Legged Locomotion Robot Using NN and EP
Kentarou KURASHIGE, Yasuhisa HASEGAWA, Toshio FUKUDA and Haruo HOSHINO

*1 名古屋大学大学院

Graduate School of Engineering, Nagoya University

*2 名古屋大学先端技術共同研究センター

Center for Cooperative Research in Advanced Science & Technology Nagoya University

*3 竹中工務店

Takenaka Corporation

- ## 2.1 行動群と行動指令

ここで、基本動作を行動指令から動作を生成する関数として式(1)と定義し、基本行動と獲得行動を行動指令から構成要素に対する行動指令を生成する関数として、それぞれ式(2)、(3)と定義する。

p_a : 行動指令

2.2 行動計画部

ロボットの行動計画は、図1で表される本システムにおいて行動計画部により行われる。この行動計画部を、式(4)で示される入出力関数として定義する。行動計画部は、タスク情報と環境情報が与えられることによって、知識として用いる行動に対する行動指令を生成する。この行動計画部に学習機構を有する手法を採用することによって、ロボットの行動計画の自動化を行う。

$$\begin{aligned} \text{task planner} : f_s \\ q_s = f_s(p_s) \end{aligned} \quad (4)$$

q_s : 行動群への行動指令
 p_s : タスク情報・環境情報

2.3 学習部

行動計画部の学習手法として進化的プログラミング(Evolutionary programming, EP)を用いる。進化的アルゴリズムは最適化・探索アルゴリズムの一種であるので、学習による変更・修正点に関してこれを適用することにより、行動計画部として採用する手法に依存しないシステムの構築が可能となる。また、与えられたタスクに関するロボットの理想的な出力値は、一般に与える必要がなく、有用である。

行動計画部の進化的アルゴリズムによる学習は、行動計画部により生成された動作を評価することにより行われる。本システムにタスクが与えられると、行動計画部により行動群への行動指令の生成が行われる。生成された行動指令により行動群は基本動作において関節角軌道が生成される。これによりタスク情報・環境情報が変化し、行動計画部に与えられることによって同様に次の瞬間における適用対象の関節角軌道が生成される。このようにしてロボットは与えられたタスクを遂行すべく行動する。ここで進化的アルゴリズムは、集団に対して適応度を評価指標として用いる。よってタスクが完了したと判断した後、完了までの行動を評価したものを適応度として用いることにより行動計画部の学習を行う。

また、図3に示すように学習は、単一の行動計画部において全てのタスクに関して行うのではない。本質的に異なるタスク間においては、入力となるタスク情報と出力となる動作の関係(入出力マップ)は異なるものになるため、行動計画部とタスクはある程度対応させる必要がある。

ここで、タスク情報・環境情報を時系列で表されるものとし、行動計画部への行動指令とみなすと、式(4)で表される行動計画部は行動群と同様の構造とみなすことができる。このことから、学習などによって行動計画部を表す入出力関数の獲得後は、対応した行動を

図3 行動生成における流れ図

表す獲得行動として知識の還元、再利用を行えることが期待される。

3. 六脚歩行ロボットへの応用

これまで多くの脚式ロボットが提案されてきているが^[15-17]本稿において適用する対象として福田らの六脚歩行ロボットを用いる^[1-4,18]。この移動機構部は、△形とY形をした2つのフレームをスライドすることにより、任意の方向と位置に移動することができるパラレルリンク機構(SLIM=Sliding Mobile Mechanism)を持つ(図4(a))。これにより、片方のフレームにある

(a) 移動機構部

(b) マニピュレータ

図4 六脚歩行ロボット

3本の脚を遊脚, 他方を接地脚としてフレームを交互に相対移動させて静歩行を行い, 常に3本の脚で体を支えることによって, 安定した移動を行うことができる. この移動機構部の上面にはターンテーブル付きの4自由度マニピュレータがあり, これによって作業を行う事が出来る(図4(b)). その六脚移動型ロボットと本稿で用いる座標系を図5に示す. 本稿ではこのロボットのシミュレーションモデルを用いて実験を行う.

図5 六脚歩行ロボットと座標系

3.1 行動群の構築

行動群を構築するために, まず基本動作の定義を行う. 基本動作は適用する六脚歩行ロボットの基本的な動作である各関節の回転・並進速度を用いる. また, パラレルリンク機構部においては, Δ , Y 形フレームの x-y 平面上での並進および回転運動が可能であるので, 基本動作として x-y 平面上での並進速度および回転速度を用いる.

3.1.1 基本動作の構築

基本動作は, 提案するシステムと適用する対象の六脚歩行ロボットとのインターフェースの役割を果たす.

まず, 本システムを適用する対象であるロボットに合わせて, 基本動作の定義を行う. ここで, 本システムの内部に知識として貯えられる基本・獲得行動は最終的にはこの基本動作において各関節角の軌道となる. ここでは基本動作に関する行動指令としてそれぞれの関節角速度を正規化したものを用い, それに対する動作として目標関節角速度を生成し, 六脚歩行ロボットに与えられるものとする. 表1に定義した六脚歩行ロボットの基本動作の名称と行動指令および生成する動作を示す.

表1 基本動作

名称	入力(行動指令)	出力
Manipulator joint 0	Normalized $\dot{\theta}_0$	$\dot{\theta}_0$
Manipulator joint 1	Normalized $\dot{\theta}_1$	$\dot{\theta}_1$
Manipulator joint 2	Normalized $\dot{\theta}_2$	$\dot{\theta}_2$
Manipulator joint 3	Normalized $\dot{\theta}_3$	$\dot{\theta}_3$
Parallel link 1	Normalized $\dot{x}$	$\dot{x}$
Parallel link 2	Normalized $\dot{y}$	$\dot{y}$
Parallel link 3	Normalized $\dot{\theta}$	$\dot{\theta}$
Leg 1 of Δ -frame	Normalized $\dot{i}_{\Delta 1}$	$\dot{i}_{\Delta 1}$
Leg 2 of Δ -frame	Normalized $\dot{i}_{\Delta 2}$	$\dot{i}_{\Delta 2}$
Leg 3 of Δ -frame	Normalized $\dot{i}_{\Delta 3}$	$\dot{i}_{\Delta 3}$
Leg 1 of Y-frame	Normalized $\dot{i}_{Y 1}$	$\dot{i}_{Y 1}$
Leg 2 of Y-frame	Normalized $\dot{i}_{Y 2}$	$\dot{i}_{Y 2}$
Leg 3 of Y-frame	Normalized $\dot{i}_{Y 3}$	$\dot{i}_{Y 3}$

3.1.2 基本行動の構築

次に本稿で用いる基本行動の構築を行う. 本稿においては表2に示す4つの基本行動の定義を行った. 以下にそれぞれについて説明する. なお, 説明文中の入力, 出力はそれぞれ入力となる行動指令, 出力となる行動指令である.

- ・上下移動(vertical movement):
 - (a) 入力: 重心の移動速度 g_1
 - (b) 出力: 基本動作 Leg 1(,2,3) of Δ (Y)への行動指令
 - (c) 動作: Δ (Y)形フレームの上下移動. 各フレームにおける脚の伸縮により上面を水平に保ちながらの上下移動.
- ・水平移動(horizontal movement):
 - (a) 入力: 重心の移動速度 g_2
 - (b) 出力: 基本動作 Parallel link 1(,2,3)への行動指令
 - (c) 動作: Δ フレームと Y フレームの相対移動.

表2 基本行動

名称	入力(行動指令)	出力
Vertical movement	Vertical speed	Normalized $\dot{i}_{\Delta 1}$
		Normalized $\dot{i}_{\Delta 2}$
		Normalized $\dot{i}_{\Delta 3}$
		Normalized $\dot{i}_{Y 1}$
		Normalized $\dot{i}_{Y 2}$
		Normalized $\dot{i}_{Y 3}$
Horizontal movement	Horizontal speed	Normalized $\dot{x}$
		Normalized $\dot{y}$
		Normalized $\dot{\theta}$
Walk	Step	Vertical speed
		Horizontal speed
Manipulation	Manipulation speed	Normalized $\dot{\theta}_0$
		Normalized $\dot{\theta}_1$
		Normalized $\dot{\theta}_2$
		Normalized $\dot{\theta}_3$
		Normalized $\dot{\theta}_3$

・歩行(walk)：

- (a) 入力：歩幅 h_1
- (b) 出力：基本行動である上下移動，水平移動への行動指令
- (c) 動作：本稿で用いる移動機構の場合，歩容は2つのフレームの相対移動と各フレームの脚の伸縮により実現される．また歩容としては，直線歩行とその場での方向転換である旋回歩行とが考えられるが，ここでは直線移動のみを考える．

直線歩行においては，定常状態での移動速度は相対移動量(歩幅) s とその遊脚相にある時間 T に依存する．ここで六脚移動機構においてはフレーム毎にデューティ比(β)が一定であり最大値は0.5である．この相対移動量(歩幅) s を行動指令として用いる．

・マニピュレーション(manipulation)：

- (a) 入力：マニピュレーション速度 h_2
- (b) 出力：基本動作 Manipulator joint 0(,1,2,3)への行動指令
- (c) 動作：行動指令として，マニピュレーションの手先効果器の速度を正規化したものを用い，逆運動学により目標位置に対する基本行動への行動指令を決定する．

4. シミュレーション

前節において提案するシステムの六脚歩行ロボットへの適用について述べた．本稿では，本システムにマニピュレータの手先効果器を目標位置に到達させるタスクを与えて，それに対する六脚歩行ロボットの行動生成を行う．また本タスクを実現するために，基本行動として“歩行”および“マニピュレーション”を用い，シミュレーションを行う．

4.1 エンドエフェクターマニピュレーション

本稿において，六脚歩行ロボットに搭載されるマニピュレータの手先効果器を目標位置に到達させるタスクを与え，マニピュレータ部と移動機構部との協調動

図6 エンドエフェクターマニピュレーション

作を行う．このような物体の把持や搬送などは物体の存在する場所までマニピュレータの手先効果器を移動させた後の把持の動作や物体を把持した状態でのマニピュレータ手先効果器の目標位置への移動動作により実現されるが，協調動作によって同時に行う事によって効率のよいものとなる．

そこで与えるタスクとして，図6に示すように目標位置をマニピュレータの到達可能範囲外に設定したタスクを想定したものを用いる．

4.2 行動計画部と評価・学習部

エンドエフェクターマニピュレーションに対する行動計画部として．本稿ではリカレントニューラルネットワーク(Recurrent Neural Network, RNN)を用いる．このリカレントニューラルネットワークの特徴として，汎化能力，問題に対する柔軟性，時系列データの処理に適していることなどが知られている^[19,20]．この汎化能力により，類似のタスクを学習することによってタスク情報・環境情報に関する一般化を実現する．更に，拘束条件に矛盾が存在しても，可能な限り制約を充足する解を見つけるという意味で問題に対して柔軟であり，矛盾の存在する現実問題においてこの特質は重要である．

この行動計画部であるリカレントニューラルネットワークへの評価・学習部として進化的プログラミング(Evolutionary programming, EP)を用いる．この特徴として実数を扱うことができ，交叉を使用しないことが挙げられる^[21,22]．ここで，リカレントニューラルネットワークは，結合強度の集合であり，実数値の行列で表される．また，この行列内における個々の要素の位置には重要な意味はなく，類似の入出力関係・同一の入出力関係を表すのにこの行列は一意に決定されない．このことは，リカレントニューラルネットワークを表す個体にスキーマがみられず，学習法として個体間におけるスキーマの交換を行う交叉は不用である．このことから，進化的プログラミングがリカレントニューラルネットワークの学習に適すると考えられる．以上より，行動計画部にリカレントニューラルネットワークを，評価・学習部に進化的プログラミングを使用したシステム構成図を図7に示す．また行動計画部の入出力を以下のように定義する．このような入出力に対して，式(4)により表されるタスクを表す関数を行動計画部により生成することを考える．

- ・入力：目標到達位置の相対座標
- ・出力：基本行動“歩行”への行動指令“歩幅” h_1
基本行動“マニピュレーション”への行動指令
“マニピュレーション速度” h_2

図7 RNN&EP を用いたシステム構成図

4.3 シミュレーション条件

エンドエフェクタマニピュレーションについてシミュレーションを行う。ここで、六脚歩行ロボットの搭載するマニピュレータは図4(b)に示すようにターンテーブルと3リンク平面マニピュレータからなる垂直多関節型である。移動機構の位置は歩幅と歩数より計算出来るのでターンテーブルの姿勢は、目標位置 (x,y) より一意に決まる。また、3リンク平面マニピュレータの姿勢は、目標位置 (x,y,ϕ) により肘上がりの解と肘下がりの解が決まる^[23]。ここで x,y,z は目標到達位置の座標を、 ϕ は、ハンド座標系 Σ_R のマニピュレータ座標系 Σ_M に対する姿勢を示す。また、本稿では、肘上がりの解のみを扱うものとする。以上により、本動作に対する動作目標として、 (x,y,z,ϕ) を用いる。このようなタスクに対して、まず行動計画部の学習を行う。ここでシステムの行動計画部にリカレントニューラルネットワークを用いているため、学習用データとして表3に示すようにマニピュレータの手先効果器の目標到達位置を複数用いる。

ここで行動計画部としてもちいるニューラルネットワークには、時間経過を考慮したデータが与えられるため、ニューロンの出力がそのニューロンを含む全てのニューロンの入力へ結合するようなフィードバックループを持つリカレントネットワークを適用し(図8)、パラメータを表4に示す。ニューロンの入出力関数である sigmoid 関数のパラメータを表5に、学習部である進化的プログラミングのパラメータを表6に示す。ここで sigmoid 関数は

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-\varepsilon \times (x - \alpha))} \quad (5)$$

となる。また進化的プログラミングの遺伝的オペレー

表3 学習用データ

Goal point	(x,y,z,ϕ)
Goal point 1	(1000,0,1000,0)
Goal point 2	(500,-800,1000,0)
Goal point 3	(-500,-800,1000,0)
Goal point 4	(3000,0,1000,0)
Goal point 5	(1500,-2400,1000,0)
Goal point 6	(-1500,-2400,1000,0)

表4 RNN のパラメータ

Neuron function	Sigmoid
Number of neuron	20
Network type	Recurrent type

表5 シグモイド関数のパラメータ

Slope ε	0.5
Translation of x axis α	10.0

表6 EP のパラメータ

Population	100
Candidate	20
Type of mutation	Self adaptive mutation
Rate of mutation	0.2
Noise of mutation a	100
Noise of mutation b	0.01

図8 リカレントニューラルネットワーク

タである自己適応型突然変異を式(6)により表す。

$$x_{ij} = x_{ij} + N\left(0, a \times \frac{\text{fitness}}{\max \text{ fitness}} + b\right) \quad (6)$$

また、行動計画部により生成された動作を評価する評価関数を

$$\text{fitness} = \frac{1}{1 + \text{error}} \quad (7)$$

error : 目標到達位置と手先効果器の距離

と表し、これを進化的プログラミングの適応度として用いる。

4.4 シミュレーション結果

4.4.1 学習結果

以上のパラメータを用いて行動計画部の学習を行う。歩行(Walk)に対する行動指令である歩幅(Step)とマニピュレーション作業(Manipulation)に対する行動指令であるマニピュレーション速度(Manipulation speed)をそれぞれ h_1, h_2 とし、六脚歩行ロボットの初期位置、初期姿勢を以下に示す。

- ・六脚歩行ロボットの初期位置

$$(x, y) = (0, 0) \quad (8)$$

- ・マニピュレータの初期姿勢

$$(\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3) = (0^\circ, 140^\circ, -80^\circ, -60^\circ) \quad (9)$$

以上の設定でシミュレーションを行った結果を示す。学習時の適応度を図9に示す。この学習により得られたリカレントニューラルネットワークを用いてエンドエフェクターマニピュレーションを行う。

4.4.2 動作生成

学習を行ったリカレントニューラルネットワークが、与えられるタスク情報である目標到達位置に関して学習していることを示すために、4.4.1節において学習を行ったリカレントニューラルネットワークを用いて、次の2つの目標到達位置に対する動作生成を行った。

$$(x, y, z, \phi) = (1500, 800, 1000, 0) \quad (10)$$

$$(x, y, z, \phi) = (2400, 1200, 800, 0) \quad (11)$$

それぞれ式(10)に示す目標到達位置に対する動作生成の結果を図10から図11に、また、式(11)に示す目標到達位置に対する動作生成の結果を図12から図13に示す。行動計画部により生成される基本動作“歩行”と“マニピュレーション”への行動指令である歩幅 h_1 、マニピュレーション速度 h_2 を図11および図13に示す。図11および図13の(a)に示される行動指令 h_1 は、歩幅に関して0-1に正規化したものであり、目標位置によって、Iの領域に示されるように最大歩幅による移動や、IIの領域のように歩幅の調整が行なわれている。また、図11および図13の(b)に示される行動計画 h_2 は、手先

図9 適応度の推移

(a) 歩行

(b) マニピュレータ

図11 生成された行動指令の推移

図10 手先効果器の軌道

図12 手先効果器の軌道

図13 生成された行動指令の推移

効果器の速度に関して0-1に正規化したものであり、IIIの領域に示されるように目標位置により適切な調整が行なわれている。ここで特に、図11、13の(a)、(b)から分かるように、II領域においては歩行動作とマニピュレーションの協調動作が表れている。

この時の、マニピュレーションの手先効果器の軌道を図10および図12に示す。これより、目標到達位置にマニピュレーションの手先効果器が到達していることがわかる。また、図11および図13のII領域において歩行動作とマニピュレーションによる協調動作が表されており、新しい動作の生成が行なわれているのがみられる。

以上より、リカレントニューラルネットワークの学習により目標到達位置に対するエンドエフェクターマニピュレーションの動作が生成されており、また、複数の目標値について動作生成が可能である事を示した。以上により提案した手法の有効性を示した。

5. まとめ

本稿において、リカレントニューラルネットワークと進化的プログラミングを用いたロボットの行動計画手法を提案した。本稿では、六脚歩行ロボットに搭載されるマニピュレータを遠隔地にある目標位置に到達させるタスクについてシミュレーションを行った。

シミュレーションにおいて、提案した手法により目標値付近における移動機構部とマニピュレータの協調

動作を生成する事ができた。また、複数の目標値に対して動作生成が行える事を確認することにより、本手法の有効性を示した。

参考文献

- [1] 藤澤佳生 et al, 全方向型移動機構の研究(第1報 アクチュエータの強調による移動制御), Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Vol. 60, No.571, pp.964-969, 1994.
- [2] 福田敏男 et al, 全方向歩行形移動機構の研究(第2報, 不整地における傾斜制御), Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Vol.61, No.589, pp.176-182, 1995.
- [3] 福田敏男 et al, 全方向歩行形移動機構の研究(第3報, 冗長自由度と軌道追従制御), Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Vol.63, No.607, pp.952-959, 1997.
- [4] Fukuda, T. et al, Omnidirectional walking mechanism (redundancy and trajectory control), JSME Int. Journal, Vol.40, No.4, pp.694-701, 1997.
- [5] Fikes, R. E. et al, Learning and executing generalized robot plans, Artificial Intelligence, Vol.3, No.4, pp.251-288, 1972.
- [6] Shibata, T. et al, Selfish and coordinative planning for multiple mobile robots by genetic algorithm, Proc. of the 31th IEEE Conf. On Decision and Control, Vol.13, Tucson, pp.497-503, 1992.
- [7] Jung, D., Gupta, K. K., Octree-based hierarchical distance maps for collision detection, Proc. of 1996 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.454-459, 1996.
- [8] Chang, H., A new technique to handle local minimum for imperfect potential field based motion planning, Proc. of 1996 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.108-112, 1996.
- [9] Flash, T., Hogan, N., The coordination of arm movements, The Journal of Neuroscience, Vol.5, pp.1688-1703, 1985.
- [10] 吉井芳徳 et al, ロボットによる羽根突きの実現 -gaussian kernelに基づく入出力マップの学習-, 第12回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1994.
- [11] Warren, C. W., Fast path planning using modified a* method, Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.662-667, 1993.
- [12] 斎藤史倫・福田敏男, 強化学習による実ロボットの運動制御, 日本ロボット学会 JRSJ, Vol.13, No.1, pp.82-88, 1995.
- [13] Zadeh, L. A., ファジィ技術の応用とソフトコンピューティング, 日本ファジィ学界誌, Vol.5, No.2, pp.261-268, 1993.
- [14] 組合せ問題とスケジューリング問題への新接近, pp. 339-377, 1995.
- [15] 佐野, 重力場を利用した動的2足歩行, 日本ロボット学会誌, Vol.11, No.3, pp.354-359, 1993.
- [16] 広瀬・岩崎, 4足歩行機会の知能的歩容決定に関する基礎的研究, 日本ロボット学会, Vol.19, No.1, pp. 193-200, 1981.
- [17] 大山, 機械技術研究所における極限作業ロボットの研究成果, 日本ロボット学会誌, Vol.9, No.5, pp. 623-627, 1991.
- [18] 福田敏男 et al, 全方向歩行型移動機構の姿勢制御と歩容, 第5回建設ロボットシンポジウム論文集, pp. 91-96, 1995.

- [19] McCulloch, W. S., Pitts, W., A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity, 5, (1943), Bull. Math. Biophysics.
- [20] Hebb, D. O., The Organization of Behavior, 1949.
- [21] Schwefel, H. P., On the Evolution of Evolutionary Computation, IEEE Press, 1994.
- [22] 西川, 生物の進化と遺伝的アルゴリズム, 科学, Vol. 38, No.3, pp.147-155, 1993.
- [23] Craig, J. J., ロボティクス - 機構・力学・制御 -, 共立出版株式会社, 1995.

(2000年9月26日 受 付)

[問い合わせ先]

〒464-8603 名古屋市千種区不老町
名古屋大学大学院工学研究科
マイクロシステム工学専攻 福田研究室
倉重 健太郎
TEL : 052-789-4478
FAX : 052-789-3909
E-mail : kentarou@robo.mein.nagoya-u.ac.jp

著者紹介

くらしげ けんたろう
倉重 健太郎

名古屋大学大学院

1996年 名古屋大学工学部電子機械工学科卒業。1998年 名古屋大学大学院工学研究科マイクロシステム工学専攻 博士課程前期課程修了。同年より名古屋大学工学研究科マイクロシステム工学専攻 博士課程後期課程。現在に至る。主な研究の領域は、進化的計算、知能ロボット。

はせがわ やすひさ
長谷川 泰久

名古屋大学大学院

1994年 名古屋大学卒業。1996年 同大学大学院博士課程前期課程修了。1996年から1998年、三菱重工株式会社勤務。1998年より名古屋大学大学院工学研究科マイクロシステム工学専攻助手。現在に至る。主な研究領域は、進化的計算、学習型行動制御、知的ロボットシステム。

ふくだ としお
福田 敏男 [正会員]

名古屋大学先端技術共同研究センター

1977年 東京大学大学院博士課程修了。工学博士。通産省工業技術院機械技術研究所研究員、主任研究官、東京理科大学工学部助教授、名古屋大学工学部教授、同大学大学院工学研究科教授を経て1997年より名古屋大学先端技術共同研究センター教授。知能ロボット、自己組織化ロボット、計算機知能、マイクロシステム等の研究に従事。IEEE Robotics and Automation Society President (1998-1999), 現在 IEEE/ASME Trans. Mechatronics Editor-in-chief, IEEE Division X Director, IEEE Fellow.

ほしの はるお
星野 春夫

竹中工務店

1974年 東京理科大学卒業。同年より竹中工務店勤務。主な研究の領域は建設用ロボットの開発・研究。The Robotics Society of Japan, Architectural Institute of Japan.

Task Planning of Six Legged Locomotion Robot Using NN and EP

by

Kentarou KURASHIGE, Yasuhisa HASEGAWA, Toshio FUKUDA and Haruo HOSHINO

Abstract :

There are many researches about planning problems on robot behaviors. Task planning problem is known as one of these problems. Main researches are planning a procedure of actions and it is difficult to combine some actions into a new action. In this point of view, we researched planning problem. In this paper, we introduce parameterized behavior and show the architecture using the behavior. We use the proposed method for six legged locomotion robot. This robot has walking mechanism and vertically articulated manipulator. We give this robot a task and confirm validity of this architecture with simulation by computer.

Keywords : Task Planning Problem, Softcomputing, Recurrent Neural Network, Evolutionary Programming, Robot, Six Legged Locomotion Robot

Contact Address : Kentarou KURASHIGE

Graduate School of Engineering, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, 464-8603, Japan
TEL : 052-789-4478
FAX : 052-789-3909
E-mail : kentarou@robo.mein.nagoya-u.ac.jp