

東京大学大学院情報理工学系研究科、教授

中村 仁彦

「自律行動単位の力学的結合による
脳型情報処理機械の開発」

研究期間：平成10年12月 1日～平成15年11月30日

1 研究テーマ

- (1) 研究領域 : 「脳を創る」
- (2) 研究総括 : 甘利俊一
- (3) 研究代表者 : 中村仁彦
- (4) 研究課題名 : 「自律行動単位の力学的結合による脳型情報処理機械の開発」
- (5) 研究期間 : 平成 10 年 12 月～平成 15 年 11 月

2 研究実施の概要

2.1 基本構想

研究テーマ「自律行動単位の力学的結合による脳型情報処理機械の開発」における自律行動単位とは、センサ情報によって行動するように構成された制御サブシステムである。ヒトの感覚器と筋肉が生まれつき、あるいは神経系の可塑性によって獲得した協応構造に替えて、センサ信号やそれに基づくさまざまな計算結果を基に工学的に設計した自律行動単位を機械のヒューマノイドロボットに与える。ここにおいて、脳の情報処理が非線形力学現象によっている点に着目し、自律行動単位を統合する情報処理のメカニズムを力学的に構成する方法を開発してきた。

ヒューマノイドロボットの体が先端的なメカトロニクスを駆使することで、ハードウェアとして完成度高く実現されたことが本研究の背景にある。それにふさわしい情報処理システムを求めて「脳を創る」ためには、従来の技術還元論に基づくロボティクスの方法論では解決されそうにない多くの本質的な問題があることが明らかになってきた。脳科学のパラダイムに学ぶことで、大自由度系の全身運動生成、環境との相互干渉、行動に結びついたシンボルの獲得、シンボル操作から知能へ、などのロボティクスに要求される知能の本質的な問題に近づくことを本研究の目的とした。

2.2 実施の概要

研究体制としては次のような形をとった。

(中村 G)	代表	東京大学大学院情報理工学系研究科	中村仁彦	教授
(佐々木 G)	代表	東京大学大学院教育学研究科	佐々木正人	教授
(吉澤 G)	代表	埼玉大学工学部	吉澤修治	教授
(土屋 G)	代表	京都大学大学院工学研究科	土屋和雄	教授
(浅田 G)	代表	大阪大学大学院工学研究科	浅田 稔	教授
(潮 G)	代表	大阪大学大学院基礎工学研究科	潮 俊光	教授

研究成果は以下の 4 つの項目に分類される．

- A) 認識と生成の力学的情報処理
- B) 機構と制御の進化的展開
- C) 感覚と行動の計測・計算論
- D) 学習と発達の記述と情報処理

各項目と研究グループの成果は次のような関係になっている．

- A) 認識と生成の力学的情報処理
 - (1) 運動パターンの生成と遷移のための力学的情報処理 (中村 G)
 - (2) 運動パターンの認識と生成を統一する統計的情報処理 (中村 G)
 - (3) 力学的情報処理のリアプノフ設計と運動パターン遷移制御 (潮 G)
- B) 機構と制御の進化的展開
 - (4) ヒューマノイドロボット・デザインと運動性進化 (中村 G)
 - (5) 不連続位相変化をする非線形振動子を用いた歩行制御 (土屋 G)
- C) 感覚と行動の計測・計算論
 - (6) ヒューマンフィギュアの力学計算と行動計測 (中村 G)
 - (7) 視覚認識モデルとオンライン線形判別分析 (吉澤 G)
- D) 学習と発達の記述と情報処理
 - (8) 行動の学習と獲得のための情報処理 (浅田 G)
 - (9) 行為の生態学的記述 (佐々木 G)

本研究は基礎科学技術として人間の情報処理，知能の問題に構成論的に迫った研究である．応用技術としても人間の情報処理を機能的に模擬することによって，人間と自然な対話をするヒューマノイドロボットに繋がる．

本研究の成果は，学术论文だけでなく，特許も 9 件国内外で申請中である．また人間の計算に関わる総合的なソフトウェアを蓄積しつつあり，特許と同様に重要な知的財産となっている．開発した動力学計算ソフトウェアの一部はすでに世界中の 300 名ほどの研究者に使用されている．運動生成計算のアルゴリズムはアニメーション製作ソフトとして利用されている．人間の筋骨格系の計算は，医療分野へ直接の応用が可能である．ヒューマノイドロボットのセンサや電子装置も独自の開発を行った．今後は，これらの成果をさらに発展させるよう研究を継続させるとともに，これらを広く社会で利用いただけるような体制を整えたい．

2.3 研究成果の概要

(1) 運動パターンの生成と遷移のための力学的情報処理 (中村 G)

生物の記憶や知能を神経系の非線形力学系の挙動として説明することができる．本研究では，知覚の情報処理としての非線形力学系に注目し，ロボットの情報処理系を非線形力学系として設計する方法を開発した．具体的には，ヒューマノイドの全身周期運動を N 次元空間内の閉曲線として表現し，これをアトラクタとする力学

系の設計を行った．環境・ロボットの身体・情報処理系の相互作用による引き込みによってロボットの運動が生成され，運動パターンは引き込みの結果として生まれる．本研究での成果は以下の 4 つに分けられる．

1. ヒューマノイドの全身運動は 20 ～ 30 余りの数の関節角度で表される．これら関節角度の間の相関を利用した運動の低次元化法を提案した．
2. N 次元空間における曲線をアトラクタとする力学系の設計法を提案した．力学系の中のアトラクタとして運動を表現することによって，個々の運動の離散的な扱いと，それらの連続的な運動パターンを統一する表現法を与えた．
3. センサ信号に基づいてアトラクタの引き込み領域を変化させ，運動の遷移を行うシステムの設計を行った．
4. 力学系を階層化することで運動を決定する力学系を定める上位の力学系を設計し，運動の連続的記号空間の設計を行った．

(2) 運動パターンの認識と生成を統一する統計的情報処理 (中村 G)

M. Donard のミメシス理論は見まねを通じた行動の獲得が，連続世界を記号化して記憶・認知するシステムの基盤であり，コミュニケーションのための抽象化によって記号処理や言語などの高度な知能が発達したとする仮説である．本研究では，隠れマルコフモデルの確率的な情報処理を用いて，運動認識と運動生成の双方向の情報処理を単一のモデルで実現するミラーニューロンの数理モデルを提案した．これは見まねに基づいて世界を記号化する情報処理パラダイムをアルゴリズムとして表現したものである．提案した数理モデルは，運動パターンなどの時系列データを認識・生成するだけでなく，見まねによる行動獲得によって原始的シンボルの獲得を実現したと見ることができる．連続分布型隠れマルコフモデルを用いた時系列パターン生成法を開発することで，抽象化された表現からの滑らかな運動パターンの復元を可能とした．

「シンボル間の関係」が「パターン間の関係」として発達することで，シンボルグラウンディングが成されて行くと考えるのは脳と言語の共進化をとらえる T. Deacon の主張である．このようなシンボルの発達の枠組みを確立するため，複数のシンボル間の関係性をそれらに対応する運動パターンの間の類似性として関係づけた．具体的には，隠れマルコフモデル間の擬似的な距離を Kullback-Leibler 情報量を用いて定義し，多次元尺度法に基づいて記号空間を構成する方法を考案した．このようにして形成される空間を原始シンボル空間とよび，原始シンボル空間における幾何学的な操作から運動パターンの情報処理を実現する方法を提案した．他者の未知な運動を既知の運動の組み合わせとして認識する機能，既知の運動を組み合わせることで新規の自己の運動を生成する機能を実現した．連続的運動と離散的シンボルとマッピングすることで連続世界を離散記号の関係でとらえるヒトの記憶と知能の基本的表現手法を確立した．

(3) 力学的情報処理のリアブノフ設計と運動パターン遷移制御 (潮 G)

非線形システム理論において、所望の安定周期軌道をもつような力学系の設計方法が古くから研究されてきた。Green は、所望の周期軌道を特定する制約関数の導出方法とその制約関数からリアブノフ関数を構成することで、その周期軌道をもつ力学系の構成方法を示した。本研究では、Green の方法を応用して、ヒューマノイドの周期行動の力学的表現方法を提案した。

ヒューマノイドに多様な動作をさせるためには、プリミティブ動作の効率的な表現が重要である。基本姿勢間の遷移関係を表した図式表現であるステートネットは様々な静止状態をセンサ空間上の点として表し、その間の遷移を有向枝として表したものである。プリミティブ行動間の遷移を表すために、ステートネットを拡張したハイブリッドステートネットを提案した。

さらに、ヒューマノイドのスーパーバイザ制御システムを開発した。このシステムは2つのレベルからなる階層構造をしている。下位層では、モジュラステートネットを用いてロボットの行動を制御しモニタリングする。モジュラステートネットとは、ロボットの腕、脚などといった各要素ごとの動作を表現するステートネットであり、ロボット全身の動作は、その各パーツに対するモジュラステートネットの組合せによって表現される。上位層では、時間付ペトリネットを用いてユーザの要求に対する最適動作系列を生成する。全モジュラステートを抽象モデル化した時間付きペトリネットを導入し、離散事象システム理論によって最適規範に基づくスーパーバイザ制御を行った。さらに、強化学習を用いてスーパーバイザを構成するときに、収束を速くするための方法を提案した。

(4) ヒューマノイドロボット・デザインと運動性進化 (中村 G)

メカトロニクス技術の発達による小型・高性能のセンサ、アクチュエータ、モータドライバの開発に伴って、ヒューマノイドが開発され、少しずつ改良されてきた。しかしながら、感覚情報と運動計算によって環境に対して俊敏に運動を変化させるような生物的な行動知能を実現するためには、ヒューマノイドの身体(メカニズム)の開発においてなすべきことが多く残されている。本研究では、ヒューマノイドのメカニズムを高度化するために関節駆動機構の開発を行った。具体的には、以下を開発した。

1. 関節配置による運動性能の向上をめざした二重球面ジョイント
2. 高トルク伝達特性と零トルク伝達を実現するバックラッシュクラッチ

二重球面ジョイントは6自由度を持つ関節機構で、全ての軸の回転中心が一点で交わったものである。この機構を用いた股関節機構はアクチュエータを増やすことなく腰関節機構の役割も持つ。バックラッシュクラッチはモータと関節の駆動伝達機構であり、高トルク伝達特性と零トルク伝達(フリー)の両方を実現するメカニカルなクラッチである。この機構をヒューマノイドの膝関節に用い、この関節の制御方法を開発した。さらに、腰関節に二重球面ジョイントを用い、膝関節にバックラッ

シュクラッチを用い、肩関節にサイバネティックショルダと呼ばれる独自の機構を用いた、ヒューマノイドロボットを開発した。

(5) 不連続位相変化をする非線形振動子を用いた歩行制御 (土屋 G)

脚歩行ロボットの歩行運動は、多自由度機械システムのリズム運動であり、歩行制御とは、多自由度機械システムのリズム運動の制御である。本研究では、二脚歩行ロボットの動的歩行の歩行制御を中心に研究を実施した。多自由度機械システムの運動制御に用いられるモデルベース制御は運動計画系と運動制御系から構成されている。運動計画系では機械システムの基準運動が生成され、運動制御系ではその基準運動を実現するように各自由度が制御される。この制御系は外乱に対してロバストでなく、また環境の動的変化に対して適応できない。

本研究では、運動計画系を運動生成系と軌道生成系から構成した。運動計画系はリミットサイクルを持つ非線形振動子で構成する。各非線形振動子は相互作用項とともに、足先に取り付けられた接地センサ信号からの入力項を持つ。その結果、各非線形振動子は環境の動的変化に対応した状態変化をする。一方、軌道生成系は各回転ジョイントの基準回転角に対応する非線形振動子の位相角の関数として表現する関数系で構成される。このようにして構成した、非線形振動子を用いた歩行制御系を二足歩行ロボットに実装し、その有効性を数値シミュレーションおよび実験により検証した。

(6) ヒューマンフィギュアの力学計算と行動計測 (中村 G)

ヒューマノイドやヒトの運動を計算する基盤技術を確立した。この技術はヒューマノイドの運動のシミュレーション、実現可能な運動パターンの生成、運動制御などに不可欠である。また、これを用いてヒトの深部体性感覚情報を観察される運動から推定するのもにも利用できる。本研究では、次のような特徴をもつ計算法・システムを開発した。

1. 並列高速動力学計算法：力学を考慮した運動生成の基礎となる。また、これを高速化することによりヒューマノイドの動力学シミュレーションや制御のための計算も高速に行うことができる。
2. 力学的整合性を考慮したヒューマンフィギュアの運動生成法：モーションキャプチャデータを使うことにより、人間の運動に近く、かつ力学的に実現可能な運動を生成できる。
3. 逆運動学計算を用いた直感的な運動生成法：従来の逆運動学計算法を拡張し、1個のリンクの軌道を指定するだけでヒューマンフィギュアの自然な全身運動を計算する方法を開発した。
4. ビヘイビアキャプチャシステム：独自に開発したモーションキャプチャシステムに、フォースプレート、アイマークレコーダ、筋電・脳波計などの計測機器を組み合わせ、経時的同時計測ができる環境を開発した。

5. ヒトの筋骨格モデルの力学計算法：ヒューマノイド用に開発した計算法を拡張し，多数の筋・腱と骨で構成されたモデルの力学計算を行い，ヒトの深部体性感覚の計算技術の基盤を開発した．

(7) 視覚認識モデルとオンライン線形判別分析 (吉澤 G)

脳の情報処理にならった認識・判断技術の実現を目指し，三つのテーマについて研究を行なった．

1. 生体情報処理のモデリングに関する研究では，シナプス競合と調整のメカニズムを明らかにし競合・調節の有無の組合せ 4 通りをすべて実現する学習則を提示した．また生体において初期視覚野レベルで注視パターンが決定されていることを示す結果を得た．
2. 認識技術に関する研究では，2 次元動画像から抽出された人体の関節位置に基づく 3 次元動作推定法を提案した．関節位置にノイズが加わったときの定性的な性質を調べ，極端なノイズが付加されるまで推定動作の自然さは変化しないことを観察した．
3. 判別技術に関する研究を行った．(1) 学習能力を持ち学習途中で状況が変化してもそれに適応できる，(2) 高次元の入力情報から判別に有用な成分を抽出できる，などの特徴を持つ判別技術の開発を目指して，オンライン線形判別分析 (OLDA) アルゴリズムを提案し，その特性を解析した．さらに，OLDA を用いた顔認識システム，任意パターン認識システム，踵追跡による歩行ピッチ抽出システムを開発し，有用性を実証した．

(8) 行動の学習と獲得のための情報処理 (浅田 G)

脳型の情報処理を特徴付ける次の三つの研究課題を実施した．

1. 脚式移動ロボットの行動決定のための情報量規範に基づく観測戦略学習：視覚センサを持つ脚式移動ロボットの行動決定のための効率のよい観測戦略を提案した．観測の行動決定への寄与を情報量により比較し，寄与の大きい観測から実行することにより，静止観測時及び移動中の観測時の効率的な観測戦略を実現した．
2. 複数の学習器の階層的構築による行動獲得：同一構造の学習器を複数用いて階層的に構築することによる行動獲得法を提案し，ロボカップ中型リーグのロボットに適用した．従来の手法とは異なり，それぞれの学習器が担当するサブゴール，タスクは自律的に決定され，また階層も自律的に構成される．また，階層型学習機構において異なる部分空間を状態空間として持つ下位の層の学習器を統合し，より多くの状態変数によって表現される状況における行為を上位の層で獲得することが可能であることを示した．

3. 視覚情報に基づくヒューマノイドのリズム歩行パラメータの強化学習：ヒューマノイドの多様な行動生成手法のひとつとして，視覚情報に基づくヒューマノイドのリズム歩行パラメータの強化学習手法を開発した．

(9) 行為の生態学的記述 (佐々木 G)

ロボットの行動には柔軟性がないと指摘されることが多い．行動の柔軟性とは環境の変化に応じて縦横にその過程を変える行動の性質である．たしかに下等な種の動物でも，目標に到達するための経路を多様に選択できるが，ロボットは事前に埋めこまれたプログラムに従った行動しかできない．本プロジェクトは，動物の行動の柔軟性を部分的に実現するロボットの創造を目指している．我々の班は行動の柔軟性がどのように達成されているのかを明らかにすることを目指した．主として観察法を用いて，障害を被った身体が新たに適応的な行動を獲得する過程を記述した．頸髄損傷者や高次脳機能障害者を対象として彼等の行動の再発達過程を縦断的に観察した．報告書に示したように，結果は，行動の柔軟性は環境の性質に大きく依存して可能になっており，行動と環境を同時一体的に記述する方法によって行動の柔軟性の謎が明らかになる可能性が示唆された．

3 研究構想

3.1 初期計画

(1) 基本構想

人の感覚器と筋肉が遺伝と脳神経系の可塑性によって獲得した協応構造に替えて，工学的に設計した自律行動単位を機械に与える．これらを結合して多様な行動を生成したり，結合を変化させる非線形力学系を構成することで，意識や記憶などの脳高次機能，アフォーダンスなどの認知心理学の論点と情報処理の関係を実証的に研究する．これにより近い将来現実となるヒューマノイドロボットの知能化の基礎理論を構築する．

(2) 研究計画

本研究では，人の感覚器と筋肉が生まれつき，あるいは脳神経系の可塑性によって構成した協応構造に替えて，工学的に設計した自律行動単位を機械のヒューマノイドロボットに与える．自律行動単位とは，センサ情報によって行動するように構成された制御サブシステムである．この自律行動単位をロボティックスで蓄積されてきた様々な制御法や計算法と多種類のセンサを用いて数多く実装する．この中には直接的な運動だけではなく，幾何情報計算とそれに基づく判断や，一部の記号処理なども一般化した行動として含める．生物や人間の体の感覚器や筋肉の微細構造と約 1500[CC] の脳の中にある約 1000 億個のニューロンがもつ情報構造とそれらが持

つ複雑性を，ニューロンの微視的なモデル化，さらに非侵襲的脳活動計測によってメゾスコピックな脳の計算構造を観察することで，徐々に理解しつつある．しかし，現在の科学技術でこれらを人工的にまねて超巨大システムを再構成し脳の情報処理や計算理論をシンセティックに検証することは，残念ながら不可能であるといわざるをえない！「脳を創る」ことによって，われわれの「脳を理解」を検証するためには，脳のマクロな機能を抽象化した数学モデルや，感覚器や筋肉の組織を工学的に抽象化・一般化した制御サブシステムを用いて，このシンセシス問題に立ち向かうのが一つの立場である．本研究のモチベーションは正にこの点にある．この視点において，脳の生理学的な構造や機能に忠実に脳型情報処理にアプローチする ERATO「川人学習動態脳プロジェクト」とは立場を異にする．

自律行動単位として作った人工的協応構造を基礎として，その上にこれらの自律行動単位を創発的に組み合わせるメカニズムを設計する．これにはカオスニューロン，Hodgkin-Huxley 方程式，動径基底関数，乱流力学系，多体力学系などさまざまな非線形力学系を検討する．これらをパラメトリックに構成し，階層構造をもたせることで，自律行動単位を組み合わせ多様な行動を生成したり，そのメカニズムを可塑的に変化させることを目指す．意識や記憶などの「脳高次機能計測からの視点」，さらに協応構造に送られるセンサ情報としてのアフォーダンスなどの「行動心理学」からの視点に学びつつ，非線形力学系の設計を進める．

(3) 研究項目

具体的な研究項目は以下のようになる．

1. 行動機械プラットフォーム：両手，両腕，両足，両眼をもつヒューマノイド・ロボットに数多くの力覚・触覚センサーと組み込んだシステムを開発する．視覚は異なる画像処理を組み合わせ，処理速度や意味の異なるさまざまな情報を提供できるものにする．行動機械プラットフォームは無線通信でさまざまなセンサ情報を分散型計算機に送り，脳型情報処理計算の後に再び通信で，モータへの運動司令値が分散型計算機からプラットフォームに送られる．研究開発を効率的に進められるように，CG 行動機械プラットフォームをも併用する．これは力学計算やセンサ情報のシミュレーションを行い，コンピュータ・グラフィックスとして表現するもので，複数の研究者が同じ研究環境で再現性のある結果を追求することができるようにするものである．この効率的な力学計算法については研究代表者らがすでに開発を行っている．これらの2種類のプラットフォームをネットワークにつなぎ，共同研究者が利用できるようにする．
2. 自律行動単位：各手・腕・足の基本的な動作ユニットを多数用意し，これらを運動学・動力学の計算にもとづいてフィードバック制御する．こうしてできた制御サブシステムの作り出す運動を自律行動単位とよぶ．ここまでは従来，ロボティクスで蓄積されてきた運動制御の理論に基づいた設計を行なう．自律行動単位としては運動だけではなく，幾何情報計算とそれに基づく判断や，一部の記号処理，さらに運動に関係する最適化問題を解く計算も含める．

3. 行動を発現する力学系：自律行動単位を創発的に組み合わせるメカニズムを設計する．これにはカオスニューロン，Hodgkin-Huxley 方程式，動径基底関数，乱流力学系，多体力学系などさまざまな非線形力学系を検討する．研究代表者らは運動機能に関する脳型情報処理の仮説として，自律行動単位をセンサー情報と動径基底関数を用いて加重線形和として重ねあわせ，行動発現させるモデルを提案している．これはロボットハンドの把握動作の発現機構として採用したモデルであり，全身型のヒューマノイドへの適用も検討する．重みの非線形関数はパラメータを含み，パラメータ位相空間の集合演算によって把握動作のスキルの抽象化，汎化が行なえることなどを実験的に確認した．
4. 視覚と行動：視覚情報はセンサ情報の中でも情報量が多く，さまざまな自律行動単位の生成に利用されるだけでなく，イメージに基づく記憶や，学習などに重要である．本研究では特に視覚と行動の強化学習に注目して研究を行う．
5. 幾何情報と行動：視覚情報からの3次元世界の再構成，ロボット自身の幾何モデルなどの幾何情報から，さまざまな推論や状況判断を行うことができる．これをセンサ情報として自律行動単位に利用するために，高速干渉計算アルゴリズムなどを採用し，高度な自律行動単位を設計する．
6. シンボルと行動：人間の脳の情報処理において言語などの記号が変換され最終的に行動にいたる．このプロセスを研究する Symbol Grounding の問題が近年注目されている．本研究ではこの分野の成果をヒューマノイド・ロボットの行動発現機構に実装し，実証実験を行いながらその理論の展開を目指す．
7. 運動計画と行動：人間の高次の脳機能として論理的に適した行動の選択がある．機械の運動では，最適制御や最適運動計画の理論が多くの成果をあげてきている．これらを自律行動単位の中に含め，状況に適した高次の行動選択と低次の行動制御を組み合わせるメカニズムを構築する．

(4) 実施体制

主要メンバー

東京大学	大学院工学系研究科	中村仁彦 (研究代表者)
		吉澤修治
		稲葉雅幸
東京大学	大学院教育学研究科	佐々木正人
大阪大学	大学院工学研究科	浅田 稔
大阪大学	大学院基礎工学研究科	潮 俊光
		Karl F. MacDorman
京都大学	大学院工学研究科	土屋和雄
埼玉大学	工学部情報システム工学科	溝口 博
通産省工業技術院電子技術総合研究所		比留川博久
通産省工業技術院機械技術研究所		荒井裕彦
University of California, Los Angeles		Zvi Shiller

研究分担体制

(研究の統括)	中村仁彦
(行動機械プラットフォーム)	中村仁彦，稲葉雅幸
(自律行動単位)	中村仁彦，溝口博，荒井裕彦
(行動を発現する力学系)	中村仁彦，土屋和雄，潮俊光
(視覚と行動)	浅田稔
(幾何情報と行動)	比留川博久
(シンボルと行動)	Karl F. MacDorman
(運動計画と行動)	Zvi Shiller
(脳高次機能計測からの視点)	吉澤修治
(行動心理学からの視点)	佐々木正人

4 研究の展開

(5) 研究実施体制の変化

研究の方向と研究体制を集約させるべきであるとの趣旨の，中間評価における評価委員会の意見を受けて，平成14年度より研究実施体制を改めた．以下は14年以降の研究体制である．これは研究分担者の研究機関の移動を反映させた結果である．主要メンバー

東京大学	大学院工学系研究科	中村仁彦 (研究代表者)
東京大学	大学院教育学研究科	佐々木正人
大阪大学	大学院工学研究科	浅田 稔
大阪大学	大学院基礎工学研究科	潮 俊光
京都大学	大学院工学研究科	土屋和雄
埼玉大学	工学部情報システム工学科	吉澤修治
		溝口 博 (東京理科大学)

研究分担体制

研究の方向性を以下の A) ~ D) の4点に絞った．

(研究の統括) 中村仁彦

- A) 認識と生成の力学的情報処理 中村仁彦，潮俊光
(行動を発現する力学系) (シンボルと行動)
- B) 機構と制御の進化的展開 中村仁彦，土屋和雄
(行動機械プラットフォーム) (自律行動単位)
- C) 感覚と行動の計測・計算論 中村仁彦，吉澤修治，溝口博
(脳高次機能計測からの視点)
- D) 学習と発達の記述と情報処理 浅田稔，佐々木正人
(視覚と行動) (行動心理学からの視点)

上記では、初期研究項目との対応とともにまとめた。実施体制の変更に伴い、(幾何情報と行動) および (運動計画と行動) は 14 年度以降の研究項目から削った。また (自律行動単位) については脚歩行のための自律行動単位の開発に集中させた。

(6) 研究の新たな広がり

多くの研究は初期に設定した研究項目にそって順調に成果を挙げたといえる。それらの中で初期には特に予想をしていなかった、あるいは初期の予想を超えて大きく進展したと思われる研究を以下に紹介する。

ミラーニューロンが運動認識と運動生成の双方向に関与するとされることは、情報処理のメカニズムとしてこれらを一体化したものが、認識と生成を基礎として、その上の情報処理の構成法に大きなヒントを与えるのではないか。このような考えから隠れマルコフモデルを用いたミラーニューロンのマクロ機能的な数理モデルの研究を始めた。この研究は理論的にも応用的にも興味深い発展を見せつつある。またその後のシンボルグラウンディング、シンボルマニピュレーションの研究への広がりを示唆している。この研究は 2002 年度の人工知能学会全国大会優秀論文賞を受賞した。

複雑なリンク系の計算論とモーションキャプチャシステムから出発した行動計測と計算の研究は、きわめて大きな成果を挙げ、さらに重要な展開を見せている。ヒューマノイドや人間の形状などの複雑なリンク系の計算技術として高い評価を受け、2000 年度の日本ロボット学会論文賞や 2001 年度の IEEE Transaction of Robotics and Automation の最優秀論文賞 (King-Sun Fu Memorial Best Transactions Paper Award) を受賞した。またこれから派生したモーションキャプチャを利用しない幾何学的動作振付アルゴリズムは CG 制作ツールとして 2003 Intenational 3D Awards, Technological Innovation Special Award を受賞した。この他、この一連の研究は日本ロボット学会奨励賞 (2000, 2003 年度)、日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門 ROBOMECH 表彰を受賞している。最近では、リンク系の高速計算アルゴリズムを用いて、モーションキャプチャデータと人間の筋骨格モデルとを組み合わせることによってカメラ観測した人間の運動から人間が無意識に感じる身体深部の体性感覚情報を計算する研究へと発展してきている。

5 研究内容

5.1 運動パターンの生成と遷移のための力学的情報処理 (中村グループ)

(1) 実施の内容

ロボットの情報処理系は外界の情報を判断し、ロボットの運動を決定する機構である。これまで、ロボットの運動は外界の情報を判断する機構と運動を生成する機構に分けられ、これらが独立に設計されてきた。情報判断機構ではロボットの運動を「歩く」「走る」といった抽象的な表現で表し、外界からの情報によって最適な運動を選択する離散事象システムとしての設計がなされてきた。運動決定機構では運動のための参照軌道の存在を前提として環境の変化に対してロバストな安定化コントローラの設計法が中心に議論されてきた。これらの方法では、

1. 実世界には多くの情報が存在するため、これらを全て判断する機構は極めて多くの計算を必要とする。
2. 本来、連続的な動きであるロボットの運動が離散的な扱いをされるため、運動や運動間の遷移の実現性は全てコントローラのロバスト性に依存する。
3. ロボットは決められた運動のみ再生可能である、運動の合成のような多様性を欠く。

といった問題点を残し、生体が持つような適応性のある知能の実現が困難である。

これに対し、Freemanらはウサギの嗅球電位において、既知の刺激に対する秩序と未知の刺激に対するカオス状態を実験的に示し、非線形力学現象と記憶や知能との深い関連を示した[1, 2]。津田は学習におけるカオス力学系の有効性を提唱し、脳が多安定な力学系としていくつかの安定状態を遷移していく様子をカオスの遍歴と呼んだ[3]。これらの結果は力学系と生体の情報処理系の密接な関係を示唆している。この結果を基にして、力学系を利用した知能や情報処理系に関する研究が注目されるようになった。

これらの結果を基にして、本研究では力学系を用いたロボットの情報処理系の設計を行った。ここでは、ロボットの全身周期運動を N 次元空間内の閉曲線として表現し、これをアトラクタとする力学系の設計を行った。環境・ロボットの身体・情報処理系の相互作用による引き込みによってロボットの運動が生成され、運動パターンは引き込みの結果として生まれるといった考えに基づくものである。

本研究での成果は以下の4つに分けられる。

1. ロボットは多くの自由度を持ち、これを扱うためには多く計算量を必要とする。そこで、関節角の相関を利用した運動の低次元化法を提案した。
2. N 次元空間における曲線をアトラクタとする力学系の設計法を提案し、ロボットの運動を表現する連続システムの設計を行った。
3. センサ信号に基づいてアトラクタの引き込み領域を変化させ、運動の遷移を行うシステムの設計を行った。

4. 力学系を階層化することで運動を決定する力学系を定める上位の力学系を設計し、運動の連続的記号空間の設計を行った。

以下では、これらについて説明する。

1. ロボットの全身運動の力学系での表現と低次元化 ある連続時間関数 $y(t)$ からサンプリングタイム T ごとに得られるデータ Y

$$Y = \begin{bmatrix} y(T) & y(2T) & \cdots \end{bmatrix} \quad (1)$$

を以下の式で表現する。

$$Y = \begin{bmatrix} y[1] & y[2] & \cdots \end{bmatrix} \quad (2)$$

いま、ロボットの全身運動 M の時系列データ $\xi[k] \in \mathbf{R}^N$ ($k = 1, 2, \dots$) から構成される $\Xi \in \mathbf{R}^{N \times m}$

$$\Xi = \begin{bmatrix} \xi[1] & \xi[2] & \cdots & \xi[m] \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\xi[k] = \begin{bmatrix} \xi_1[k] & \xi_2[k] & \cdots & \xi_N[k] \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

を考える。ただし、 m はデータの個数である。また、 $\xi[k]$ には

$$\xi[k + jm] = \xi[k], \quad \begin{cases} k = 1, 2, \dots, m \\ j = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (5)$$

を仮定し、運動 M は周期 mT の周期的な運動とする。このとき、 M は N 次元空間内の閉曲線 C 上の点の集合として表現される。

ここで、次式で表される離散時間力学系 $\mathcal{D}$ を考える。

$$\mathcal{D} : \mathbf{x}[k + 1] = \mathbf{x}[k] + \mathbf{f}(\mathbf{x}[k]) \quad (6)$$

$$\mathbf{x}[k] = \begin{bmatrix} x_1[k] & x_2[k] & \cdots & x_N[k] \end{bmatrix}^T \in \mathbf{R}^N \quad (7)$$

このとき、 $\mathbf{x}[k]$ は N 次元空間内の点として表現され時間とともに空間内を移動する。ここで、この力学系が閉曲線 C をアトラクタとするものとする。閉曲線 C がアトラクタであるとは、 C を含む C の引き込み領域と呼ばれる近傍が存在し、その中の任意な初期値 $\mathbf{x}[0]$ から出発した $\mathbf{x}[k]$ は $k \rightarrow \infty$ とともに C へと収束し、十分大きな k に対して

$$\mathbf{x}[k] \cong \xi[k + k_0] \quad (8)$$

となることである。 k_0 は $\mathbf{x}[0]$ によって決まる定数である。このとき、 $\mathbf{x}[k]$ は時々刻々のロボットの全身運動を表し、十分大きな k に対して閉曲線 C が全身運動 M を与える。図1のように、力学系はロボットの全身の周期運動を記憶しているだけでな

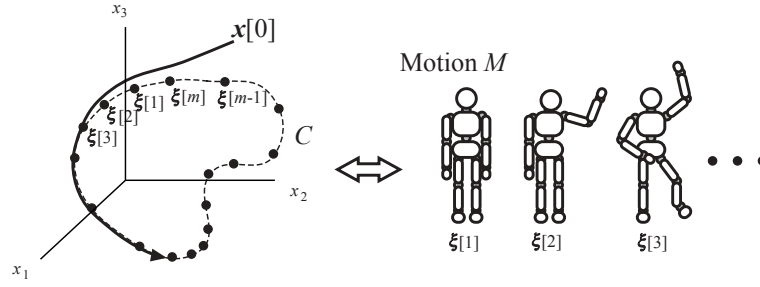


図 1: 力学系とロボットの全身運動

く、ベジン内の任意な初期点から始まる全身運動が周期運動に収束していく遷移過程までを表していることを意味している。

力学系が複数の閉曲線 $C_i (i = 1, 2, \dots)$ をアトラクタとする場合を考えよう。 C_i の引き込み領域中の点を初期値とする $x[k]$ は対応する運動 M_i を生成するが、いずれの引き込み領域にも含まれない点を初期値とする $x[k]$ は複雑な挙動を示し、いくつかの C_i 付近を移り変わることもある。また、 C_i や力学系のパラメータを変化させれば、引き込み領域の変化を作り出し、上述のような力学系における $x[k]$ の変化をさらに多様にすることができる。

次に、運動の低次元化に関して述べる。人間の全身運動は関節角データが相関を持っている場合が多い。例えば、歩行動作は基本的に左右が対称な形で位相が反転した動きである。本研究では、砂時計型ニューラルネットワークによる全身運動の低次元化と主成分分析に基づく全身運動の低次元化の方法を提案した。

砂時計型ニューラルネットワークによる全身運動の低次元化 歩く・投げるなどヒトには同じとわかる運動パターンには、運動を行う環境やヒトにより詳細には異なり広くバラツキがある。これらの細かな違いを含め全て記憶し、また運動生成に利用するのは効率が悪い。運動パターンは例えば関節の動きに注目した場合でもその動きは連動する事から、その指令値は冗長な表現となっている。その冗長性を省いて記憶しても、その運動との対応がすぐ決まる基本的な特徴を損なわない限り問題は無い。細かな差異が削除された抽象的な表現は、元のパターンが多少歪んでも同じ運動として照合しやすく、運動パターンを記憶する表現として適しているといえる。生成時はこの記憶から粗い運動パターンだけを与え、そのパターンは局所的なセンサ情報を利用して修正できる程度に目標軌道に近ければよい。つまり、脊髄や錐体外路などのフィードバック回路を積極的に利用して動作を適応させる方が、細かい行動パターンを逐一準備するよりも、情報を記憶する表現としてははるかに効率がよい。冗長性を省くことは低次元化であるから、この意味で情報を低次元化して記憶する事は重要である。

本研究ではこの低次元化について、ヒューマノイドロボットの全身運動パターンを基に取り組んでいる。ここでは歩く・跳るなどの必要な身体自由度が異なる複数の運動パターンを時間的にも空間的にもどう扱うかが問題になる。ここでは運動

パターンを空間的な姿勢データの分布と姿勢データ系列の時間的な流れの二つの観点に分離して扱う．ヒューマノイドロボットにおける運動パターンの空間的な分布とは，関節角空間に分布する姿勢データの集合と捉える見方である．このとき，運動パターンの低次元化は，関節角空間の中から低次元な多様体を見つける作業に他ならない．その多様体の非線形性に対応するために非線形主成分分析 (NLPCA) を利用し，姿勢データを多様体上に射影した．

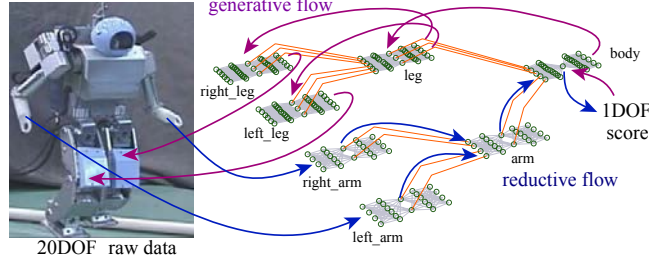


図 2: NLPCA ニューラルネットワークの階層化

図 2 に示す階層型 NLPCA は，式 (9)(10) の非線形な変数変換を多段に行うツールである．

$$\mathbf{x}' = h_i(\mathbf{x}) \equiv f(\mathbf{w}_{i2}f(\mathbf{w}_{i1}\mathbf{x})) \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{x}} = h_p(\mathbf{x}') \equiv f(\mathbf{w}_{p2}f(\mathbf{w}_{p1}\mathbf{x}')) \quad (10)$$

この階層型 NLPCA を用いて，20DOF のヒューマノイドロボットの姿勢を表す 20 次元ベクトル一つに対して，その姿勢を代表する低次元データが一つ得られ，これを非線形主成分のスコアと呼ぶことにする．また，このスコアは同じ階層型 NLPCA に同時に獲得される逆変換写像により，20 次元空間中の一点に復元される．つまり，スコアを 1 つ与えれば対応する姿勢が一意に決まる．このスコアより復元される姿勢は元の姿勢の近似である．学習の意味は，低次元スコアができるだけ元の姿勢を精度良く再現するように非線形な基底を姿勢データの分布に併せて曲げる・伸ばす作業となる．図 3 はロボットの歩行パターンを 1 次元のデータ系列を用いて生成する様子を表す．また，複数の運動パターンを 3 次元の低次元空間で表現した様子を図 4 に示す．

階層型 NLPCA による低次元化は姿勢データの代数的な変数変換であるから，姿勢と低次元スコアに時間的な位相差はない．また低次元スコア系列は再現性という観点で運動パターン，即ち姿勢の変化を良く表現できる．この性質から，低次元スコア系列に対するウェーブレット解析により，運動パターンの時間的な流れの特徴を解析できる．さらに運動生成に必要な代表的な周波数を運動の主成分とすれば，これを三角関数による級数展開と階層型 NLPCA を通して，粗い運動パターンを再現できる．

主成分分析に基づく全身運動の低次元化 この手法では運動のデータを基底に分解し，影響の大きな成分だけを用いることで低次元化を行う．この写像関数は一回の

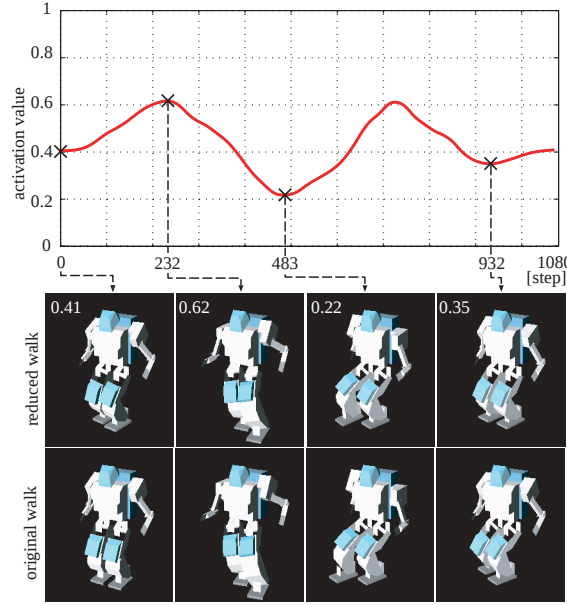


図 3: 1次元に低次元化された歩行動作 (上) とそれに基づいて生成した歩行運動 (中) およびオリジナルの歩行動作 (下)

特異値分解によって得られるため, 計算量は少ない.

いま, 式 (3), (4) で表されたヒューノイドロボットの全身運動の時系列データ考える. ただし, $N < m$ とする. このとき, $\Xi \in \mathbf{R}^{N \times m}$ が定数行列 F を用いて

$$\Xi = FX \quad (11)$$

$$F \in \mathbf{R}^{N \times r}, N > r \quad (12)$$

$$X = \begin{bmatrix} x_1[1] & x_1[2] & \cdots & x_1[m] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_r[1] & x_r[2] & \cdots & x_r[m] \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{r \times m} \quad (13)$$

で表現されたとすると, N 次元の Ξ は r 次元の X に低次元化されたと言える. 必ずしも, Ξ を X に低次元化する F が存在するとは限らないが, 近似解は以下の特異値

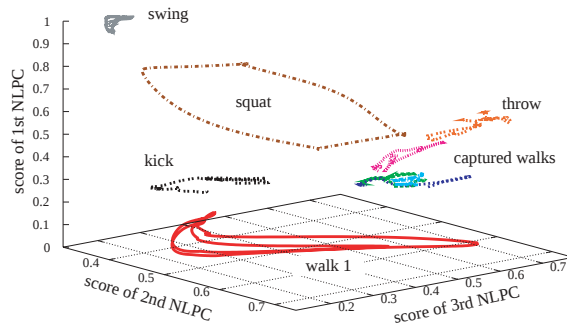


図 4: 複数運動の 3 次元での表現

分解によって求められる．次式のⅢの特異値分解を考える．

$$\Xi = USV^T \quad (14)$$

$$U \in \mathbf{R}^{N \times N}, S \in \mathbf{R}^{N \times m}, V \in \mathbf{R}^{m \times m} \quad (15)$$

ここで， U, V は直交行列であり， S はその対角要素を $\{s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_N\}$ とする対角行列で

$$s_1 \geq s_2 \geq \cdots \geq s_N \geq 0 \quad (16)$$

とする． s_i は第 i 特異値である．いま， r 個の特異値 $s_j (1 \leq j \leq r < N)$ によってⅢを近似する．つまり，

$$U = \left[U_1 \mid U_2 \right], \quad S = \left[\begin{array}{c|c} S_1 & 0 \\ \hline 0 & S_2 \end{array} \right], \quad V^T = \left[\begin{array}{c} V_1^T \\ V_2^T \end{array} \right] \quad (17)$$

ただし，

$$U_1 \in \mathbf{R}^{N \times r}, \quad U_2 \in \mathbf{R}^{N \times (N-r)} \quad (18)$$

$$S_1 \in \mathbf{R}^{r \times r}, \quad S_2 \in \mathbf{R}^{(N-r) \times (m-r)} \quad (19)$$

$$V_1^T \in \mathbf{R}^{r \times m}, \quad V_2^T \in \mathbf{R}^{(m-r) \times m} \quad (20)$$

としてⅢを以下のように近似的に表す．

$$\Xi \simeq U_1 S_1 V_1^T \quad (21)$$

ここで，

$$F = U_1 S_1 \quad (22)$$

$$X = V_1^T \quad (23)$$

とおくと，式 (11) の形式が得られ，Ⅲは r 次元の行列 X に低次元化されたことになる．この結果から，以下の考察を得る．

1. 式 (11) では m 次元空間の n 個のベクトル

$$\Xi_i = \left[\xi_i[1] \ \xi_i[2] \ \cdots \ \xi_i[m] \right], \quad i = 1, 2, \cdots, N \quad (24)$$

が m 次元空間の r 個のベクトル

$$X_i = \left[x_i[1] \ x_i[2] \ \cdots \ x_i[m] \right], \quad i = 1, 2, \cdots, r \quad (25)$$

で表現されている．式 (14) の特異値分解は主成分分析であるため， X のはじめの行ベクトル X_1 は全身運動Ⅲの第一主成分であり，2 番目の行ベクトル X_2 は第二主成分であると考えることができる．

2. 第 r 特異値までで近似することは第 r 主成分まででの近似となるため，任意な r で打ち切ったとしても妥当な近似解である．特に，特異値 s_i ($i = 1, 2, \dots, N$) の大きさが

$$s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_r \gg s_{r+1} \geq s_{r+2} \dots \geq s_N \geq 0 \quad (26)$$

と表されるときには，自明な決定指針を与える．

3. 式 (11)，(22) より，

$$X = G\Xi \quad (27)$$

$$G = S_1^{-1}U_1^T \quad (28)$$

となる．これは， $\Xi \rightarrow X$ の低次元化写像を表している．

2. アトラクタを有する力学系の設計法とロボットの運動生成 ここで設計する力学系は式 (3) で表現される閉曲線 C をアトラクタとするものとする．設計法は以下の 4 つのステップからなる．

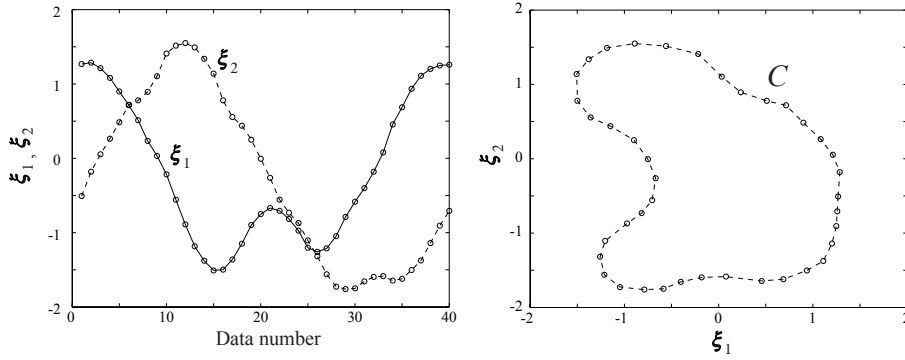


図 5: ξ 空間における時系列データと閉曲線

- Step1 図 5 に示すように，左図の周期的な全身運動の時系列データは右図のように N 次元空間上に閉曲線 C を描く．この閉曲線は N 次元空間内で自分自身と交点を持たないことを仮定する．交点を持つ場合には空間の次元を増やすことで交点を持たないようにする．

- Step2 N 次元空間上にある領域 D を設定し，その領域内の点 η_i におけるベクトル場 $f(\eta_i)$ を図 6 のようにある γ_i を用いて以下の式で定義する．

$$f(\eta_i) = (\xi^{\eta_i}[k+1] - \xi^{\eta_i}[k]) + \gamma_i \quad (29)$$

ただし， $\xi^{\eta_i}[k]$ は $\xi[k]$ のなかで η_i に最も近い点とし， $\xi^{\eta_i}[k+1]$ は $\xi^{\eta_i}[k]$ の次の時刻の $\xi[k+1]$ である． $\delta_i[k]$ ， $\delta_i[k+1]$ を次式で定義する．

$$\delta_i[k] = \eta_i - \xi^{\eta_i}[k] \quad (30)$$

$$\delta_i[k+1] = (\eta_i + f(\eta_i)) - \xi^{\eta_i}[k+1] \quad (31)$$

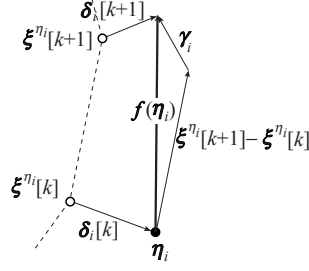


図 6: ベクトル場の定義

γ_i の決定法を次に述べる．ベクトル場 $f(x[k])$ に従って式 (6) の力学系が動いたときに C をアトラクタとするための十分条件は

$$\|\delta_i[k+1]\| < \|\delta_i[k]\| \quad (32)$$

であり，式 (29)，(30) を用いて式 (31) を変形すると

$$\delta_i[k+1] = \delta_i[k] + \gamma_i \quad (33)$$

となるので，式 (32) は

$$\|\delta_i[k] + \gamma_i\| < \|\delta_i[k]\| \quad (34)$$

と書き換えられる．従って，これを満たすように γ_i を選べば，式 (32) から $\delta_i[k]$ は $k \rightarrow \infty$ のときに，0 に収束し式 (8) が満たされる．

Step 3 図 7 のように領域 D を設定し，この領域内に存在する代表的な点 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_L$ におけるベクトル $f(\eta_1), f(\eta_2), \dots, f(\eta_L)$ を定義する． η_i の与え方

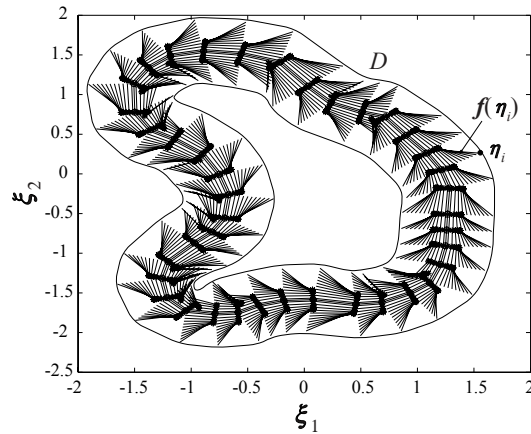


図 7: 領域 D 内におけるベクトル場の設定

として， $\xi[k]$ を中心とし $\xi[k+1] - \xi[k]$ に垂直な $N-1$ 次元内の球内に配置した．ただし， $N=2$ の場合では 1 次元の球は線分となるため， η_i はそれぞれ $\xi[k+1] - \xi[k]$ に垂直な直線上に並んでいる．

Step 4 ベクトル場 $f(x)$ を以下のような最大次数 ℓ の多項式で近似的に表現する .

$$f(\eta_i) = \sum_{P=0}^{\ell} \sum_{\substack{p_1, \dots, p_N \\ \sum p_j = P \\ p_j : \text{non negative integer}}} a_{(p_1 p_2 \dots p_N)} \prod_{j=1}^N \eta_{ij}^{p_j} \quad (35)$$

$a_{(p_1 p_2 \dots p_N)}$ は定数であり , 添字の p_j は $a_{(p_1 p_2 \dots p_N)}$ が x の第 j 成分 x_j が p_j 乗である項の係数であることを意味している . 例えば , 2次元空間 ($N = 2$) のベクトル場を 3 次 ($\ell = 3$) の多項式で表現すると ,

$$\begin{aligned} f(x) = & a_{(30)} x_1^3 + a_{(21)} x_1^2 x_2 + a_{(12)} x_1 x_2^2 + a_{(03)} x_2^3 \\ & + a_{(20)} x_1^2 + a_{(11)} x_1 x_2 + a_{(02)} x_2^2 + a_{(10)} x_1 + a_{(01)} x_2 + a_{(00)} \end{aligned} \quad (36)$$

となる . このとき , $f(x)$ を多項式の係数からなる行列 Φ を用いて次式のように表現する .

$$f(x) = \Phi(a_{(p_1 p_2 \dots p_N)}) \theta(x) \quad (37)$$

$$\theta(x) = \begin{bmatrix} x_1^\ell & \dots & x_N^\ell & x_1^{\ell-1} x_2 & \dots & 1 \end{bmatrix}^T \quad (38)$$

次に Φ を代表点 η_i に対して定義した $f(\eta_i)$ ($i = 1, 2, \dots, L$) から最小二乗法によって近似的に求める . F , Θ を次式のように定める .

$$F = \begin{bmatrix} f(\eta_1) & f(\eta_2) & \dots & f(\eta_L) \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\Theta = \begin{bmatrix} \theta(\eta_1) & \theta(\eta_2) & \dots & \theta(\eta_L) \end{bmatrix} \quad (40)$$

Θ の擬似逆行列 $\Theta^\#$ を用いて Φ の最小二乗解は次式のように求められる .

$$\Phi(a_{(p_1 p_2 \dots p_N)}) = F \Theta^\# \quad (41)$$

これにより , 閉曲線 C をアトラクタとする力学系の多項式による表現が得られた .

図 8 に設計した力学系の動きの例を示す . これは 2 次元空間 ($N = 2$) の場合である . 「+」は初期値 $x[0]$ であり , いくつかの初期値から出発した動きを示している . 時間の経過とともに $x[k]$ が閉曲線に引き込まれる様子が読みとれる .

次に力学系 $\mathcal{D}$ が複数のアトラクタを持つように設計しよう . 力学系はベクトル場を定義した関数として表現されているため , 交点を持たない複数の閉曲線をアトラクタとすることができる . しかし , アトラクタの数が増えればこれらを近似するための多項式は高次となり計算量は増加する . また , 既存の力学系に新たなアトラクタを付け加えるためには , 力学系を初めから計算し直さなければならない . ここでは力学系をベクトル場の和として表現し , アトラクタの付け加えや取り除きが容易な方法を与える .

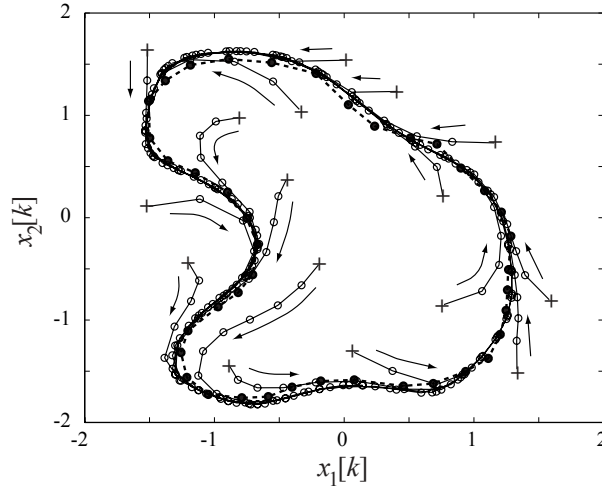


図 8: 非線形力学系の動き

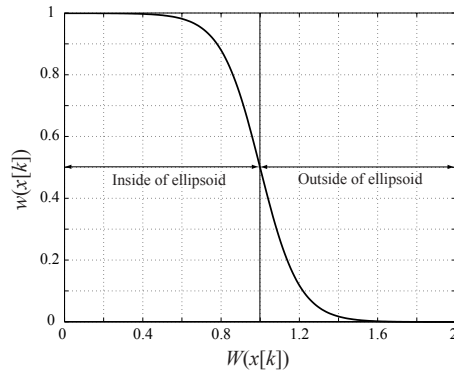


図 9: 重み関数 $w(x[k])$ の概形

引き込み領域 D の中の点 $x[0]$ から出発した場合, $x[k]$ は閉曲線 C に引き込まれる. D の外部から出発したものについてはその挙動を議論することが難しい. そこで, N 次元空間の中で力学系に定義されたベクトル場 $f(x[k])$ の有効領域 E を定める. 領域 E としては引き込み領域 D を内包する N 次元楕円体とする.

以下の式で表される N 次元空間内の楕円体を考える.

$$(\mathbf{x}^T[k] - X_0^T)Q(\mathbf{x}[k] - X_0) = 1 \quad (42)$$

Q は正定値対称行列, X_0 は楕円体の中心を表す. 式 (42) と定数 a を用いて, 重み関数 $w(x[k])$ を以下のように定義する.

$$w(\mathbf{x}[k]) = \frac{1}{1 + \exp\{a(W(\mathbf{x}[k]) - 1)\}} \quad (43)$$

$$W(\mathbf{x}[k]) = (\mathbf{x}^T[k] - X_0^T)Q(\mathbf{x}[k] - X_0) \quad (44)$$

この関数の概形は図 9 で表され， $\mathbf{x}[k]$ が楕円体の内部に存在する場合は 1 となり，外部では 0 となる．また，その境界は滑らかである．この楕円体は代表点 η_i ($i = 1, 2, \dots, L$) に対する主成分分析と η_i が E 内に存在することを条件とした軸長，中心点の繰り返し計算によって容易に求められる．この重み関数 $w(\mathbf{x}[k])$ を用いて，力学系 $\mathcal{D}^w$ を以下のように定める．

$$\mathcal{D}^w : \mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + w(\mathbf{x}[k])\mathbf{f}(\mathbf{x}[k]) \quad (45)$$

これにより，図 10 で表されるように楕円体 E の内部で $\mathbf{f}(\mathbf{x}[k])$ が有効になり， E の

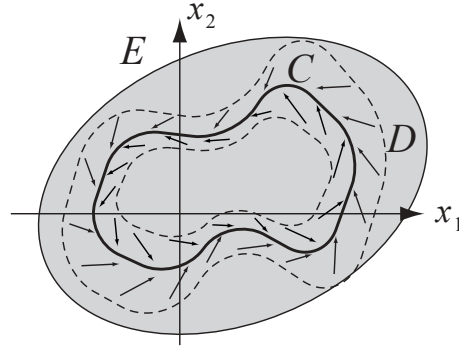


図 10: 重み関数を用いて設計され力学系 $\mathcal{D}^w$

外部ではベクトル場が零となる．ここで設計した複数個の力学系 $\mathcal{D}_i^w$ ($i = 1, 2, \dots$) を用いて，以下の計算により複数のアトラクタを持つ力学系 $\tilde{\mathcal{D}}$ を設計する．

$$\tilde{\mathcal{D}} : \mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + F(\mathbf{x}[k]) \quad (46)$$

$$F(\mathbf{x}[k]) = \sum_i w_i(\mathbf{x}[k])\mathbf{f}_i(\mathbf{x}[k]) \quad (47)$$

これにより，図 11 のように領域 E_i によって定義された複数の閉曲線 C_i が N 次元空間内に存在する構造を，複数の比較的低次の多項式を用いた力学系として表現することができた．

ここで提案した力学的情報処理システムを用いて，ヒューマノイドロボットの全身運動の生成を行う．図 12 に示されるヒューマノイドロボット (富士通ヒューマノイドロボット HOAP-1) を用いる．このヒューマノイドロボットは肘 1 自由度，肩 3 自由度，足にそれぞれ 6 自由度の合計 20 の駆動関節を持つ．このロボットに対し，歩行運動とスクワット運動の全身運動を作成した．図 13 に歩行運動，スクワット運動を示す．ここで設計する力学系はヒューマノイドロボットの運動パターンを生成する情報処理システムであり，ロボットの歩行などを安定化するフィードバック系の役割は果たしていない．実際に歩行やスクワットを行う動作を実現するためには，ロボットを安定化するコントローラとの統合化が必要である．ここでは，ヒューマノイドロボットを吊した状態で実験する．

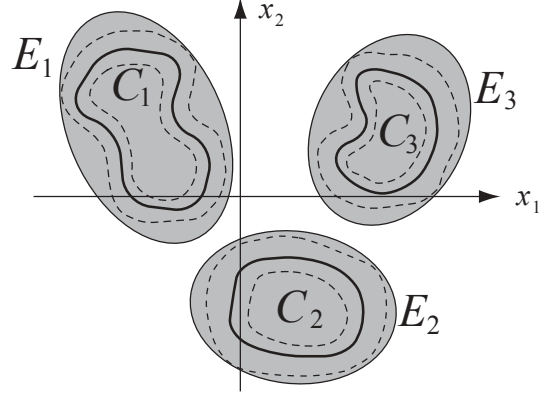


図 11: 複数アトラクタを有する力学系 $\tilde{D}$

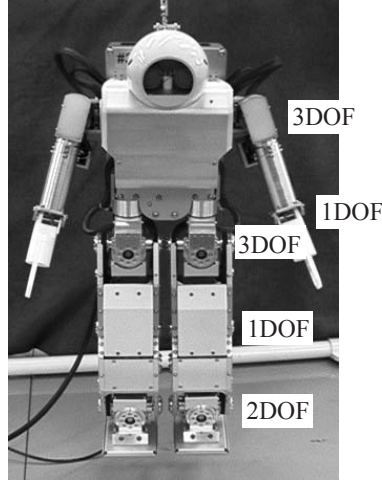


図 12: ヒューマノイドロボット HOAP-1

歩行運動の時系列データ $\xi_w[k] \in R^{20}$ とスクワット運動の時系列データ $\xi_s[k] \in R^{20}$ から

$$\Xi_w = \begin{bmatrix} \xi_w[1] & \xi_w[2] & \cdots & \xi_w[m_w] \end{bmatrix} \quad (48)$$

$$\Xi_s = \begin{bmatrix} \xi_s[1] & \xi_s[2] & \cdots & \xi_s[m_s] \end{bmatrix} \quad (49)$$

となる $\Xi_w \in R^{20 \times m_w}$, $\Xi_s \in R^{20 \times m_s}$ を作成し ,

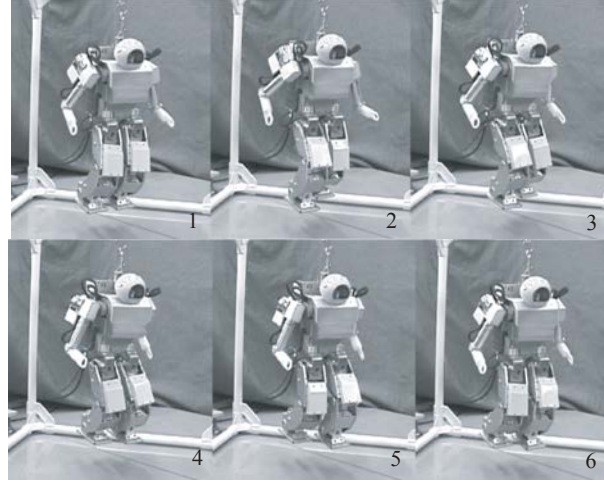
$$\Xi_w = F_w X_w \quad (50)$$

$$X_w = \begin{bmatrix} x_w[1] & x_w[2] & \cdots & x_w[m_w] \end{bmatrix} \quad (51)$$

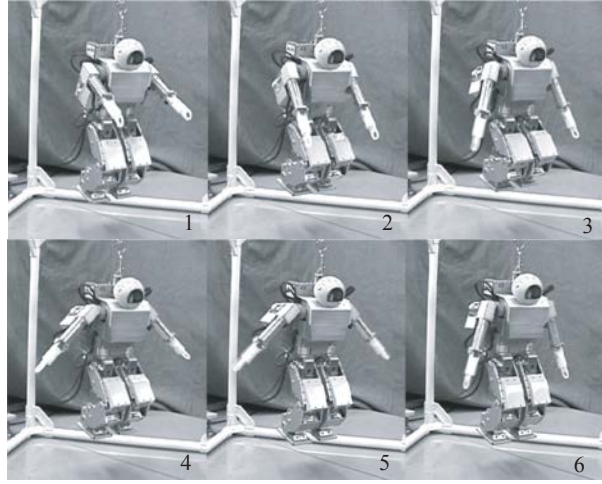
$$\Xi_s = F_s X_s \quad (52)$$

$$X_s = \begin{bmatrix} x_s[1] & x_s[2] & \cdots & x_s[m_s] \end{bmatrix} \quad (53)$$

によってそれぞれ 3 次 ($x_w[k] \in R^3$, $x_s[k] \in R^3$) に低次元化した .



Walk motion



Squat motion

図 13: ヒューマノイドの運動：歩行とスクワット

X_w, X_s をアトラクタとする 3 次元の力学系をそれぞれ設計した．さらに，二つの力学系を式 (46) によって一つの力学系とした．ここでは，ロボットの運動を決定する要素として閉曲線の中心に向かうベクトル場 $O(x[k])$ を以下のように付け加えた．

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + \sum_{i=w,s} w_i(\mathbf{x}[k]) \mathbf{f}_i(\mathbf{x}[k]) + \sum_{i=w,s} K_i O_i(\mathbf{x}[k]) \quad (54)$$

$$O_i(\mathbf{x}[k]) = \delta(\mathbf{x}_i^c - \mathbf{x}[k]) \quad (55)$$

(K_w, K_s) の値を $(1, 0)$ あるいは $(0, 1)$ と変化させることで閉曲線間の遷移を行った．ここで， δ は定数であり $\mathbf{x}_w^c, \mathbf{x}_s^c$ はそれぞれ歩行運動，スクワット運動を表す閉曲線の中心を意味する．このときの力学系の動きを図 14 に示す．まっすぐ手を前へ伸ばした状態の初期姿勢から出発した力学系はまず歩行動作のアトラクタに引き込まれ (矢印 1)，時間の経過後，スクワット動作の中心点への引き込みによりスクワッ

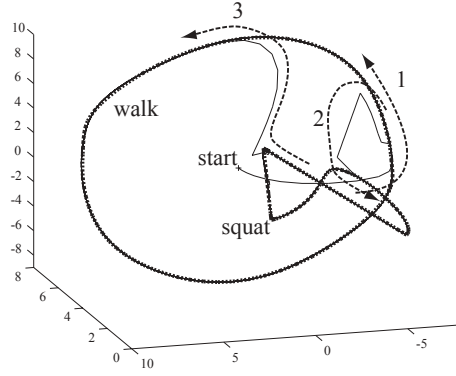


図 14: 力学系の動き

トのアトラクタへと遷移する (矢印 2) . さらに , (K_w, K_s) を変更することで , 歩行動作へと再び引き込まれる (矢印 3) .

生成された $x_a[k]$ に基づいてヒューマノイドロボットを動かしたときの様子を図 15 に示す . $x[k]$ がそれぞれの閉曲線上を動く場合には図 13 と同様の動きを示すので , 図 15 では $x[k]$ がアトラクタ間を遷移するときの動きのみを示した . 連続的な運動の遷移が達成されている . これはロボットの全身運動の記憶とその再生を実現する連続的な情報処理系が力学系によって達成されていることを示している .

3. センサ信号に基づくロボットの運動遷移 ここでは , 図 16 に示されるような 2 つの空間を設定する . ひとつはセンサ空間でもうひとつはモータ空間である .

センサ空間 : センサ空間には複数のセンサアトラクタが存在する . 状態 $x_s[k]$ はセンサ空間内の , センサ信号によって決定されるベクトル場に従って移動する .

モータ空間 : モータ空間にはロボットの運動を決定するアトラクタが存在し , 状態 $x_m[k]$ はセンサ空間の状態によって決定されるベクトル場に従って移動する .

この構造の設計のために入力と出力を持つ力学系を設計する . 式 (46) の力学系を以下のように書き換える .

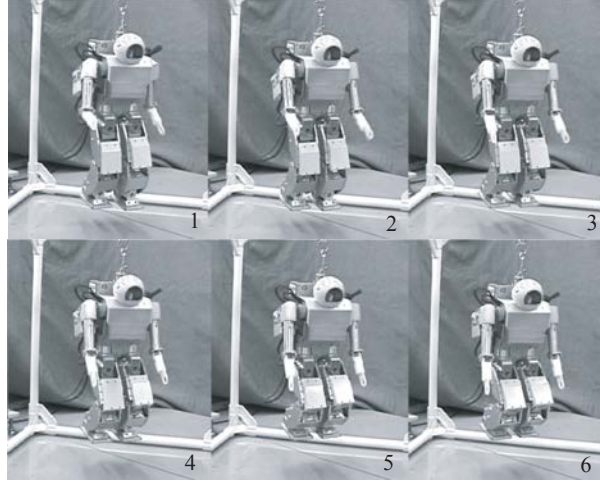
$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + w_2 (w_1 \mathbf{f}(\mathbf{x}[k]) + (1 - w_1) \delta(\mathbf{X}_c - \mathbf{x}[k])) \quad (56)$$

ここで , δ ($0 < \delta < 1$) , w_2 は a_2 と C の中心 $\mathbf{X}_c$ を用いて , 以下の式で定義される .

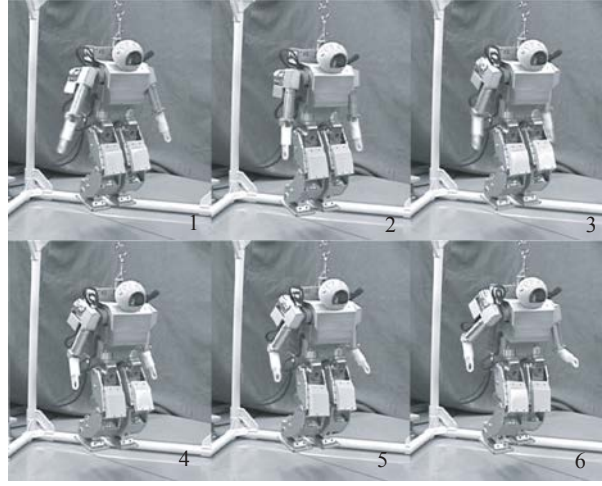
$$w_2 = 1 - \frac{1}{1 + \exp\{a_2(\omega_2(\mathbf{x}[k]) - 1)\}} \quad (57)$$

$$\omega_2(\mathbf{x}[k]) = K(\mathbf{x}^T[k] - \mathbf{X}_0^T)Q(\mathbf{x}[k] - \mathbf{X}_0) \quad (58)$$

この式で , K がアトラクタの引き込み領域を決定している . 図 17 は概念図を表す . E_1 は w_1 によってその大きさが定義される楕円体で , E_2 は K によってその大きさ



Walk to squat



Squat to walk

図 15: ヒューマノイドロボットの運動遷移

が定義される．この結果に基づき，入出力を持つ力学系は次式で表される．

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + \sum_i w_{2i} \{w_{1i} \mathbf{f}_i(\mathbf{x}[k]) + (1 - w_{1i}) \delta_i(\mathbf{X}_{ci} - \mathbf{x}[k])\} \quad (59)$$

入力は引き込み領域の大きさを決定する K であり，出力はどのアトラクタに引き込まれているかというインデックスである．

この力学系を用いた情報処理系を設計しロボットの全身運動生成と遷移を行った．図 18 にここで用いた上半身型ヒューマノイドロボット Robovie を示す．このロボットは首に 3 自由度，左右の肩にそれぞれ 3 自由度，肘に 1 自由度の合計 11 自由度を有する．また，このロボットは 16 個のタッチセンサを持ち，オン / オフのセンサ信号を読みとる．さらに，カラー CCD カメラから得られた画像をもとに，RGB の比率を連続的なセンサ信号とした．このロボットに対して 10 個の運動を生成し，低次元化されたモータ空間に配置した．図 19 に運動 1 と運動 2 を示す．

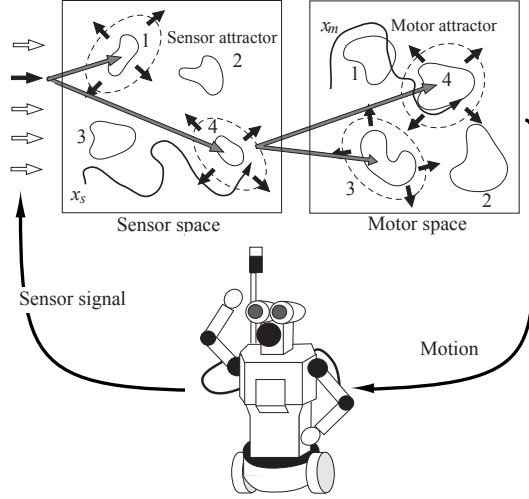


図 16: センサ空間とモータ空間による力学系の階層化

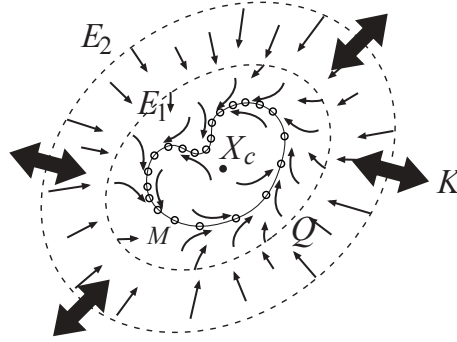


図 17: 引き込み領域の変更

式 (56) の力学系に基づいて，センサ空間，モータ空間の力学系を以下のように設計した．

$$\mathbf{x}^s[k+1] = \mathbf{x}^s[k] + \sum_{i=1}^{10} w_{2i}^m \{ w_{1i}^s \mathbf{f}_i^s(\mathbf{x}^s[k]) + (1 - w_{1i}^s) \delta_i^s(\mathbf{X}_{ci}^s - \mathbf{x}^s[k]) \} \quad (60)$$

$$\mathbf{x}^m[k+1] = \mathbf{x}^m[k] + \sum_{i=1}^{10} w_{2i}^m \{ w_{1i}^m \mathbf{f}_i^m(\mathbf{x}^m[k]) + (1 - w_{1i}^m) \delta_i^m(\mathbf{X}_{ci}^m - \mathbf{x}^m[k]) \} \quad (61)$$

センサ信号

$$\mathbf{u}_s = \begin{bmatrix} u_{st1} & u_{st2} & \cdots & u_{st16} & u_{sR} & u_{sG} & u_{sB} \end{bmatrix}^T \quad (62)$$

が決定され，これよりセンサ空間への入力 K^s を

$$K^s = \begin{bmatrix} K_1^s & K_2^s & \cdots & K_{10}^s \end{bmatrix}^T = {}^sW_s \mathbf{u}_s \quad (63)$$

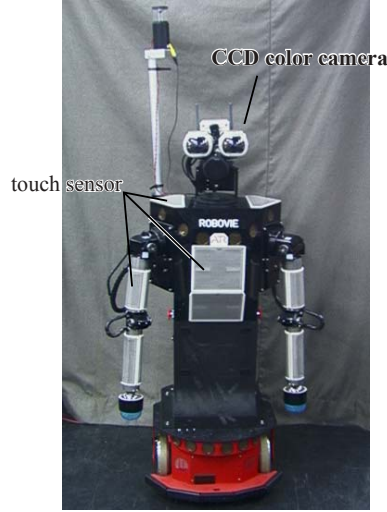


図 18: 上半身型ヒューマノイドロボット Robovie

によって求める．さらに，センサ空間におけるアトラクタへの引き込み w_s

$$\mathbf{w}_s = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & \cdots & u_{10} \end{bmatrix}^T \quad (64)$$

を用いて，モータ空間における引き込み領域の大きさ K^m を

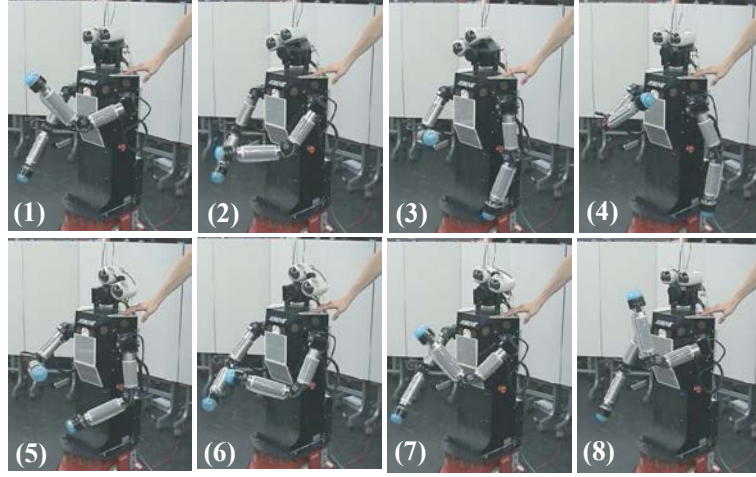
$$K^m = \begin{bmatrix} K_1^m & K_2^m & \cdots & K_{10}^m \end{bmatrix}^T = {}^m W_s \mathbf{w}_s \quad (65)$$

によって求めた．

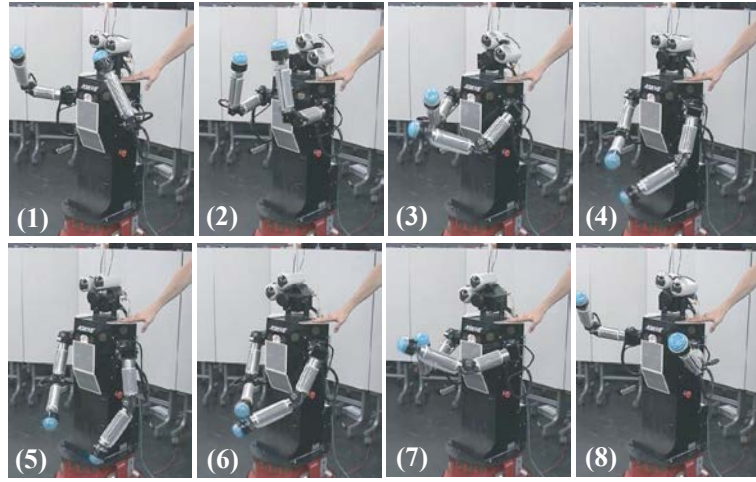
設計した力学系を用いてロボットの運動を生成した．ここでは，タッチセンサを右肩 ($t_1 < t < t_2$) $\rightarrow$ 右頭 ($t_3 < t < t_4$) $\rightarrow$ 右腕 ($t_5 < t$) と時間変化させた．実験を 2 回行ったときのモータ空間における状態ベクトルの動きを図 20 に示す．センサ信号は同じものを与えているが，その時間のタイミングによって異なる運動が生成されている．これは，ロボットの運動が内部状態によって異なることを示している．図 21 に状態ベクトルが引き込まれたアトラクタの番号と生成された運動を示す．濃度は引き込まれた度合いを表している．

4. 運動の連続的記号空間の設計 運動空間のベクトル場を操作する記号空間とその空間における力学系の設計について述べる．概念図を図 22 に示す．記号空間における 1 点は運動空間のベクトル場を定義する．記号空間で状態ベクトルが力学系に従い，時空間的に連続的に動くことで運動空間のベクトル場が連続的に変化し，ロボットの運動が生成されたり，遷移を行ったりする．

以下では，記号空間とその空間内の点の動きを定義する力学系の設計法について述べる．



Motion 1



Motion 2

図 19: ヒューマノイドロボットの動き

Step1 いま , 二つの運動 M_1 , M_2

$$M_1 = \begin{bmatrix} \theta_1[1] & \theta_1[2] & \cdots & \theta_1[m] \end{bmatrix} \quad (66)$$

$$M_2 = \begin{bmatrix} \theta_2[1] & \theta_2[2] & \cdots & \theta_2[m] \end{bmatrix} \quad (67)$$

が得られているものとする .

Step2 運動 M_1 と M_2 に対して複数の中間的な運動を求める . 例えば ,

$$M_i = (1 - \alpha_i)M_1 + \alpha_i M_2 \quad (i = 3, 4, 5, \dots) \quad (68)$$

から設計する . ただし , $0 < \alpha_i < 1$ である .

Step3 運動 M_i に対応する C_i

$$C_i = \begin{bmatrix} x_i[1] & x_i[2] & \cdots & x_i[m] \end{bmatrix} \quad (69)$$

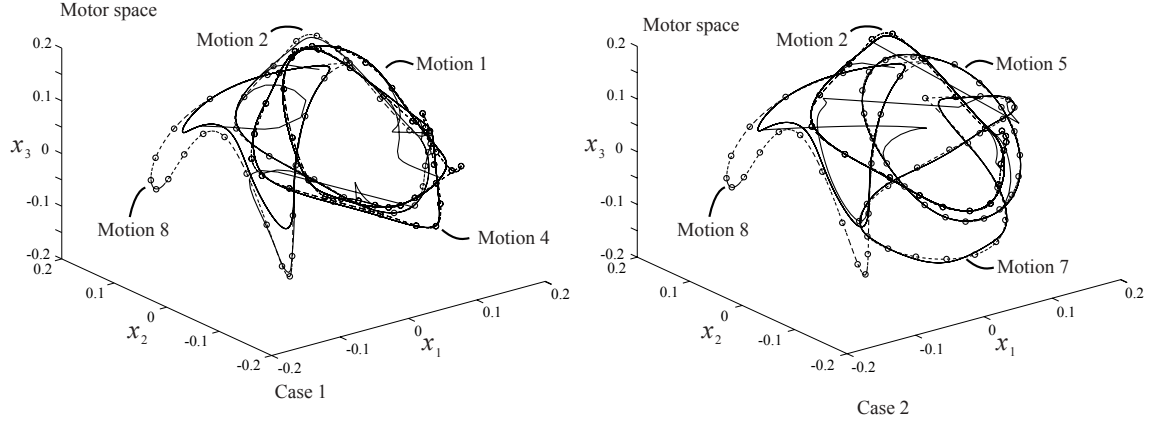


図 20: モータ空間における力学系の動き

を求める．ただし，全ての i, k に対して

$$\theta_i[k] = F(\mathbf{x}_i[k]) \quad (70)$$

を満たす $F(\cdot)$ が存在するものとする．

Step4 C_i をアトラクタとする力学系

$$\lambda_i[k+1] = \lambda_i[k] + g_i(\lambda_i[k]) \quad (71)$$

を多項式で設計する．このとき $g_i(\lambda_i[k])$ は

$$g(\lambda_i[k]) = \Phi_i \xi(\lambda_i[k]) \quad (72)$$

の形で表現される． Φ_i は多項式の係数からなるパラメータ行列である．

Step5 複数個の Φ_i から

$$\begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \\ \vdots \\ \Phi_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11}I & \lambda_{12}I & \cdots & \lambda_{1q}I \\ \lambda_{21}I & \lambda_{22}I & \cdots & \lambda_{2q}I \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \lambda_{p1}I & \lambda_{p2}I & \cdots & \lambda_{pq}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_p \end{bmatrix} \quad (73)$$

となる λ, ϕ を求める．これは，

$$\Phi_i = \begin{bmatrix} \Phi_{1i}^T & \cdots & \Phi_{Ni}^T \end{bmatrix}^T \quad (74)$$

としたときに，以下の行列

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{21} & \cdots & \Phi_{N1} \\ \Phi_{12} & \Phi_{22} & \cdots & \Phi_{N2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \Phi_{1p} & \Phi_{2p} & \cdots & \Phi_{Np} \end{bmatrix} \quad (75)$$

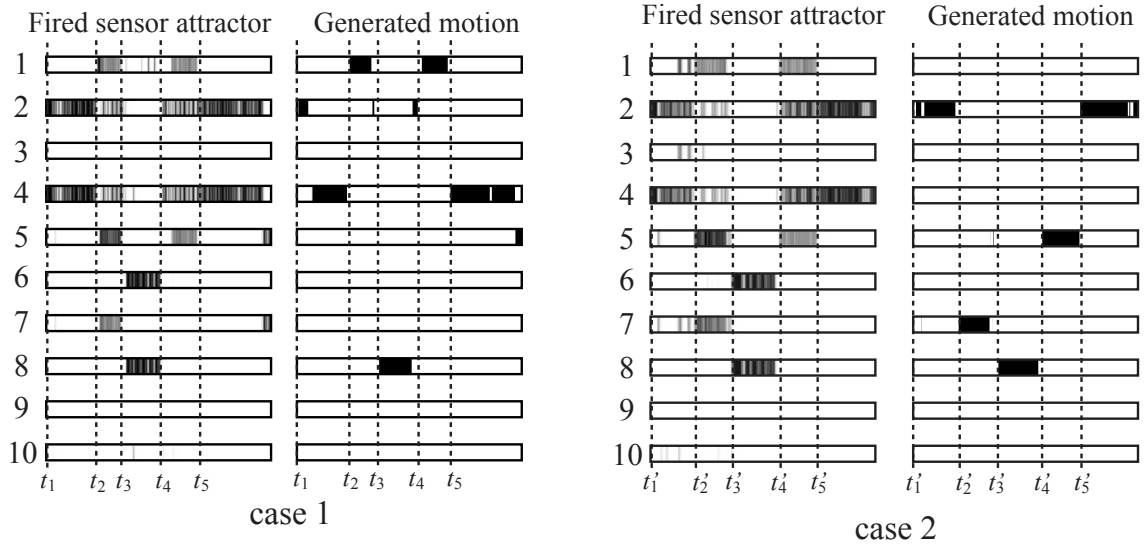


図 21: 力学系が引き込まれたアトラクタと生成した運動

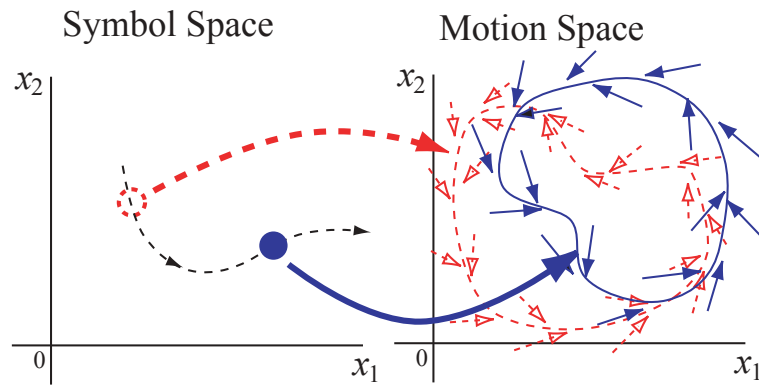


図 22: 記号空間と運動空間

の特異値分解から得られる以下の形式

$$\Phi = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \cdots & \lambda_{1q} \\ \lambda_{21} & \cdots & \lambda_{2q} \\ \vdots & & \vdots \\ \lambda_{p1} & \cdots & \lambda_{pq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_q \end{bmatrix} \quad (76)$$

によって求めることができる。

Step6 ここで，

$$\lambda_i = \begin{bmatrix} \lambda_{i1} & \cdots & \lambda_{iq} \end{bmatrix}^T \quad (77)$$

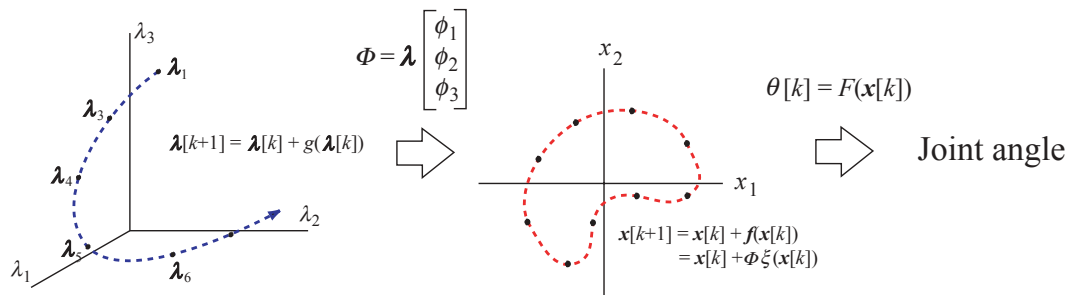


図 23: 記号空間に基づいた運動空間の設計

は q 次元空間内の点であり, この点によって

$$\Phi_i = \lambda_i^T \begin{bmatrix} \phi_1 & \cdots & \phi_q \end{bmatrix}^T \quad (78)$$

から運動空間のベクトル場 Φ_i が定義される. これにより, 記号空間によって運動空間が決定され, これによりロボットの運動が決定するといった空間的に連続な記号空間が設計された. λ_i の動きを定義する力学系を設計することで時間的に連続な情報処理系が達成される.

この結果を模式的に表すと図 23 のようになる. Φ は λ の各成分 λ_i の比率で ϕ_i を足しあわせることで決定される. さらに, これが $x[k]$ の動きを決定する. ロボットの関節角 $\theta[k]$ は F によって $x[k]$ から変換される. ここで, 記号空間は連続的であり, この空間の力学系も時空間的に連続であるため, 運動空間における時空間的に連続な場の変化, および運動の生成・遷移が実現される.

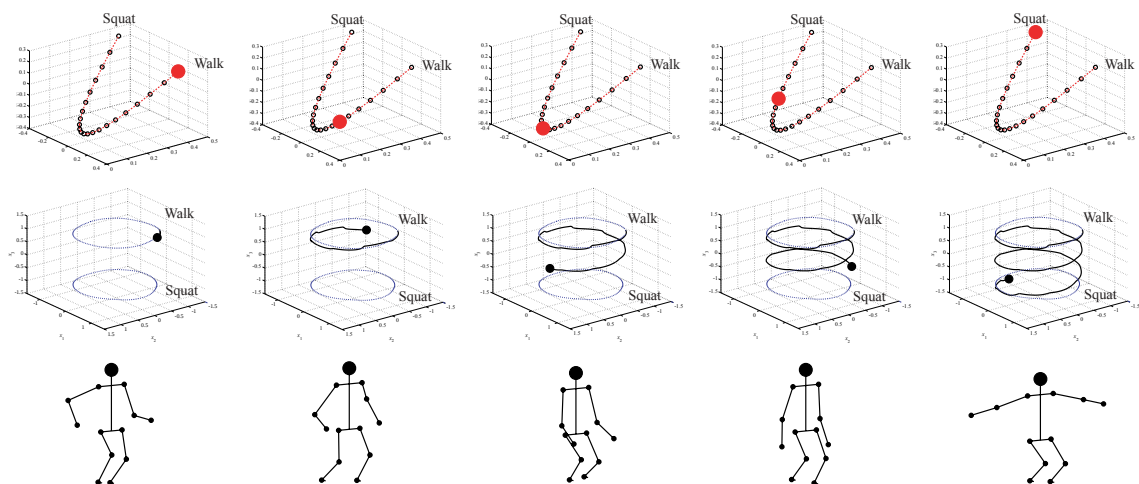


図 24: 記号空間に基づくロボットの動き

次に, 図 12 に表されるヒューマノイドロボットを想定し運動の遷移を行った. このロボットに対して歩行とスクワットの 2 種類の運動 W_1, W_2 設計した. これらの動

きを補間して合計 22 個の運動を作成し，3 次元の $x[k]$ とこれを復元する関数 $F(x[k])$ を求めて低次元化した．また，それぞれの M_i に対して C_i ($i = 1, 2, \dots, 22$) を求め，この閉曲線をアトラクタとする力学系

$$x[k+1] = x[k] + \Phi_i \xi(x[k]) \quad (79)$$

を求めた．さらに，Step5 の方法に基づいて，8 次元の記号空間を設計した．これを用いたヒューマノイドロボットの動きを図 24 に示す．ここでは，記号空間の力学系によって歩行からスクワットに連続的に遷移する動作を設計した．左が記号空間における力学系の動き，中央が運動空間における力学系の動き，右がヒューマノイドロボットの動きを表している．記号空間は 8 次元空間であるが，ここではそのうちの 3 次元だけ示した．記号空間における 1 点が 1 つの運動を示しており，記号空間における力学系の動きが連続的なロボットの運動遷移を表している様子が理解できる．

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

本研究では，力学系を用いた情報処理の設計を示した．得られた成果を以下に示す．

1. ロボットは多くの自由度を持ち，これを扱うためには多く計算量を必要とする．そこで，関節角の相関を利用した運動の低次元化法を提案した．ここでは，ロボットの運動を表す行列に対して特異値分解を用いた主成分分析を行い，運動に大きく関連する要素のみを取り出した低次元化を行った．
2. N 次元空間における曲線をアトラクタとする力学系の設計法を提案し，ロボットの運動を表現する連続システムの設計を行った．この力学系は多項式で表現され，その設計に要する計算は一回の逆行列の計算のみである．
3. センサ信号に基づいてアトラクタの引き込み領域を変化させ，運動の遷移を行うシステムの設計を行った．ここでは，センサ信号の認識，運動の生成を力学系の引き込みという形で実現し，内部状態に依存した情報処理系を設計した．また，上半身型ヒューマノイドロボットにこれを適用し，ロボットの運動生成を行った．
4. 力学系を階層化することで運動を決定する力学系を定める上位の力学系を設計し，運動の連続的記号空間の設計を行った．ここでは，上位の空間 (記号空間) における状態変数が下位の空間 (運動空間) における力学系の構造を決定し，連続的な運動変化をもたらすものである．

今後の展開として，

1. ロボットの運動を記述する連続空間でのモデルと，これを扱う離散的な情報処理系の結合を設計する必要がある．この問題は連続時間システムと離散時間システムの相互作用の問題に帰着される．
2. ロボットの運動を離散事象システムで扱うためには，運動の抽象化が必要である．また，自己組織化マップなどを用いた運動の符号化，分類化などが挙げら

れる．

3. 情報処理系の中に，ロボットの身体特性を考慮した安定化の効果を入れる．
などが挙げられる．

参考文献

- [1] W.Freeman and W.Schneider : Changes in Spatial Patterns of Rabbit Olfactory EEG with Conditioning to Odors, Psychophysiology, Vol.19, pp.44-56, 1982.
- [2] Y.Yao and W.J.Freeman : Model of Biological Pattern Recognition with Spatially Chaotic Dynamics, Neural Networks, Vol.3, pp.153-160, 1990.
- [3] I.Tsuda : Chaotic itinerancy as a dynamical basis of Hermeneutics in brain and mind, World Futures, 31, pp.105-122, 1991.

5.2 運動パターンの認識と生成を統一する統計的情報処理－連続的世界の記号化に向けて－（中村グループ）

(1) 実施の内容

我々はヒューマノイドロボットにおける運動パターンの認識／生成の問題から知能への接近を試みるため，脳科学，認知科学，心理学など，学際的なアプローチでその実現手法を探り，ミラーニューロンとミメシス理論に注目した．現在脳神経科学の分野で注目を浴びているミラーニューロンは言語野に近い部位に位置する器官で，他者の行動の認識と自己の行動生成の双方において活性化されることが知られている [1]．一方，ミメシス理論 [2] では，見まねがコミュニケーションを通じたシンボル生成の源であり，ヒトや類人猿の高度な知能はものまねから形成された，という仮説が提唱されている．これらの事実は行動の認識と生成，すなわち見まね学習の機能が脳のハードウェアに埋め込まれており，シンボル操作などの高次知能の基礎となっていることを示唆する．著者らは，これらのパラダイムにヒントを得て，シンボルを獲得，操作して，全身で行動するヒューマノイドの知能の構成論の研究を進めた．

この研究は大きく分類して4つのフェーズに分かれ，それぞれのフェーズで，成果を得た．以下ではそれらのフェーズごとに成果を報告する．

1. 隠れマルコフモデルに基づく行動と原始シンボルの相互発達モデル

多自由度を持つヒューマノイドのようなロボットの行動パターンとシンボル情報を結びつける数理モデルとして，我々は隠れマルコフモデルの確率的な情報処理の性質に着目した．連続的な運動認識・生成と離散的なシンボルの関係を記述するには，複雑な行動を構成する基本的な行動要素（プリミティブ）が必要であり，この

プリミティブを短時間における関節角の角度ベクトルおよび角速度ベクトルに対してベクトル量子化を行い，代表的なベクトルと HMM の出力記号を対応付けることによって運動認識を実現した．この対応関係を図 25 に示す．

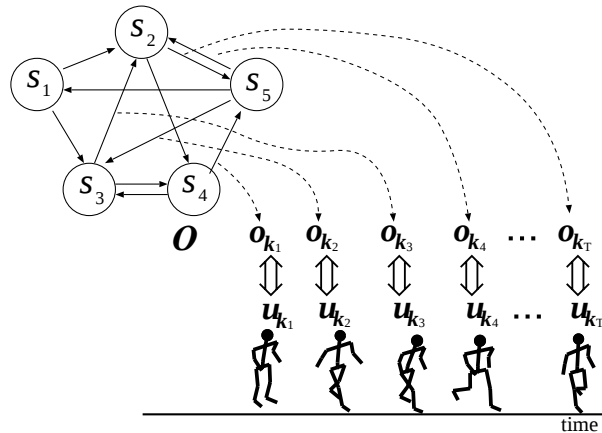


図 25: 隠れマルコフモデルに基づく行動パターンの表現

原始的なシンボル表現としての HMM には，運動を再現する能力が求められるが，HMM から最も良く出力される自己行動要素列を求める事は難しい．(出力され得る時系列パターンの取りうる全ての状態の中から最大尤度のものを求める事に相当する) 音声合成の研究分野においては，連続分布型 HMM を用いてパターン生成する例も見られるが，音声認識/合成で良く用いられる Left-to-Right モデルに依存した方法である．人間の動作のように周期的な要素を含む場合，エルゴディックモデルを適用する場合もあり，一般的な HMM に対する時系列データの生成が求められる．理想的には，パターンが取り得る空間全体に対して探索を行い，もっとも相応しいと思われるパターンを見つけ出せばよい．しかしながら自己行動要素列の長さに対して指数関数的に計算量が増加するため，最尤法を適用する事もできない．そこで遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた探索法を導入する．

HMM から出力される自己行動要素列の長さはあらかじめ一定の長さ l を取ると仮定し，一つの遺伝子を一つの行動要素と対応させ，行動要素を l 個の遺伝子で表現する．遺伝子に対する適合度として，その遺伝子で表される自己行動要素列が HMM によって出力される尤度 $P(O(t)|A, B, \pi)$ を用いる．また，突然変異の戦略としては，一つの遺伝子を変化させるのではなく，転置を用いる事によって探索の効果を上げている．

これにより，行動パターンとそれを抽象化した表現である HMM とを相互結合する数理モデルが構築できた．その概要図を図 26 に示す．

2. 隠れマルコフモデルに基づく時系列データのキーフレーム抽出・認識・再生

ロボットの行動制御や実環境認識などには時系列データの記憶と再現が必要不可欠である．この際，瞬間のデータであるキーフレーム表現を用いて記憶すると，ロボットの行動制御や環境の特徴的な要素の把握などに有効である．特に，ヒューマノ

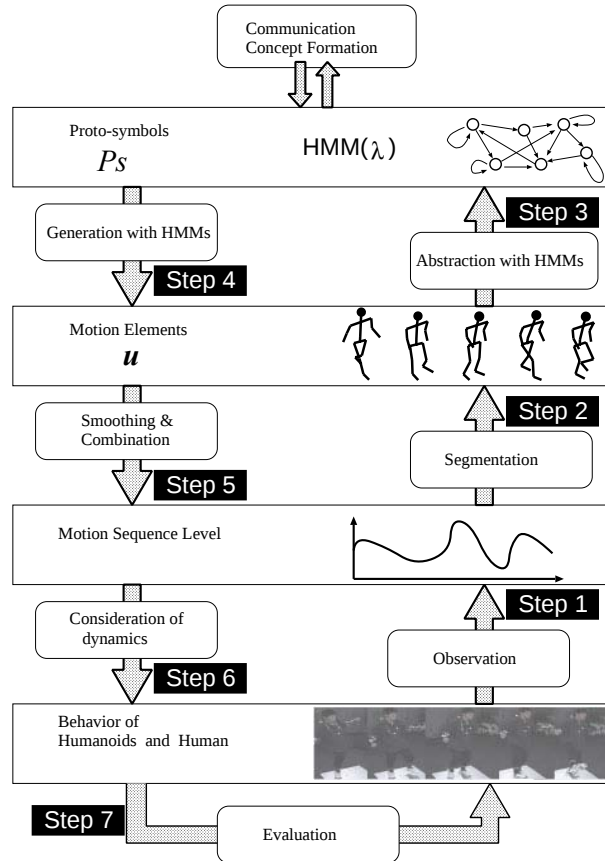


図 26: 隠れマルコフモデルに基づく行動パターンとシンボル情報の相互結合モデル

イドのように大自由度を持つロボットの運動データや動画像を扱うためには記憶容量のコストを削減するため、少ないパラメータで圧縮された記憶表現と再現手法が求められる。しかし、単なる符号化と復号化では容量コストに対処することはできても、時系列データの認識や生成に必要なコストを考慮したことにはならない。記憶表現が抽象化された表現ではなく、物理的な状態を保有したまま情報量を圧縮することがロボットにとって有利な表現形態となる。運動の物理的な特徴を保有した圧縮表現であると考えられるのは運動データのある瞬間で切り取った「キーフレーム」と呼ばれる表現である。これはCGにおいて動画像を実現するための基本的な手法で、時間とともに変化する対象の特徴的な瞬間をキーフレームとして捉え、これを時系列方向に重ね合わせることで全体の運動を再現する手法である。近年はロボットの運動制御にも積極的に使われている手法である。また、運動の認識にも親和性が高い表現形態である。

前述したミメシスモデルでは、離散的な行動単位表現で連続的な行動を表現していたが、これは表現としては不十分であり、上記のキーフレーム表現を行動要素として採用することによって弱点をカバーすることが可能となる。

使用する HMM は図 27 に示すような混合連続分布型 HMM (Continuous HMM , 以下 CHMM) である。これは状態の有限集合 $S = \{s_1, \dots, s_N\}$, ノード s_i から s_j

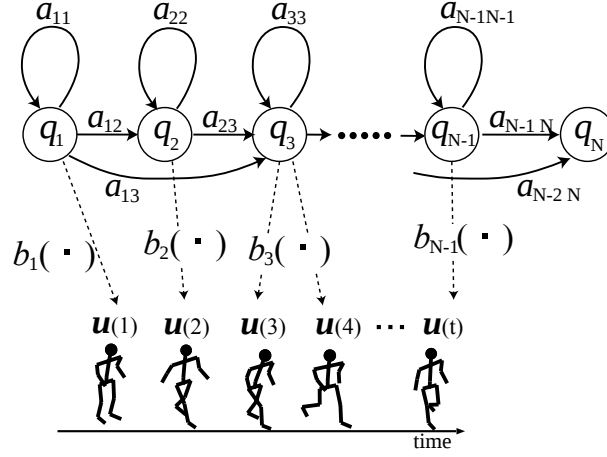


図 27: 連続分布型 HMM に基づく運動の表現

へ状態が遷移する確率 a_{ij} の集合である状態遷移確率行列 $A = \{a_{ij}\}$, ノード s_i においてベクトル x を出力する確率分布 $b_i(x)$ の集合 B , 初期状態確率分布 $\pi = \{\pi_i\}$. 以上の 4 項組 $\lambda = \{S, A, B, \pi\}$ で表される . 図 27 のように , HMM は確率的に状態遷移を繰り返しながら , ベクトルを出力し , 最終的に時系列データを出力することになる . 出力確率分布 $b_i(x)$ は M 個のガウス分布

$$b_i(o) = \sum_{j=1}^M c_{ij} \mathcal{N}_{ij}(o; \mu_{ij}, \Sigma_{ij}) \quad (80)$$

の線形結合によって実装される . このガウス分布の平均ベクトルは認識すべき行動のキーフレーム表現として使われるが , 逆に運動パターンの生成にも影響を及ぼす要素である . そこで我々はこのガウス分布の平均を行動要素であると見なし , 行動要素の設計を次式のように定義した .

$$\mathbf{u} \stackrel{\text{def}}{=} \{\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}\}. \quad (81)$$

これらのパラメータは , Baum-Welch アルゴリズムと呼ばれる洗練された計算手法によって自動的に求められる .

運動パターン生成は HMM の持つ遷移確率 , 出力確率に従って時系列データを生成することによって行う . このデータ生成法は確率的なゆらぎのために , 試行ごとに運動の周期が異なり , 関節角度にもノイズが大きく含まれる . そこで以下のような方法により複数回の生成試行の平均を取ることでこの問題を解消させる .

step1 遷移確率に従って状態遷移試行を 1 回行い , 状態遷移系列 $Q = [s_{k[1]}, s_{k[2]}, \dots, s_{k[T]}]$, $(k[i] \in \{1, 2, \dots, N\})$ を得る .

step2 **step1** を n_q 回繰り返し , $Q_1, \dots, Q_{n_q}$ の平均を取ることで , 平均的な状態遷移列 $\hat{Q}$ を得る .

step3 平均的状态遷移列 $\hat{Q}$ から , ベクトル列の出力試行を 1 回行い , O を求める .

step4 *step3* を n_o 回繰り返す , $O_1, \dots, O_{n_o}$ を求める .

step5 $O_1, \dots, O_{n_o}$ の時間長を正規化し , 平均化することで $\hat{O}$ を求める .

ただし , この n_q, n_o の値は実験的に求めた結果 , $n_q = 100, n_o = 50$ とした .

この方法で HMM のパラメータ λ から運動パターンを生成した様子を図 28 に示す . グラフは全身の関節角のうち 1 次元分のデータを示している . グラフから分かるように , 一回の生成試行 (一点鎖線) , 出力時系列のみに対する平均化 (二点鎖線) では正しい時系列データが生成されないが , 状態遷移系列と出力時系列パターンに対して平均化を行う (点線) ことで元のデータ (実線) とほぼ同等のデータを再現していることが分かる .

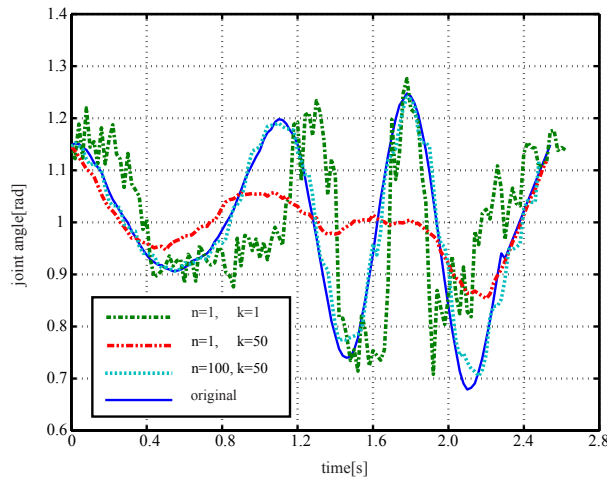


図 28: HMM に基づく運動パターンの生成結果

3. 離散・連続ハイブリッド隠れマルコフモデルによる身体性を考慮した模倣学習

隠れマルコフモデルに基づく行動パターンとシンボル表現の結合モデルでは , HMM が出力する記号を , あらかじめ与えておいた離散的な表現の行動要素 (関節角度の時系列パターン) と対応付けていた . そのため , 観察した行動パターンが行動要素の時系列パターンから大きく異なる場合 , 適切な表現が不可能となり , 行動を正しく認識したり生成したりできなくなるという問題があった . そこで , 従来使用していた離散型 HMM (Discrete HMM , 以下 DHMM) に代えて前述した混合連続分布型 HMM (CHMM) を用いて設計することにより , 行動要素の適切な設計を狙う . CHMM は図 27 に示すように , 連続値のベクトルを出力する HMM で , DHMM と比べてデータの表現能力が高い . また , EM アルゴリズムによってパラメータ学習を行なう際 , 出力される連続値のベクトル , すなわち行動要素を学習データに対して最適化させることができる . しかしながら , CHMM は行動生成の際の計算量が膨大となり , 生成には向かない . そこで行動要素の獲得には CHMM を用い , 一方で行動の認識や

生成には DHMM を用いるようにした．この 2 種類の HMM の有効な部分を互いに用いる事によってミメシスループを構築する．

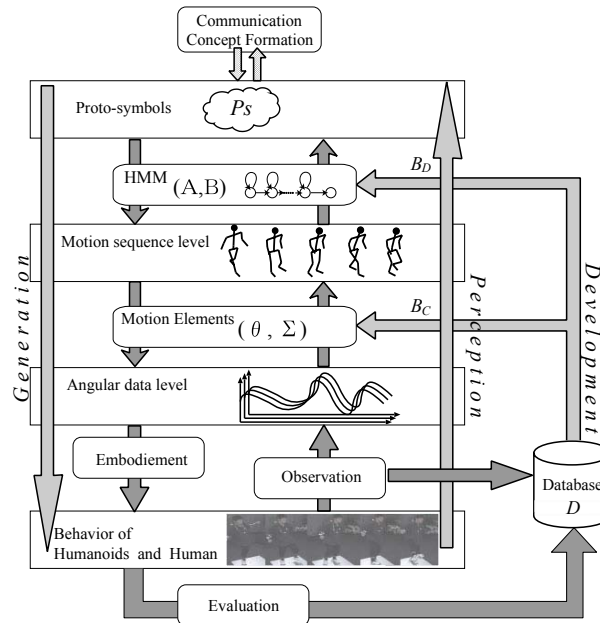


図 29: 離散・連続ハイブリッド隠れマルコフモデルに基づくミメシスモデル

行動の認識及び生成を繰り返しながら行動要素と原始シンボルを獲得させる．これによって，ミメシスは行動の認識及び生成を同時に可能とするモデルを獲得する．学習の手順を以下に示す．

1. 原始シンボルから行動を生成
2. 生成した行動が適切なものかどうかを判定
3. 適切ならば，学習用データベースに生成した行動を追加
4. 行動要素のパラメータを再学習し，1に戻る

生成した行動はあらかじめ与えた評価基準によって適切なものかどうかを判定され，適切だった場合，行動要素を獲得するための学習用データベースにその行動データが追加される．今回はこの基準として，生成した行動を自ら再認識した場合の認識率及び，生成した行動と観察した行動の関節角度の誤差の時間積分によって行った．このほかにも，たとえば歩行行動では転倒せずに歩いた歩数，あるいはやスクワットにおける重心の軌跡などを用いることができる．生成した行動が不適切だった場合はそのデータを捨て，再び行動を生成するステップに戻る．その結果ヒューマノイドの身体性に適した行動がデータベース中に増加し，行動要素や原始シンボルを抽出すより正確に求めることが可能となる．

前節までで述べたシステムで実際の人間の行動を観察し，行動要素を獲得させる実験を行った．ここで，行動要素として全身の自由度の角速度成分を，股関節のピッチ成分，膝関節，足首関節のピッチ成分，の3自由度に低次元化したものを用いた．20回の観察の後，80回の行動生成を経て生成された行動要素の状態を図30に示す．

実線で示された曲線が観察した行動を行動要素と同じ角速度空間で表現した軌跡で、各点が行動要素を示している。観察した行動の軌跡に近い場所に行動要素が集まってくるが、手本となる行動に対応する A の領域だけでなく、B で示した領域にも行動要素が分布している。これは、稼働範囲の狭い身体特性に沿うように生成した行動によって得られたものである。すなわち、他者行動を認識するために使用する行動要素 (A の領域) と、自己行動を生成するために使用する行動要素 (B の領域) の双方を獲得することが確認された。

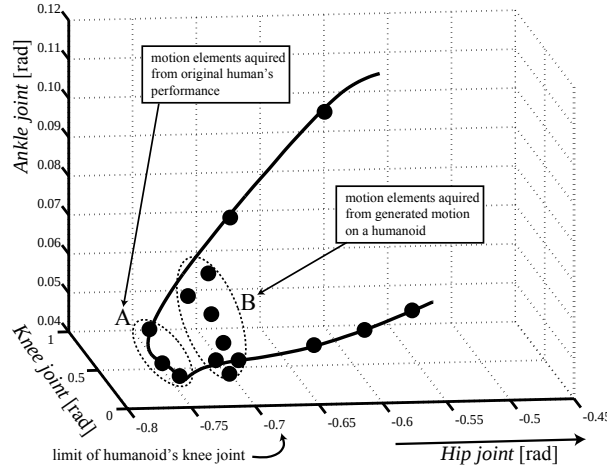


図 30: 生成された行動要素

4. 行動認識・生成モデルの幾何空間における原始シンボルの発達と操作

今までのミメシスモデルでは、ある一つの原始シンボルは、特定の種類の運動に対応しているのみであり、運動パターン同士の関係性や原始シンボル同士の関係性を扱う事はできなかった。シンボルの持つ側面として、パターン間に存在する関係性を抽象化されたシンボルで記述し、その抽象化された世界でシンボル操作を行うことでパターンの情報処理を行う。という特徴がある [3]。従来までの我々のモデルでは、図 31 左のように、原始シンボルと呼ばれるシンボル表現と運動の間の記述を行うことはできたが、図の右のように、異なる動作間や、異なる原始シンボル間の関係性を記述することはできなかった。そこで従来のモデルを発展させ、シンボル同士の関係性からパターン同士の関係性を記述し、運動パターンの情報処理に新しい枠組みを構築した。

空間を構成するためには距離情報が必要となる。本研究で原始シンボルとして用いた HMM は確率モデルであるため Kullback-Leibler 情報量を用いて HMM 間の隔たりを表す量を定義する。Kullback-Leibler 情報量は確率分布関数間の隔たりを定量的に表すものである。これを HMM に適用する場合は、対象となる 2 つの HMM のパラメータを λ_1, λ_2 として次の式で表現する [4]。

$$D(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{n} \sum_i \frac{1}{T_i} [\log p(\mathbf{y}_1^{T_i} | \lambda_1) - \log p(\mathbf{y}_1^{T_i} | \lambda_2)] \quad (82)$$

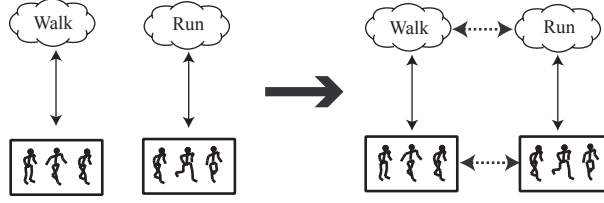


図 31: 従来のミメシスモデル (左) と提案するモデル (右)

$$D_s(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{2} (D(\lambda_1, \lambda_2) + D(\lambda_2, \lambda_1)) \quad (83)$$

ここで, $y_1^{T_i}$ は λ_1 の学習に用いた長さ T_i の時系列データ, n は観測された時系列データの数である.

原始シンボルを隔たり量に基づいて空間に射影し, 原始シンボル間の類似情報を保持する原始シンボル空間を構成する. 距離的な情報をもとに空間への配置を行うには多次元尺度法 [5] を用いる. 多次元尺度法とは, 対象 i, j 間の隔たり量に関する値 f_{ij} をデータとして与え, f_{ij} に基づいて n 個の対象を空間に射影する手法である. 具体的には, 射影された対象 i の空間での位置ベクトルを x^i と表し, 対象間の射影された空間上での距離を d_{ij} とした時, f_{ij} と d_{ij} の誤差 S を x に関して最小化する問題に帰着する. 本研究では f_{ij} として $D_s(\lambda_i, \lambda_j)$ を採用した.

原始シンボル空間における行動認識・生成

原始シンボル空間の使用目的の基本的な二つとして, (1) 未知の行動を原始シンボル空間上の状態点として抽象化し, 既存の原始シンボルの組み合わせとして認識する機能, (2) 既存の原始シンボルの組み合わせを原始シンボル空間上の状態点と表現し, 未知の行動を生成する機能, を実現する手法について述べる.

n 個の既知の原始シンボルを射影した原始シンボル空間を用いて, 未知の運動パターンを認識する手法を考える. 観測された未知の運動パターンに対応する HMM を求め, その HMM のパラメータを $\hat{\lambda}$ とする. この $\hat{\lambda}$ と既知の原始シンボルのパラメータ $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ との間の Kullback-Leibler 情報量を求めることにより, 原始シンボル空間上での $\hat{\lambda}$ の状態点を決定することができる.

原始シンボル空間上での $\hat{\lambda}$ の位置ベクトルを $\hat{x}$, 既知の原始シンボル λ_i の位置ベクトルを x^i とし, Kullback-Leibler 情報量 $D(\hat{\lambda}, \lambda^i)$ と, 原始シンボル空間上での $\hat{x}$ と x^i 間の距離 $d(\hat{x}, x^i)$ との誤差が最小になるように, $\hat{x}$ を最小二乗法で求める.

このような原始シンボル空間上での幾何学的操作によって, 観測した運動パターンの認識結果を原始シンボル空間上での状態点として表現することが可能となり, 未知の運動パターンを既知の原始シンボルの組合せとして認識することができるようになる.

未知の行動の生成例として, 二つの既知の行動が混合したような運動パターンを生成することを考える. この既知の行動の組合せを原始シンボル空間上の幾何学操作として解釈すると, 二つの状態点を結ぶ線分の内分点に相当する行動を生成する

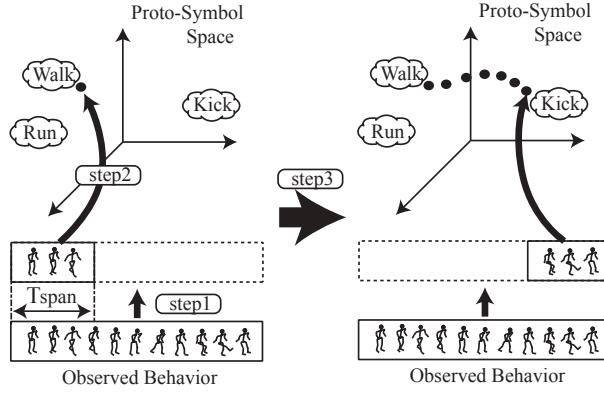


図 32: 原始シンボル空間を用いた運動パターンの認識

ことと同等となる．HMM のパラメータ $\lambda_1 = \{a_{ij}^{(1)}, b_i^{(1)}(\cdot)\}$ と $\lambda_2 = \{a_{ij}^{(2)}, b_i^{(2)}(\cdot)\}$ で抽象化されている行動の状態点を $\alpha : (1 - \alpha)$ の比で内分する状態点に対応する HMM のパラメータ $\hat{\lambda} = \{\hat{a}_{ij}, \hat{b}_i(\cdot)\}$ を次のように定義する．

$$\hat{a}_{ij} = \alpha a_{ij}^{(1)} + (1 - \alpha) a_{ij}^{(2)} \quad (84)$$

$$\hat{b}_i(o) = \sum_{m=1}^M \alpha c_{im}^{(1)} \mathcal{N}(\mu_{im}^{(1)}, \sigma_{im}^{(1)}) + (1 - \alpha) c_{im}^{(2)} \mathcal{N}(\mu_{im}^{(2)}, \sigma_{im}^{(2)}) \quad (85)$$

ただし， $b_i(o)$ は $b_i(o) = \sum_{m=1}^M c_{im} \mathcal{N}(\mu_{im}, \sigma_{im})$ で表せる混合ガウス分布である．混合率 α を原始シンボル空間上の各基本行動の状態点との距離から求めることで空間の任意の点から $\hat{\lambda}$ を得ることができる．

人間の行動は複雑であり，原始シンボルとして獲得されている既知の行動以外の行動を常にとり続けていると言っても過言ではない．また，常に人間の行動を観察するシステムにとって，観測時系列の始点と終点が必ずしも与えられるわけではない．すなわち，現在行われている運動パターンを常に原始シンボル空間の状態点として記述することが必要となり，その結果，一般的な運動パターンは原始シンボル空間上の状態点の遷移として表現されることとなる．

本節では関節角度の時系列データ $\theta(t)$ から原始シンボル空間上の状態点の遷移を得るプロセスの概要を図 32 に示す．観察した関節角度 $\theta(t)$ を微小時間単位 dt でサンプリングし， i 番目の微小区間での関節角度ベクトルを $o[i]$ で表すと，運動の時系列データは $O[t] = [o[1] \ o[2] \ \cdots \ o[T]]$ となる．ただし， T は運動の時間長を示すパラメータ， (t) は連続の時系列データ， $[t]$ は離散的にデータが並んでいる時系列データを意味する．ここで，全体の運動のうち長さ T_{span} の部分に注目する (Step1)．注目した部分を $O_1 = [o[1] \ o[2] \ \cdots \ o[T_{span}]]$ と表す． O_1 を前節の手法を用いて原始シンボル空間の状態点 $x[1]$ として射影する (Step2)．

この注目する部分を T_{step} ずつずらしていく． k 番目に注目する部分的な時系列データは

$$O_k = [o[1 + (k - 1) \cdot T_{step}] \ \cdots \ o[T_{span} + (k - 1) \cdot T_{step}]]$$

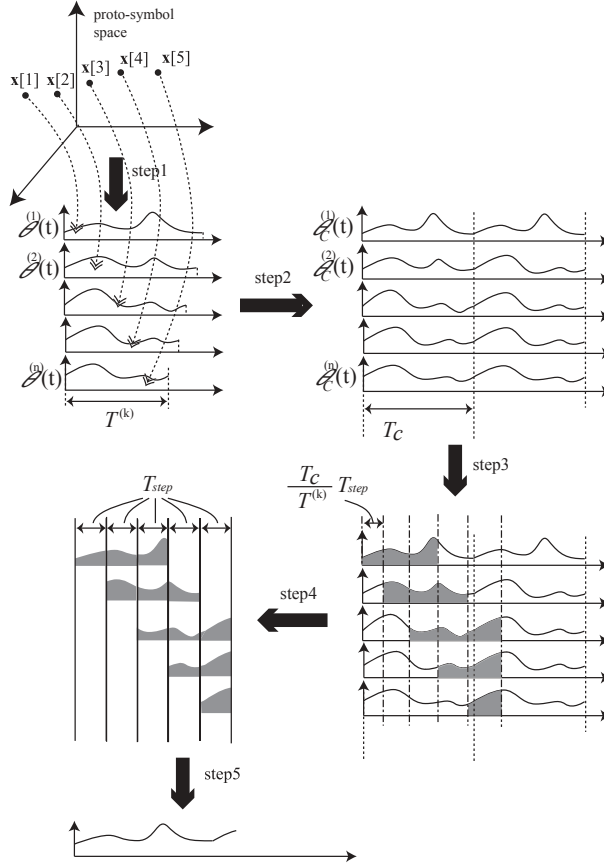


図 33: 原始シンボル空間を用いた運動パターンの生成

となり，これを原始シンボル空間に射影して， x_k を得る． $k = 1, 2, \dots, n$ と少しずつずらしながら随時射影を行うことによって，関節角度データ $\theta(t)$ から行動の遷移の様子を表す原始シンボル空間上の状態点の遷移

$$X[t] = \begin{bmatrix} x[1] & x[2] & \dots & x[n] \end{bmatrix} \quad (86)$$

を得ることができる (Step3) ．

一方，状態点の遷移データ $X[t]$ から運動パターンを生成するには，各状態点で生成される運動パターンを重ね合わせる必要が生じる．そこで，各状態点から出力される運動パターンを正規化し，位相のずれが発生しないような生成手法を実現させた．この生成プロセスの概要を図 33 に示す．原始シンボル空間上の時系列パターンの k 番目の状態点を $x[k]$ とし，この点から上記の方法で生成される関節角空間の時系列データを $\theta^{(k)}(t)$ とする (Step 1) ．この時系列データの時間長は原始シンボル空間上の位置によって異なるため (行動の種類が異なるため)， k によって行動の時間長は変動する．これを合成するために，それぞれの運動パターンの時間長を正規化し，時間幅ごとに運動パターンを Step3 のようにブロック分けする．各運動パターン $\theta_c^{(k)}(t)$ ($k = 0, 1, \dots, n$) から 3 つのブロックを抽出し，それらを各時間帯に応じて重ね合わせるように平均を取る (Step 4) ．これらをつなげたものが最終的に生

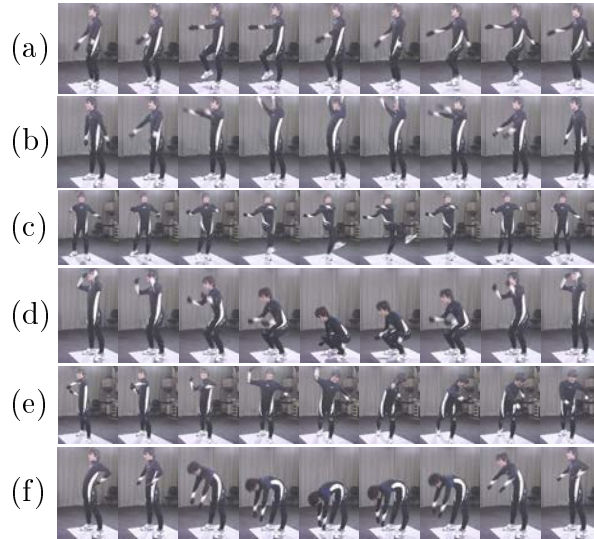


図 34: 実験に使用した 6 種類の人間の行動:(a) 歩く, (b) ストレッチ, (c) キック, (d) スクワット, (e) 投げる, (f) 前屈

成される関節角の時系列データである (Step 5) .

階層型ミメシスモデルを用いた行動の認識・生成の実験 前節までで述べたシステムで実際の行動を観察し, 行動の認識・生成を行った. 行動の観察にはモーションキャプチャシステムを使用した. このシステムは全身の関節自由度数が 20 であるという仮定のもとに, 20[ms] ごとに 20 次元の関節角度データを獲得することができる. 図 34 のような walk, kick, squat, stoop, stretch, throw の 6 種類の行動を対象とし, それらを配置した 10 次元の原始シンボル空間を事前に用意した.

図 35 に示すように, まず最初に walk の行動を行い, 途中で次第に kick に移行するという未知の行動を観察させた. 行動認識の結果は原始シンボル空間上の状態点の遷移として出力される. この結果を図 36 に示す. 図 36 の各軸はそれぞれ原始シンボル空間の主要な 3 次元を示しており, 三角形や四角形のマークは各原始シンボルの状態点を示している. 点列として示されているのが, 認識された状態点系列 $[x[1] \cdots x[n]]$ である. この点列を見ると, 原始シンボル空間上を walk から徐々に kick へ遷移していくのが分かる.

HMM による行動認識の研究は数多く存在する [6] が, 既知の行動の認識を行うのが主な機能であり, 本研究のように幾何学的な関係性を利用して未知の行動の認識を試みる例は無い.

次に, 既知の行動の組み合わせによって未知の行動を生成させる実験を行った. walk の状態点から kick の状態点へ線分を引き, その結果得られる状態遷移列 $X[t]$ から行動を生成した結果を図 37 に示す. 観察した行動と同様に walk した後に kick するという行動が滑らかに生成されているのが確認できる.

以上の実験より, 観察した行動を原始シンボル空間上の状態点の遷移に変換することで行動間の遷移を認識することができ, また原始シンボル空間上の状態点の遷

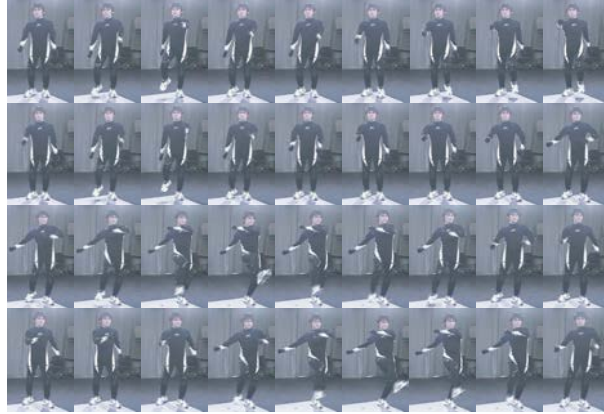


図 35: 新規行動 :「歩いた後に蹴る」

移から行動を生成することで既知の行動を任意に組み合わせた行動を生成することが確認できた。

階層構造の導入による知能への接近 今回提案したモデルでは，ロボットや人間の運動パターン $\theta(t)$ を隠れマルコフモデルを用いて抽象化し，原始シンボル空間上の状態点 x と表した．つまり，静的な状態点 x は時系列の運動パターン $\theta(t)$ と対応していた．この状態点は空間上のベクトルでもあるので，状態点の時系列データ $X[t] = [x[1] \ x[2] \ \cdots \ x[n]]$ もまた，同等の隠れマルコフモデルを用いて抽象化できる．このように，階層的に隠れマルコフモデルを適用することで，多段階の抽象化を目指す．これを階層型ミメシスモデルと呼ぶ．原始シンボル空間上の状態点系列 $X[t]$ を抽象化したものを原始シンボルの上位の概念という意味でメタ原始シンボルと呼ぶ．例えば図 38 のように，walk から kick へと移り変わる行動をメタ原始シンボル $\mathcal{M}(\text{shot})$ として抽象化可能である．逆にメタ原始シンボルから原始シンボル空間上の状態点の遷移を生成し，その遷移を関節角の時系列データ $\theta(t)$ に変換することで行動の生成を行う．このような階層型の抽象化モデルを用いることによって，低レベルな運動パターンから段階的な抽象化プロセスを通じ，最終的に高次元のシンボル表現までを同一の枠組みで表現することが可能となる．

このように隠れマルコフモデルを階層的に積み重ねる事で，低レベルな関節角度の時系列データ $\theta(t)$ から，離散的なシンボル情報 $\mathcal{M}$ へと進化していく形態が望ましい．しかし，単純な階層構造ではメタ原始シンボルの上にメタメタ原始シンボルが形成されるだけである．そこで，メタ原始シンボルに対しては空間を形成しない戦略を取る．そしてメタ原始シンボルの時系列 $\mathcal{M}(t)$ に対して抽象化を行う際には，いったん原始シンボル空間上の状態点系列 $X[t]$ として展開した後，新しいメタ原始シンボル $\mathcal{M}'$ として抽象化する．このような操作によって，メタ原始シンボルという離散的な情報表現で単純な運動，その組み合わせによる複雑な運動，などの様々な運動を抽象化する事が可能となる．

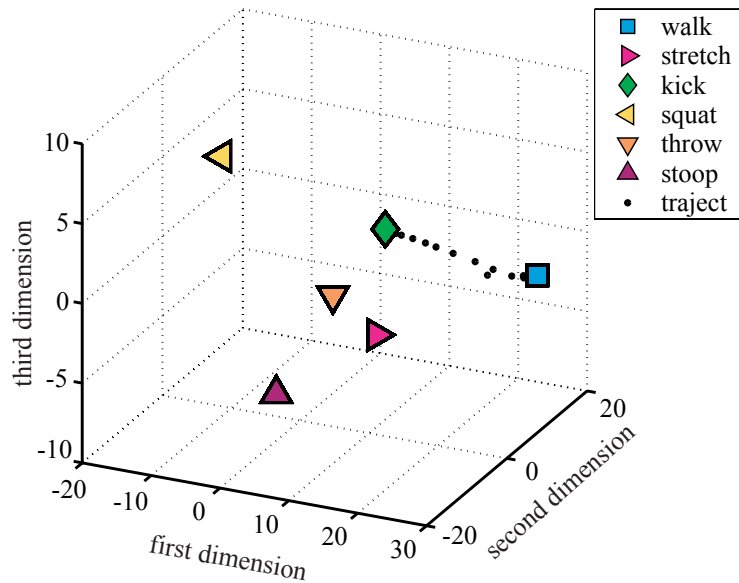


図 36: 原始シンボル空間の構成結果とそれを用いた運動の認識結果:三角形と四角形が原始シンボルを表し，黒い小さな点列は運動パターンの認識結果を示す．

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

本研究では，他者の行動を認識プロセスと自己の行動の生成プロセス，原始シンボルを創発するプロセス，の三つのプロセスを統合する数理モデルとして隠れマルコフモデル (HMM) を採用し，連続分布型 HMM に基づくミメシスモデルを考案した．また，原始シンボル間の関係性を記述するための原始シンボル空間の形成手法を提案し，幾何学的な原始シンボル操作に基づく複雑な運動の認識・生成を実現した．またさらに，階層構造を重ねることにより高次のシンボル操作へと発展させるためのメタ原始シンボルの概念を提示し，隠れマルコフモデルによる階層的な運動認識・生成が可能となることを示した．

Deacon が示しているシンボルの発達モデルによれば，抽象化されたシンボル表現の世界と運動パターンを相互結合させるには，幾何学的な関係性のみでなく，抽象化された記号の世界での操作に基づいて運動パターンを認識・生成するプロセスが必要となり，逆に運動パターンの差を記号の差として表現することも必要となる．本研究で示したミメシスモデルは，この運動パターンと記号の相互関係を実現するために有効なツールとして位置づけられる．また，抽象化された記号表現へのアプローチとしては，ミメシスモデルの階層構造を位置づけている．

階層構造を重ねるにあたっては，メタ原始シンボルを再帰的に抽象化しつつ，階層の数が発散しないようなモデルの実現が必要となる．この問題に対しては現在取り組みを進めている所である．また，本稿で示した原始シンボル空間は情報幾何の概念と密接な関連があると考えている．今後は情報幾何の特性を考慮して，より高機能のシンボル創発モデルへと発展させて行く予定である．

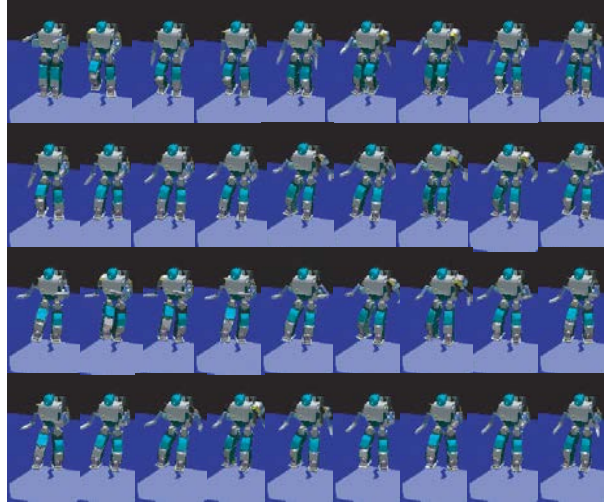


図 37: 幾何学的原始シンボル操作に基づく運動パターンの生成結果:「歩いた後に蹴る」

このような運動パターンと記号の相互結合モデル，相互発達モデルの実現により，次のような効果が期待できる．(1) 見まねによる運動学習：教示者と学習者の身体構造が異なる場合でも，抽象化された記号表現を経由して運動パターンを伝えることによって，運動を学習することが可能となる．(2) 言葉の指示に基づく運動獲得：ヒューマノイドロボットの運動を設計する問題やロボットに自ら運動を獲得させる問題は，自由度が大きい場合困難を伴う．教示者が言葉による指示を加えることによって，運動パターンの獲得，設計を促進させることが可能となる．(3) 高次脳機能の構成論的理解：本研究は運動と記号の関係を記述する工学的なアプローチであるが，ミラーニューロンの生理学的な解明など，学際的な問題との関連が大きい．工学的な見地から脳科学，神経科学，心理学などへの波及効果も期待される．

参考文献

- [1] V. Gallese and A. Goldman. Mirror neurons and the simulation theory of mind-reading. *Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 2, No. 12, pp. 493–501, 1998.
- [2] Merlin Donald. *Origins of the Modern Mind*. Harvard University Press, Cambridge, 1991.
- [3] Terrence W. Deacon. *The symbolic species*. W.W. Norton & Company. Inc., 1997.
- [4] B.H. Juang and L.R. Rabiner. A probabilistic distance measure for hidden markov models. In *AT&T Technical Journal*, Vol. 64, No.2, pp. 391–408, 1985.
- [5] 高根芳雄. 多次元尺度法. 東京大学出版会, 1980.

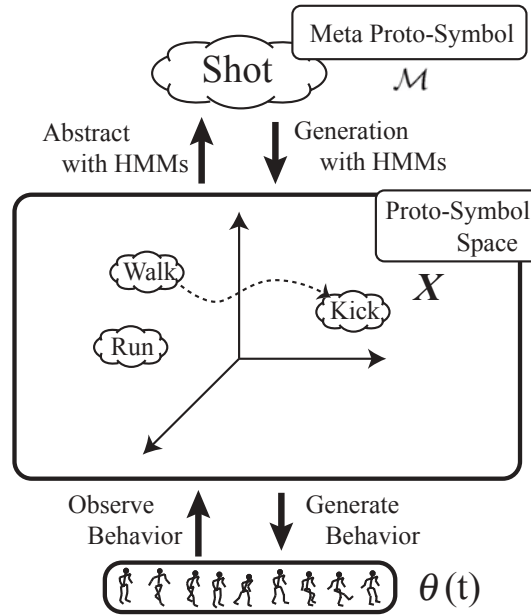


図 38: 階層型ミメシスモデル

- [6] P.K. Pook and D.H. Ballard. Recognizing teleoperated manipulations. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 578–585, 1993.

5.3 力学的情報処理のリアプノフ設計と運動パターン遷移制御 (潮グループ)

(1) 実施の内容

ヒューマノイドロボットに多様な動作をさせるためには、プリミティブな動作の効率的な表現が重要である。基本姿勢間の遷移関係を表した図式表現としてステートネットが有名である [1]。ステートネットは様々な静止状態をセンサ空間上の点として表し、その間の遷移を有向枝として表したもので、新しい行動の追加や修正が容易である。しかしながら、歩行のような周期的な動作の表現は考慮されていない。

周期的行動はセンサ空間上の周期軌道となるので、その周期軌道を一つのノードとして表現することにより、ステートネットを周期軌道の表現にも適用できる。しかしながら、一般にセンサ空間の次元は高く、センサ空間上で周期軌道を生成するようなダイナミクスを構成するのは難しい。この問題に対して、岡田らは低次元化したデータに対してダイナミクスを構成する方法を提案した [2]。この方法では、低次元化された空間上の代表点に対してベクトル場を求める必要があり、計算量がかなり増える。一方、非線形システム理論において、所望の安定周期軌道をもつような力学系の設計方法が古くから研究されてきた。Green は、所望の周期軌道を特定する制約関数の導出方法とその制約関数からリアプノフ関数を構成することで、その周期軌道をもつ力学系の構成方法を示した [3]。

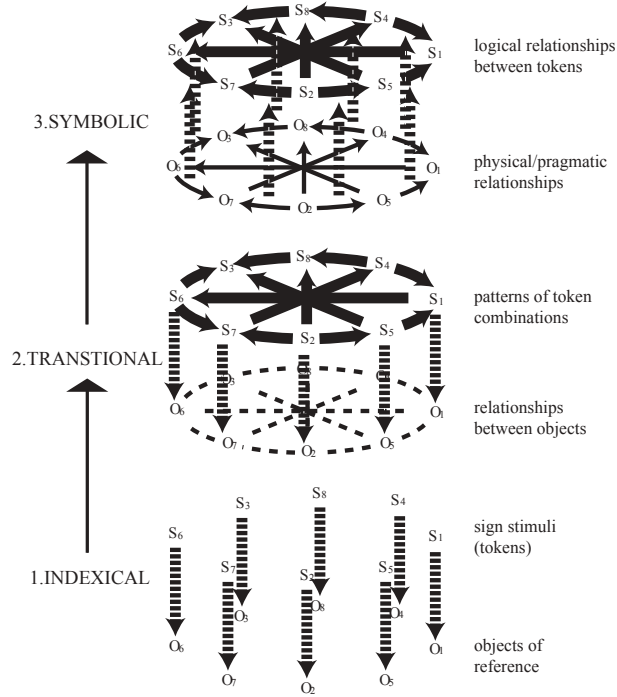


図 39: Deacon によるシンボルの発達モデル

本研究では，Green の方法を応用することで，ヒューマノイドロボットの周期行動をシステムティックに力学系で表現できることを示す．特に，ハイブリッドシステムを利用することで滑らかでない行動も表現できることを明らかにする．さらに，状態ネットを拡張して，周期行動間の遷移も表現できるハイブリッド状態ネットを提案する．

まず， n 自由度のヒューマノイドロボットを考える．周期軌道は離散時間データ M によって与えられているとする．

$$M = \begin{bmatrix} \theta_1[t_1] & \theta_1[t_2] & \cdots & \theta_1[t_T] \\ \theta_2[t_1] & \theta_2[t_2] & \cdots & \theta_2[t_T] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \theta_n[t_1] & \theta_n[t_2] & \cdots & \theta_n[t_T] \end{bmatrix}, \quad (87)$$

但し， $\theta_i[t_j]$ は時刻 t_j での i 番目の関節角である．データ M は高次元なので，低次元データに縮約する．ここでは，特異値分解を用いて低次元データを求める [2]．

$$\begin{aligned} M &= USV^T, \\ U &= \begin{bmatrix} U_1 & U_2 \end{bmatrix}, \\ S &= \text{blockdiag}\{S_1 \ S_2\}, \\ S_1 &= \text{diag}\{s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_m\}, \\ S_2 &= \text{diag}\{s_{m+1} \ s_{m+2} \ \cdots \ s_n\}, \\ V &= \begin{bmatrix} V_1 & V_2 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

もし $s_m \gg s_{m+1}$ であるならば, データ M は m 次元データ V_1^T に低次元化できる.

$$M = U_1 S_1 V_1^T. \quad (88)$$

ベクトル V_1^T を低次元行動データ Y と書き, $\Psi = U_1 S_1$ を低次元データ空間から元のデータ空間への復元関数と呼ぶことにする.

以下の二つの場合を考える.

(a) 低次元行動データ Y を滑らかな閉曲線で近似する.

(b) 低次元行動データ Y を滑らかでない閉曲線で近似する.

(a) の場合をまず考える. ここでは, Green の方法 [3] を応用する. n 次元空間における閉曲線はフーリエ級数とチビシェフ多項式を用いて表現できる.

$$\begin{aligned} y(t) &= \sum_{k=0}^{\infty} \left\{ \alpha_k \cos(k\omega t) + \beta_k \sin(k\omega t) \right\} \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \left\{ a_k T_k(\cos(\omega t)) + b_k \sin(\omega t) U_k(\cos(\omega t)) \right\} \\ &= F_1(\cos(\omega t)) + \sin(\omega t) F_2(\cos(\omega t)), \end{aligned} \quad (89)$$

但し, $y(t), \alpha_k, \beta_k \in \mathbf{R}^n$ で, a_k と b_k は α_k と β_k とに依存しており, T_k と U_k は k 番目の第 1 種および第 2 種チビシェフ多項式であり, F_1 と F_2 は $[-1, 1]$ から $\mathbf{R}^n$ への関数である. 以下の微分方程式を構成する.

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{y}} &= f(\mathbf{y}) + g(\mathbf{y}) \\ &= \omega \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \\ \frac{-\partial F_1(x_2)}{\partial x_2} - x_1 \frac{\partial F_2(x_2)}{\partial x_2} & F_2(x_2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ y \end{bmatrix} \\ &\quad + \alpha \begin{bmatrix} x_1(1 - x_1^2 - x_2^2) \\ x_2(1 - x_1^2 - x_2^2) \\ F_1(x_2) + x_1 F_2(x_2) - y \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (90)$$

但し, $\mathbf{y} = [x^T \ y^T]^T$, $x \in \mathbf{R}^2$, $y \in \mathbf{R}^n$ であり, $\alpha > 0$ は収束率を表す. このとき, 次の制約関数 $V: \mathbf{R}^{n+2} \rightarrow \mathbf{R}^{n+1}$ が存在する.

$$V(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} x_1^2 + x_2^2 - 1 \\ F_1(x_2) + x_1 F_2(x_2) - y \end{bmatrix}. \quad (91)$$

式 (90) のすべての軌道は超曲面 $V(\mathbf{y}) = 0$ に収束する. すなわち, $t \rightarrow \infty$ のとき, $x_1(t) = \sin(\omega t)$, $x_2(t) = \cos(\omega t)$, $y(t) = F_1(x_2(t)) + x_1(t) F_2(x_2(t))$ に収束する.

上記の方法により, 指定された漸近安定な周期軌道に収束するような力学系を構成することができる. ここで, x は, 式 (89) で表される周期軌道に元の状態ベクトル y を収束させるために利用される拡大状態ベクトルである.

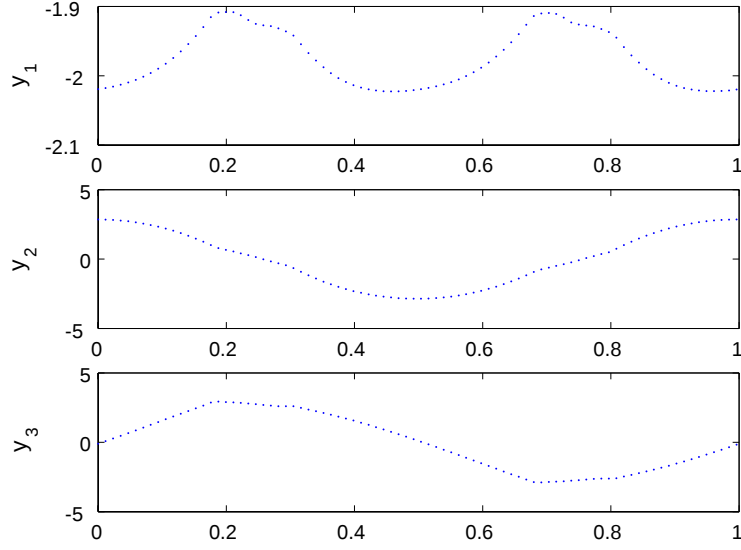


図 40: 低次元化された「歩行」行動の時系列

実用上，式 (89) は次式で近似することができる．

$$y(t) = \sum_{k=0}^l \left\{ \alpha_k \cos(k\omega t) + \beta_k \sin(k\omega t) \right\}, \quad (92)$$

但し， l は，式 (92) が Y の良い近似になるような十分に大きな整数である．式 (92) の係数ベクトル Λ を

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \alpha_0 & \alpha_1 & \cdots & \alpha_l & \beta_1 & \cdots & \beta_l \end{bmatrix}^T$$

とおく．このとき，最小二乗法を用いると，

$$\Lambda = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y^T \quad (93)$$

となる．但し，

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & \cos(t_1) & \cdots & \cos(lt_1) & \sin(t_1) & \cdots & \sin(lt_1) \\ 1 & \cos(t_2) & \cdots & \cos(lt_2) & \sin(t_2) & \cdots & \sin(lt_2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & \cos(t_T) & \cdots & \cos(lt_T) & \sin(t_T) & \cdots & \sin(lt_T) \end{bmatrix}. \quad (94)$$

である．そして， Y の近似である関数 $y(t)$ は次のようになる．

$$y(t) = F_1(\cos(\omega t)) + \sin(\omega t) F_2(\cos(\omega t)). \quad (95)$$

関数 F_1 と F_2 を式 (90) に代入することにより，求める力学系が得られる．

図 40 は 3 次元に低次元化された「歩行」行動データ $Y_w \in \mathbb{R}^3$ の時系列を表し，図 41 は低次元化されたデータ空間上でのその閉曲線を表す．

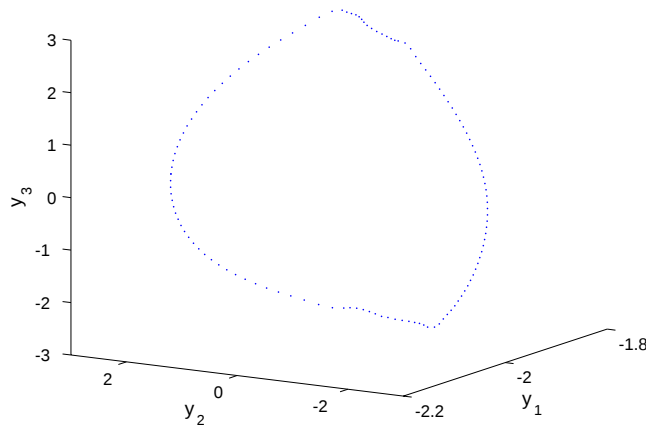


図 41: 低次元化されたデータ空間における「歩行」行動の閉曲線

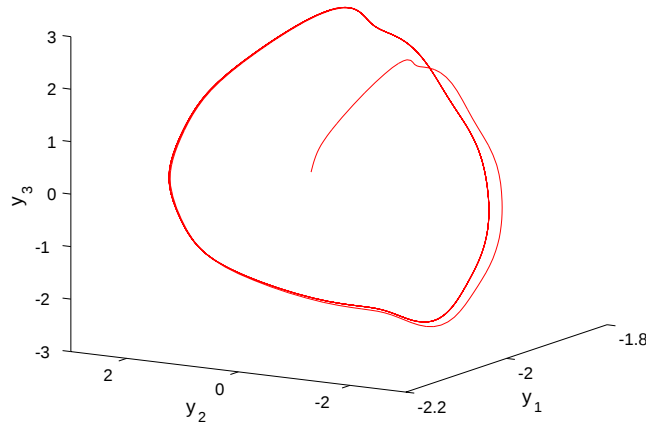


図 42: 低次元化された「歩行」行動を再現する力学系の軌道

図 42 に $l = 9$ としたときの設計された力学系の軌道を示す． l を十分大きくとれば，低次元化された行動データ Y の閉曲線に対応する漸近安定な周期軌道をもつ力学系を構成できることがわかる．

以下に滑らかな行動パターンを再現する力学系の構成方法をまとめておく．

Step1: n 次元空間において閉曲線となる周期行動のデータが与えられたとき，特異値分解によって $M = USV^T$ と変換する．

Step2: 適切に特異値 s_m を選択することにより， $M = \Psi Y$ と近似する．ここで， Y は元のデータの低次元化された行動データである．

Step3: 最小二乗法を用いて，低次元化された行動データ Y をフーリエ級数展開し， $y(t) = F_1(\cos(\omega t)) + \sin(\omega t)F_2(\cos(\omega t))$ となる関数 F_1 と F_2 を求める．

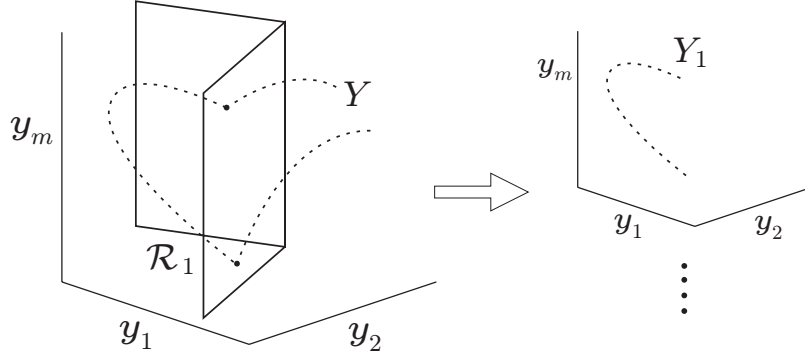


図 43: 滑らかでない閉曲線のいくつかの楕円曲線への分割

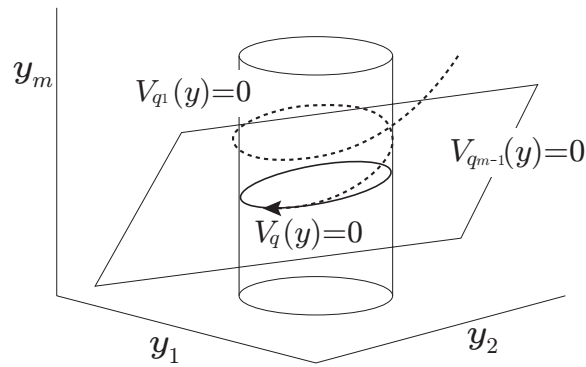


図 44: 楕円柱と超平面によって定義される楕円曲線

Step4: 式 (90) を用いて，周期行動パターンが漸近安定となるような力学系を構成する．

Step5: 低次元行動データ空間から元の空間への復元関数 Ψ を用いて n 次元空間でのセンサデータを再構成する．

次に，(b) の場合に対して，滑らかでない行動を生成するための方法を提案する．滑らかでないベクトル場を実現するために，切り替えシステム，すなわちハイブリッドシステム [4] を用いる．さらに，滑らかでない周期軌道の安定性を保証するために，区分的 2 次リアプノフ関数 [5] を利用する．

低次元化された行動データ Y を以下のようにいくつかの部分要素に分割する．

$$Y = \left[Y_1 \mid Y_2 \mid \cdots \mid Y_Q \right] = \left[\begin{array}{ccc|ccc|ccc} y_1[t_1] & \cdots & & \cdots & \cdots & y_1[t_T] \\ y_2[t_1] & \cdots & & \cdots & \cdots & y_2[t_T] \\ \vdots & & & & & \vdots \\ y_m[t_1] & \cdots & & \cdots & \cdots & y_m[t_T] \end{array} \right]. \quad (96)$$

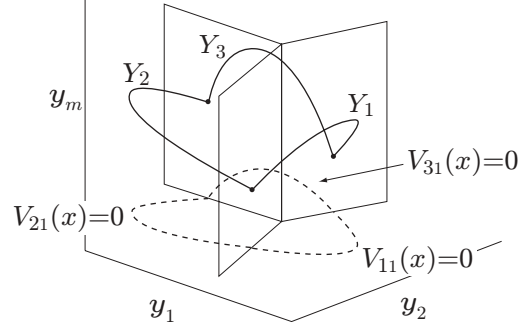


図 45: すべての領域の境界上での $\mathcal{V}_{q_1}$ の連続性

境界が超平面で与えられるような多角形領域 $\mathcal{R}_q (q = 1, 2, \dots, Q)$ に低次元化空間を分割し，図 43 に示すように，周期軌道を各領域 $\mathcal{R}_q$ において楕円曲線で近似する．各楕円曲線に対応する部分力学系を構成し，それらを切り替えることによって滑らかでない軌道を実現する．図 44 に示すように，各部分要素 $Y_q (q = 1, 2, \dots, Q)$ は楕円柱と超平面によって近似できると仮定する．

このとき，近似楕円曲線は $\mathcal{V}_q(y) = 0$ のように表現できる．但し， $\mathcal{V}_q : \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}^{m-1}$ は次式のように書ける．

$$\mathcal{V}_q = \begin{bmatrix} \mathcal{V}_{q_1} \\ \mathcal{V}_{q_2} \\ \vdots \\ \mathcal{V}_{q_{m-1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_q & p_q \\ p_q & \pi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & 1 \end{bmatrix}^T \\ \zeta_{q_1} y_1 + \eta_{q_1} y_2 + \lambda_{q_1} - y_3 \\ \vdots \\ \zeta_{q_{m-2}} y_1 + \eta_{q_{m-2}} y_2 + \lambda_{q_{m-2}} - y_m \end{bmatrix}, \quad (97)$$

但し， $P_q \in \mathbf{R}^{2 \times 2}$ は正定対称行列で， $\pi, p_q, \zeta_{q_i}, \eta_{q_i}$ ，及び λ_{q_i} は実数パラメータである．ここで，このような周期軌道の安定性を保証するためには，部分力学系を結合したときに 制約関数 $\mathcal{V}_{q_1}(y)$ は，図 45 に示すように，すべての領域の境界上で制約関数は連続になるように選択しなければならない．領域 $\mathcal{R}_q$ と $\mathcal{R}_r$ との境界は

$$\tilde{c}_{q,r}^T \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} = 0, \quad (98)$$

によって与えられる．但し， $\tilde{c}_{q,r} = [c_{q,r}^T, d_{q,r}]^T$ ， $c_{q,r} \in \mathbf{R}^2$ ， $d_{q,r} \in \mathbf{R}$ である．制約関数 $\mathcal{V}_{q_1}(y)$ がすべての境界上で連続であるための必要十分条件は，ある $\tilde{t}_{q,r} \in \mathbf{R}^3$ に対して，

$$\tilde{P}_r = \tilde{P}_q + \tilde{t}_{q,r}^T \tilde{c}_{q,r} + \tilde{c}_{q,r}^T \tilde{t}_{q,r}, \quad (99)$$

が成り立つことである．但し， $\tilde{P}_q = \begin{bmatrix} P_q & p_q \\ p_q^T & \pi \end{bmatrix}$ である．もし領域がお互いに共通する内部を持たないような多角形であるならば各領域 $\mathcal{R}_q$ に対して下記の行列が存在

する [5] .

$$\tilde{F}_q = [F_q \ f_q],$$

但し , 任意の $y \in \mathcal{R}_q \cap \mathcal{R}_r$ ($q, r \in \{1, 2, \dots, Q\}$) に対して,

$$\tilde{F}_q \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \tilde{F}_r \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (100)$$

である . この表現を使うことにより , 領域の境界上の各点で制約関数が連続である条件は以下のように書くことができる .

$$\tilde{P}_q = \tilde{F}_q T \tilde{F}_q, \quad (101)$$

但し , T は対称行列である .

条件 (99) または (101) のもとで近似された楕円曲線 $\mathcal{V}_q(y) = 0$ ($q = 1, 2, \dots, Q$) に対して , 滑らかでない安定な周期軌道をもつ切り替えシステムを以下のように構成することができる

$$\begin{aligned} \dot{y} &= f(y) + g(y) \\ &= \begin{bmatrix} A_q & a_q \\ \Xi_{q_1} & \xi_{q_1} \\ \vdots & \vdots \\ \Xi_{q_{m-2}} & \xi_{q_{m-2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} + \alpha_q \begin{bmatrix} \mathcal{V}_{q_1} \begin{bmatrix} B_q & b_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} \\ \mathcal{V}_{q_2} \\ \vdots \\ \mathcal{V}_{q_{m-1}} \end{bmatrix}, \text{ if } y \in \mathcal{R}_q \end{aligned} \quad (102)$$

但し , $A_q, B_q \in \mathbf{R}^{2 \times 2}$, $a_q, b_q \in \mathbf{R}^{2 \times 1}$, $\Xi_{q_i} \in \mathbf{R}^{1 \times 2}$, $\xi_{q_i} \in \mathbf{R}$ ($i = 1, 2, \dots, m-2$) である . また , A_q, a_q, B_q , 及び b_q は以下の条件を満たすように与えられる .

$$\begin{aligned} \tilde{A}_q \tilde{P}_q + \tilde{P}_q \tilde{A}_q &= 0, \\ \tilde{B}_q \tilde{P}_q + \tilde{P}_q \tilde{B}_q &< 0, \end{aligned}$$

但し , $\tilde{A}_q = \begin{bmatrix} A_q & a_q \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, $\tilde{B}_q = \begin{bmatrix} B_q & b_q \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ である . ここでは , これらの行列を以下のようにシンプルな形におく .

$$\tilde{A}_q = \tilde{G}_{A_q} \tilde{P}_q, \quad \tilde{G}_{A_q} = \begin{bmatrix} G_{A_q} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (103)$$

但し , 行列 G_{A_q} は任意の歪対称行列である . 行列 $\tilde{B}_q$ については以下のように選ぶ .

$$\tilde{B}_q = \tilde{G}_{B_q} \tilde{P}_q, \quad \tilde{G}_{B_q} = \begin{bmatrix} G_{B_q} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (104)$$

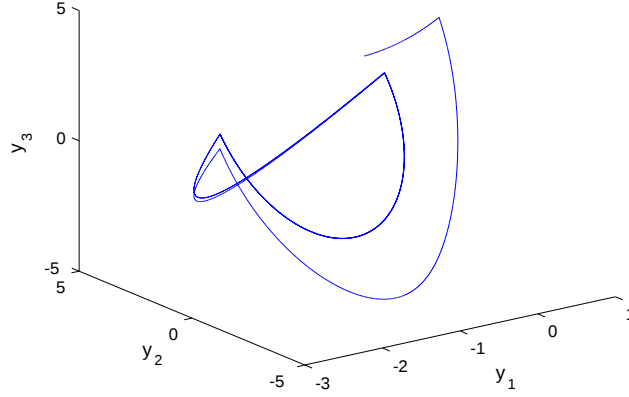


図 46: 低次元化された「スクワット」行動を再現する力学系の軌道

但し, G_{B_q} は, $G_{B_q}^T + G_{B_q} < 0$ を満たす任意の行列である. さらに, Ξ_{q_i} と ξ_{q_i} は以下のように定める.

$$\begin{bmatrix} \Xi_{q_i} & \xi_{q_i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \zeta_{q_i} & \eta_{q_i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_q & a_q \end{bmatrix} \quad (105)$$

図 46 に, 低次元化された「スクワット」のデータ $Y_s \in \mathbb{R}^3$ に対して設計された力学系の軌道を示す. 提案手法を適用する前に行動データ y をいくつかの部分要素に分割しなければならない. 図 46 においては「スクワット」のデータを 2 つ部分要素に分割した. 明らかに, 分割する部分要素の個数を増やせば, より精確な近似曲線を得ることができる. しかしながら, 制約条件 (99) 又は (101) を満たすようにすることが厳しくなる.

滑らかでない行動パターンを再現するための方法を以下にまとめておく.

Step1: n 次元空間において閉曲線となる周期行動のデータが与えられたとき, 特異値分解によって $M = USV^T$ と変換する.

Step2: 適切に特異値 s_m を選択することにより, $M = \Psi Y$ と近似する. ここで, Y は元のデータの低次元化された行動データである.

Step3: Y をいくつかの部分要素に分割する (このときの分解の仕方は設計者に任される.)

Step4: Y の部分要素に対応する各楕円曲線 Y_q は, 楕円柱 $\mathcal{V}_{q_1}$ と超平面 $\mathcal{V}_{q_i}$ ($i = 2, 3, \dots, n-1$) によって近似する. ここで, $\mathcal{V}_{q_1}$ はすべての領域の境界で連続となるように決定する.

Step5: 式 (102) を用いて, 周期行動パターンが漸近安定な周期軌道となるような力学系を求める.

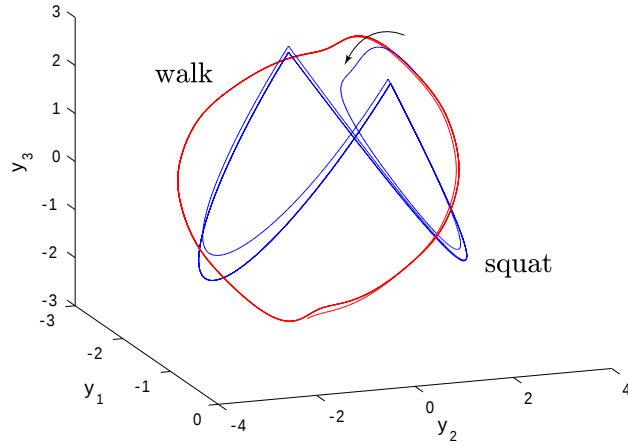


図 47: 「歩行」から「スクワット」への行動の遷移 ($\varepsilon_{ws} = 5$)

Step6: 低次元行動データ空間から元の空間への復元関数 Ψ を用いて n 次元空間でのセンサデータを再構成する．

最後に，ヒューマノイドロボットが周期行動を変えるときに過渡的な行動を生成するための方法について考察する．力学系 $\dot{y} = f(y) + g(y)$ において，関数 $g(x)$ を $-g(x)$ に置き換えるだけで安定な周期軌道は不安定になることが容易にわかる．換言すれば，式 (90) 又は (102) によって得られた 関数対 (f, g) を用いて，以下の二つの力学系 Σ^+ と Σ^- を構成する．

$$\Sigma^+ : \dot{y} = f(y) + g(y), \quad (106)$$

$$\Sigma^- : \dot{y} = f(y) - g(y). \quad (107)$$

ここで，周期軌道は Σ^+ では安定になり Σ^- では不安定となる．式 (106) から式 (107) にダイナミクスを切替えることで安定な周期軌道を不安定化することができる．このときの遷移を構成するために様々な方法が考えられる．ここでは，「歩行」行動から「スクワット」行動への遷移を例に取り，簡単な遷移方法を例示することにする．遷移ダイナミクスを以下の式で記述する．

$$\dot{y} = w_{ws}(\tau)(f_w(y) - g_w(y)) + (1 - w_{ws}(\tau))(f_s(y) + g_s(y)), \quad (108)$$

但し，下付文字 w と s はそれぞれ「歩行」と「スクワット」に関する関数であることを意味する．遷移行動が開始したとき， τ を 0 にセットする．そして， w_{ws} は次式で記述される重み関数である．

$$w_{ws}(\tau) = \frac{1}{\exp(\varepsilon_{ws}\tau)}, \quad (109)$$

但し， ε_{ws} はベクトル場の変化率を表す．遷移が開始したとき，現在の行動から次の行動へと軌道が次第に移っていき，ある程度時間が経てば，力学系 Σ_w^- のベクトル

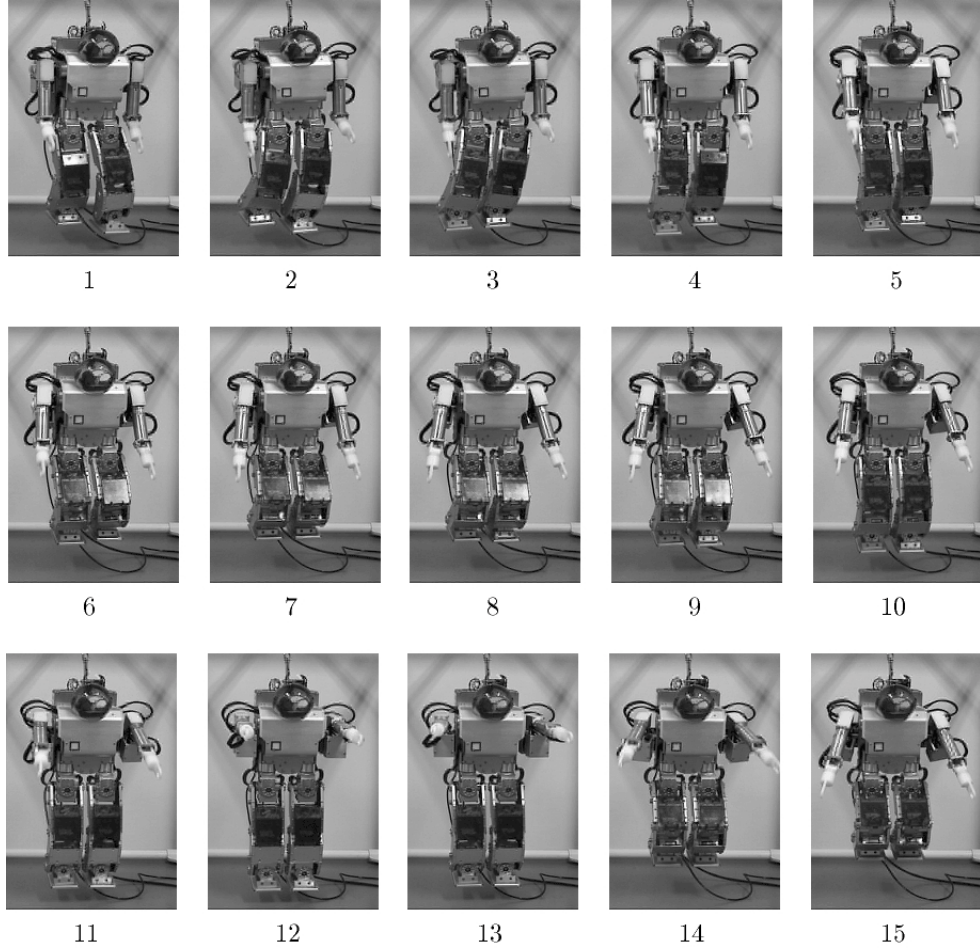


図 48: 「歩行」行動から「スクワット」行動への遷移の HOAP-I による実験 ($\varepsilon_{ws} = 5$).

ル場は消え，力学系 Σ_s^+ のベクトル場が支配的となる．このようにベクトル場を変化させることで二つの行動間の遷移軌道を滑らかにすることが可能となる． $\varepsilon_{ws} = 5$ のときの「歩行」行動から「スクワット」行動への軌道の遷移を 図 47 に示す．

ここでは，遷移ダイナミクスにおける復元関数 Ψ_{ws} は二つの復元関数 Ψ_w と Ψ_s との加法的結合で構成することにする．

$$\Psi_{ws} = w_{ws}(\tau)\Psi_w + (1 - w_{ws}(\tau))\Psi_s, \quad (110)$$

$\varepsilon_{ws} = 5$ のときの「歩行」行動から「スクワット」行動へのヒューマノイドロボット「HOAP - I」の変化の様子を図 48 に示す．

上で述べたような動作間の遷移に基づいて，いくつかの動作を連続して行わせるために，静止状態を含む様々な動作間の遷移を図式に表す方法としてハイブリッドステートネットを提案する．ハイブリッドステートネットは，静止状態間の遷移関係を示したステートネット [1] を周期行動に対しても適用できるように拡張したものである．ここでは，簡単のために，滑らかな動作間の遷移のみを扱うが，滑らかで

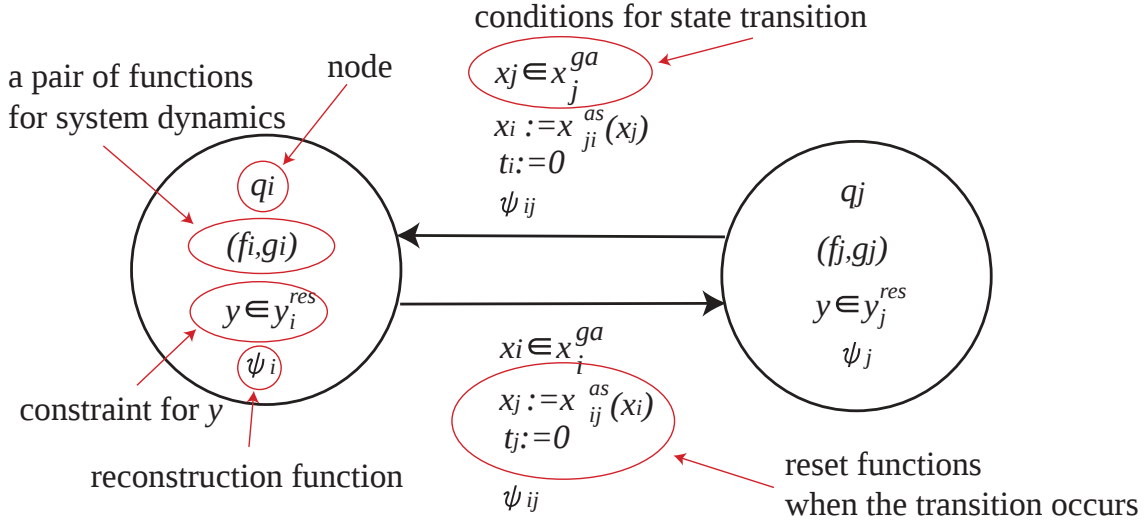


図 49: ハイブリッドステートネット

ない動作がある場合にも同様に表現できる．形式的にはハイブリッドステートネットは $(Q, X, D, R, L_t, \Phi, A, G, A_s)$ の 9 項で記述でき，その図的表現は図 49 のようになる．ハイブリッドステートネットの各項目を表 1 にまとめておく．

表 1: ハイブリッドステートネットの項目

Q	節点を表す集合
X	変数の集合
D	節点 q_i におけるベクトル場を構成する (f_i, g_i) の集合
R	各節点での y の制約条件の集合
L_T	各節点のローカルな時間の集合
Φ	各節点，有向枝での復元関数の集合
A	節点間の有向枝の集合
G	各有向枝の遷移可能な位相条件の集合
A_s	遷移時に次の節点の位相を求める関数の集合

$Q = \{q_1, q_2, \dots\}$ は節点の集合で，各節点はヒューマノイドロボットの周期行動パターンの名称に対応している． $X = \{X_1, X_2, \dots\}$ は連続変数の集合であり， q_i の状態 $X_i = [x_i^T \ y^T]^T$ とする． $x_i = [x_{i1} \ x_{i2}]^T$ であり，節点 q_i の位相を表す変数である．また y は r 次元空間での座標を表す r 次元ベクトルであり， $y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_r]^T$ となる． D はベクトル場の組 (f_i, g_i) を要素としてもち，この組を用いてヒューマノイドロボットの軌道を生成する． $R = \{y_1^{res}, y_2^{res}, \dots\}$ は節点 q_i での r 次元ベクトル y の制約条件の集合であり，節点 q_i では $y \in y_i^{res}$ を常に満たすような行動しかとれない．ここで y_i^{res} は n 次元センサ空間の可動範囲から求めた r 次

元空間上での y の存在できる領域である． $L_T = \{t_1, t_2, \dots\}$ は各節点のローカルな時間の集合であり，節点 q_i の時間を t_i と表す． $A = \{a_{12}, a_{21}, \dots\}$ はアークを表す集合であり，節点 q_i から q_j へのアークを a_{ij} とし，各行動間の遷移を表す．節点間の遷移にアーク毎に定めている遷移時間 ϵ_{ij} がかかる． $\Phi = \{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_{12}, \dots\}$ は r 次元ベクトル y から n 次元のセンサデータに復元する関数の集合である．ここで Φ_i は節点 q_i の復元関数， Φ_{ij} は有向枝 a_{ij} による遷移行動における復元関数である． x_{ij}^{gu} は節点 q_i から節点 q_j への遷移が可能な位相条件を表し， $x_i \in x_{ij}^{gu}$ のときは遷移命令の入力後すぐに遷移が行われるが， $x_i \notin x_{ij}^{gu}$ のときには，遷移可能となるまで遷移を行わない． G を x_{ij}^{gu} の集合とおく． x_{ij}^{as} は節点 q_i から q_j に遷移するとき q_j の初期位相を定める関数で， x_{ij}^{as} の集合を A_s とおく．

ハイブリッドステートネットを用いた節点 q_i から節点 q_j の遷移の手順を示す．節点 q_i においてベクトル場の組 (f_i, g_i) を基に安定な周期軌道をもつ微分方程式 Σ^i を構成する．

$$\Sigma^i : \dot{X}_i = f_i(X_i) + g_i(X_i), \quad (111)$$

但し，

$$X_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y \end{bmatrix}. \quad (112)$$

ここで図 50 に示すように，節点 q_i のローカルな時刻 $t_i = t_{i1}$ に遷移開始命令が与えられたすると，命令時の節点 q_i で $x_i(t_{i1}) \notin x_{ij}^{gu}$ であったため， $x_i(t_{i2}) \in x_{ij}^{gu}$ となる時刻 $t_i = t_{i2}$ のときに遷移が開始する．遷移が開始すると，新しい連続変数

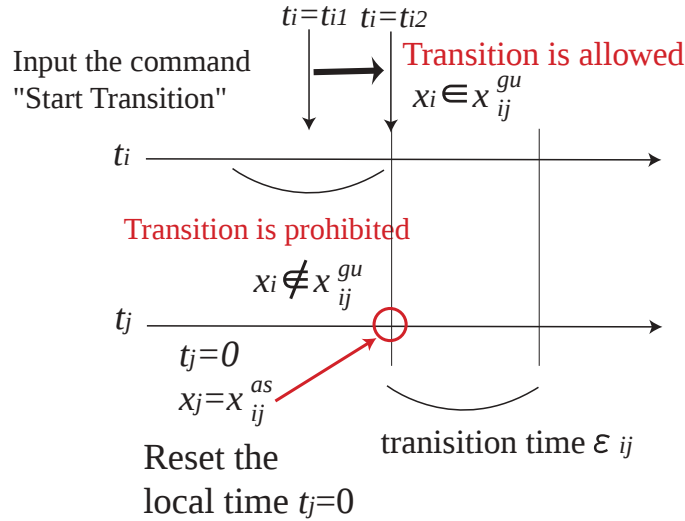


図 50: 状態遷移

$$X^i = \begin{bmatrix} x_i \\ y^i \end{bmatrix}, \quad X^j = \begin{bmatrix} x_j \\ y^j \end{bmatrix}. \quad (113)$$

を導入し，節点 q_j のローカルな時刻を $t_j = 0$ に， $x_j(0) = x_{ij}^{as}$ ， $y^i(t_{i2}) = y^j(0) = y(t_{i2})$ に初期化する．また遷移中は節点 q_i のリミットサイクルから節点 q_j のリミットサイクルに収束するため，次の二つの微分方程式で表される力学系を用いる．

$$\dot{\Sigma}^i : \dot{X}^i = f_i(X^i) - g_i(X^i), \quad (114)$$

$$\dot{\Sigma}^j : \dot{X}^j = f_j(X^j) + g_j(X^j), \quad (115)$$

ここで力学系 $\dot{\Sigma}^i$ は節点 q_i のリミットサイクルが不安定となる力学系であり， $\dot{\Sigma}^j$ は節点 q_j の周期軌道が安定となる力学系である．さらに重み関数 $w_{ij}(t_j)$ を用いることにより，節点 q_i から節点 q_j への遷移中の復元関数 Ψ_{ij} は，復元関数 Ψ_i ， Ψ_j を組み合わせる次のように定める．

$$\Psi_{ij}(y^i(t_i), y^j(t_j)) = \omega_{ij}(t_j)\Psi_i(y^i(t_i)) + (1 - \omega_{ij}(t_j))\Psi_j(y^j(t_j)). \quad (116)$$

$t_j = \epsilon_{ij}$ になると遷移が終了し， $y(\epsilon_{ij}) = y^j(\epsilon_{ij})$ とおくことにより，節点 q_j の力学系 $\dot{\Sigma}^j$ において安定な周期軌道に対応する周期行動を行うようになる．ここで， w_{ij} は，遷移中にヒューマノイドロボットの ZMP が常に安定となるように定める．HOAP-I を用いた実験では，図 51 に示すような「静止状態」「歩行」「スクワット」「足踏み」からなるハイブリッド状態ネットを構成することができた．但し， q_o ， q_w ， q_s ， q_l はそれぞれ「静止状態」「歩行」「スクワット」「足踏み」に対応する状態である．この図からわかるように「歩行」から「足踏み」は可能であるが「足踏み」から「歩行」には直接遷移できず，必ず「静止状態」に移ってから「歩行」に遷移することになる．ハイブリッド状態ネットを用いれば，各動作間の遷移可能性を明示することができ，また，遷移可能な遷移行動が見つければその間で新しい枝を挿入するだけでよく，行動の学習にも適している．

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

本研究では，リアプノフ関数を用いて所望の周期軌道が存在する力学系を構成する方法を応用して，ヒューマノイドロボットの周期行動の力学的表現方法を提案した．試行錯誤的に得られたプリミティブな動作をセンサ空間上のデータ列とし表現し，特異値分解を利用してそのデータを低次元化した後で，力学系を構成した．実験では，いずれの周期行動も 3 次元まで低次元化することができたので，本手法を効果的に利用することができた．さらに，プリミティブな行動間の遷移を表すために，状態ネットを拡張したハイブリッド状態ネットを提案した．

また，ヒューマノイドロボットのモーションプランニングのためのスーパーバイザ制御システムを提案した．図 52 に示すように，提案システムは 2 つのレベルからなる階層構造をしている．下位層では，モジュラ状態ネットを用いてロボットの行動を制御しモニタリングする．モジュラ状態ネットとは，ロボットの腕，脚などといった各要素ごとの動作を表現する状態ネットであり，ロボット全身の動作は，その各パーツに対するモジュラ状態ネットの組合せによって表現され

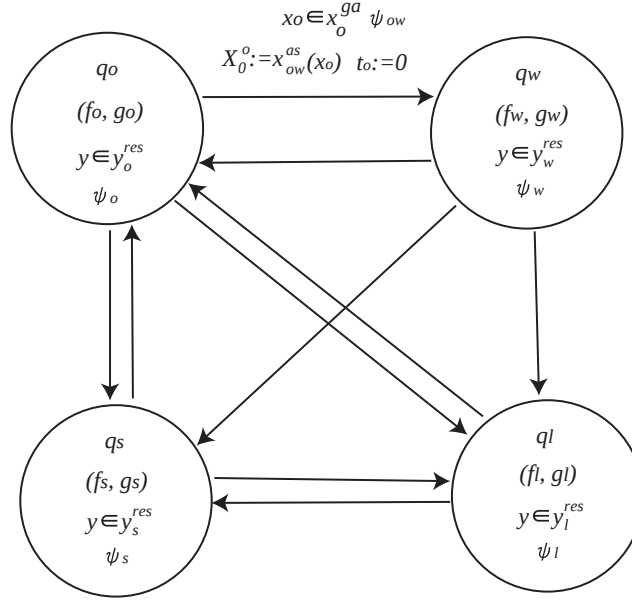


図 51: 静止状態，歩行，スクワット，足踏みからなるハイブリッドステートネット

る．上位層では，時間付ペトリネットを用いてユーザの要求に対する最適動作系列を生成する．全モジュラステートを抽象モデル化した時間付きペトリネットを導入し，離散事象システム理論によって最適規範に基づくスーパーバイザ制御を行った．

さらに，強化学習を用いてスーパーバイザを構成するときに，収束を速くするための方法を提案した．

これらの研究成果を用いることで，ヒューマノイドロボットの多様な行動を容易に表現できるようになり，その結果，複雑な行動の生成が可能となった．

参考文献

- [1] F. Kanehiro, M. Inaba, H. Inoue, and S. Hirai : Developmental Realization of Whole-Body Humanoid Behaviors Based on State Net Architecture Containing Error Recovery Functions, Proc. of the First IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2000.
- [2] M. Okada, K. Tatani, and Y. Nakamura : Polynomial Design of the Nonlinear Dynamics for the Brain-Like Information Processing of Whole Body Motion, Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1410–1415, 2002.
- [3] D. N. Green : Synthesis of Systems with Periodic Solutions Satisfying $V(x) = 0$, IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 31, No. 4, pp. 317–326, 1984.

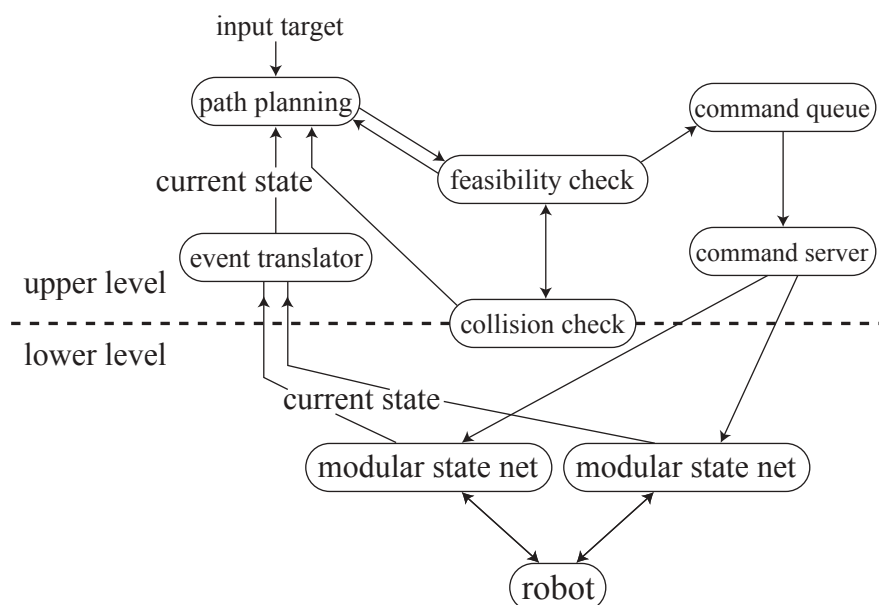


図 52: 2 階層からなる行動のプランニング機構

- [4] R. L. Grossman, A. Nerode, A. P. Ravn, and H. Rischel (eds.) : Hybrid Systems, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 736, Springer Verlag, 1993.
- [5] M. Johansson, A. Rantzer : Computation of Piecewise Quadratic Lyapunov Functions for Hybrid Systems, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 43, No. 4, pp. 555–559, 1998.

5.4 ヒューマノイドロボット・デザインと運動性進化 (中村グループ)

(1) 実施の内容

メカトロニクス技術の発達による小型・高性能のセンサ，アクチュエータ，モータドライバの開発に伴って，ヒューマノイドロボットの機構も発達してきた．ヒューマノイドロボットの運動性進化のためには，自由度を増やすことが挙げられる．しかし，これは小型化，軽量化といった観点から，多くの設計技術を要する．本研究では，ヒューマノイドロボットの機構に着目し，

- 関節配置による運動性能の向上
- 高トルク伝達特性と零トルク伝達の実現

を目指した機構の開発を行った．

従来のヒューマノイドロボットの機構では，特異姿勢の回避，重心の制御性向上を目的とし，膝を曲げた運動が実現されてる．しかし，膝を曲げた姿勢は多くのエネルギー消費と膝への大型アクチュエータ配置を必要とするため，これを避けるこ

とを目的とした腰関節の導入が近年のヒューマノイドロボットでは行われている [1]. 腰関節の導入は運動性向上の重要な要因である.

一方, これまでのヒューマノイドロボットの関節は, ロボットの身体と環境との力学的な相互作用を許さない. 関節はハイゲインなフィードバックコントローラで制御され, 減速比の高いギアによって構成されるため, バックドライバビリティは低いものとなっている. これに対し, 人間の自然な歩行やダンスなどの動的な動きは環境との動的な接触によって生まれる. センサ信号としてのみではなく, 身体の力学的な現象として重力を感じ, 知能的なセンサリモータマップを構成する. ヒューマノイドロボットの運動は人間の運動の見まねではなく, 身体と環境との力学的な相互作用によって自分の運動を獲得するものである. 例えば, McGeer らのパッシブウォークはこれらの現象がみられている [2].

これより, 本研究ではヒューマノイドロボットの運動性向上を目的とした 2 つの機構を開発した. 二重球面ジョイントは 6 自由度を持つ関節機構で, 全ての軸の回転中心が一点で交わったものである. この機構を用いた股関節機構はアクチュエータを増やすことなく腰関節機構の役割も持つ. バックラッシュクラッチはモータと関節の駆動伝達機構であり, 高トルク伝達特性と零トルク伝達 (フリー) の両方を実現するメカニカルなクラッチである. この機構をヒューマノイドロボットの膝関節に用い, この関節の制御方法を開発した. また, 最後に二重球面ジョイントを用いた股関節, バックラッシュクラッチを用いた膝関節, サイバネティックショルダ [3] を用いた肩関節によるヒューマノイドロボットを開発し, その有効性を基礎的な実験によって検証した.

一方, これまでに開発されたヒューマノイドロボットは 1[m] を超えるものが多く, その運動能力は過酷な実環境に対してあまりに脆弱である. 実環境を自在に移動する高機動性を実現するための運動制御は中途段階にあり, 基礎理論の構築を一層押し進める必要がある. そのためにも小型・計量で実験を円滑に行うことができるヒューマノイドロボットの開発が必要であろう. そこで本件研究では, 新たに小型なヒューマノイド実験環境を提供するロボットの設計を行った. これについて, 詳細を述べる.

ヒューマノイドロボット UT- θ の開発

1. 二重球面股関節機構 図 53 に従来のヒューマノイドロボットの股関節機構を示す. この機構では, 2 つの球面ジョイントによって 6 自由度が実現されている. 脚部のロール, ピッチ, ヨー回転が独立で, その運動学的計算が容易である. 図 54 はこの機構を用いたときの, ヒューマノイドロボットの上半身の自由度を表す. 膝を曲げた状態では 6 自由度を有するが, 膝を伸ばした状態は特異姿勢となり, 右側に示された 4 つの自由度が残る. 上半身の重心を移動して, 直立姿勢を行おうとする場合, x 軸方向の移動には x の直動と ϕ の回転によって実現している. これに対し, y 軸方向の移動は y の直動のみによって実現可能である. この運動は図 55 によって実現されるが, ここでは, 足首関節にも股関節と同様のトルクが働くため, 大きなアクチュエータが必要となる. また, 膝を曲げた姿勢における ψ 回転も, 脚の干渉が起

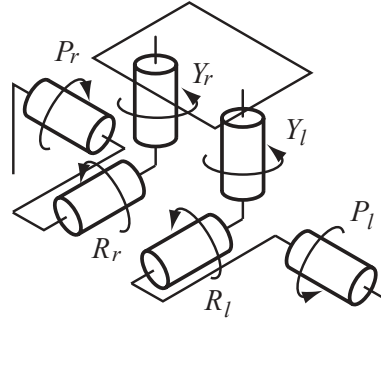


図 53: 従来の股関節機構

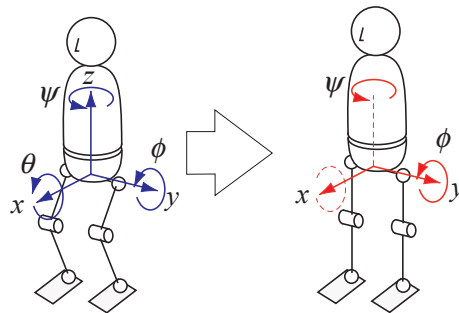


図 54: 従来機構による上半身の自由度配置

こり，その可動範囲は小さなものとなる．

これに対し，図 56 は提案する二重球面ジョイントを用いた股関節機構である．この機構は従来のものと自由度の数は等しい． $[]_r$ や $[]_l$ で表された関節がセットになってそれぞれ球面ジョイントを構成している．この 2 つの球面ジョイントの回転中心が一点で交わっている．

図 57 はこの機構を用いたときの，ヒューマノイドロボットの上半身の自由度を表す．従来の機構と同様，膝を曲げた状態では 6 自由度を有するが，膝を伸ばした状態は特異姿勢となり，右側に示された 4 つの自由度が残る．これは，従来の機構と異なった自由度配置となっている．これにより， y 軸方向の重心移動が θ の回転によって実現されるため，足首関節に大きなトルクとを必要とせず重心移動が可能となる．また， ψ の回転も可動範囲が大きい．ここで実現した θ 回転と大きな可動範囲を持つ ψ 回転は腰関節機構の役割を果たしているといえる．また，この運動の実現により，ヒューマノイドロボットは膝を曲げる必要なく，素早く重心の移動ができるため，膝を伸ばした歩行運動が実現できるようになる．

図 58 は設計した二重球面股関節である．モータは，可動範囲が大きくなるように配置した．図 59 に製作した股関節の写真を示す．90[W]，150[W] の DC サーボモータと 1:100 のギア比を持つハーモニックギアによって各関節を構成した．この機構の可動範囲を表 2 に示す．比較として，人間の股関節の可動範囲も同時に示す．人

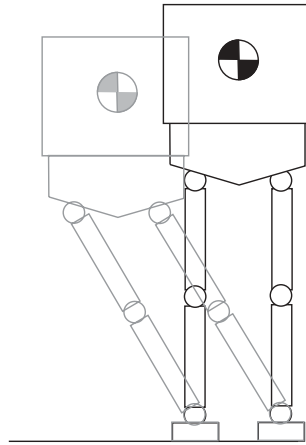


図 55: y 軸に沿った上半身の重心移動

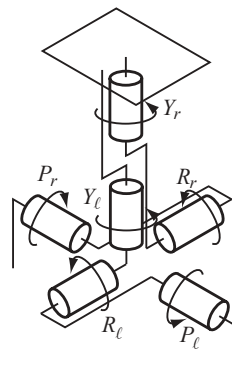


図 56: 二重球面ジョイントを用いた股関節機構

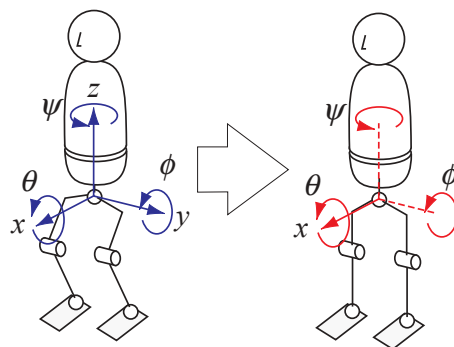


図 57: 二重球面ジョイントを用いた場合の上半身の自由度配置

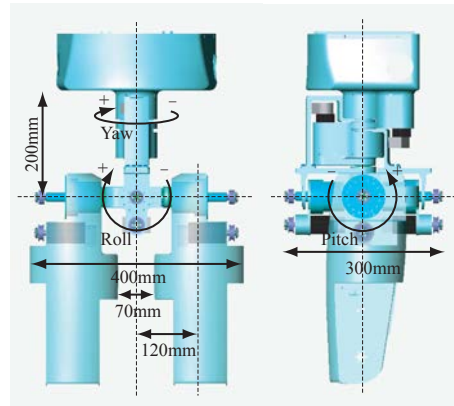


図 58: 二重球面股関節の設計

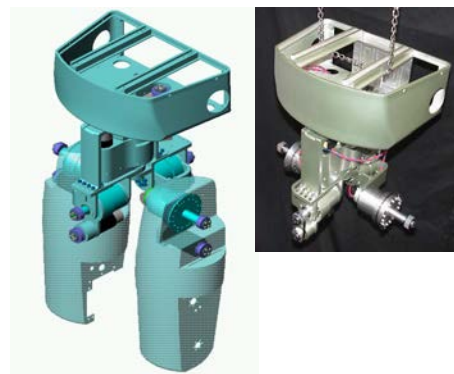


図 59: 二重球面股関節

間と同じ可動範囲が得られている様子が分かる．

2. 膝関節の設計 歩行における非接地の脚は床を蹴り上げた後，フリーな状態となる．この運動を図 60 に示す．下腿は重力に従い，膝はトルクを発生しない．この運動は，パッシブウォークにもみられ [2]，省エネルギーで人間近い運動が生成されていることが知られている．小さなバッテリーによる軽量化という観点からも，外力を利用したヒューマノイドロボットの運動生成が必要である．零トルク伝達関節を実現する方法として，クラッチを用いる方法が挙げられる．しかし，ヒューマノイドロボットの膝関節は，屈伸運動などで大変大きなトルク伝達特性を必要とし，一般の摩擦を利用したクラッチでは不十分である．

この観点から，本研究ではバックラッシュクラッチを設計した．この機構を図 61 に示す．この機構は 3 つの部品から構成される．部品 a は上腿 A 上にあり，モータによって回転させられる．部品 b は下腿 B に固定されている．ギャップ $d = 0$ のとき，モータのトルクは一方向について， B へ伝えられる．ギャップ d が一定値になるようにモータを制御することで，フリーな状態が実現され， $d = 0$ のときに，高トルク伝達を実現する．

表 2: 二重球面股関節と人間の股関節の可動範囲

	Double spherical joint	Human
Yaw	-35~35[degree]	-35~35[degree]
Roll	-50~50[degree]	-20~35[degree]
Pitch	-120~30[degree]	-135~90[degree]

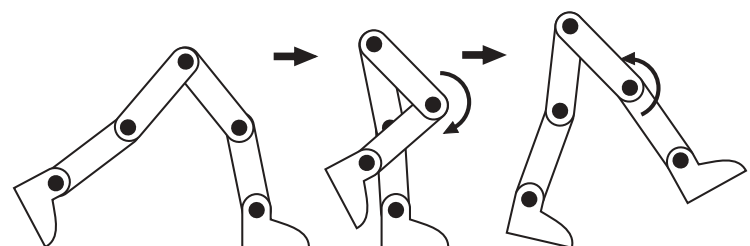


図 60: 歩行運動における膝関節のフリー状態

図 62 はバックラッシュクラッチのコンポーネントを示す． a , b は図 61 の a , b と同じものを表している．衝撃吸収剤としてゴムを取り付けている．

バックラッシュクラッチを用いた膝関節機構を図 63 に示す．アクチュエータとして，150[W] DC サーボモータと 1:100 の減速比を持つハーモニックドライブギアを用いた．図 61 の回転角 θ はモータに取り付けられたエンコーダによって計測し， ϕ は別に取り付けたエンコーダによって計測した．

3. ヒューマノイドロボットの設計 二重球面ジョイントによる股関節機構，バックラッシュクラッチを用いた膝関節機構を用いて，ヒューマノイドロボット UT- θ を設計した．図 64 はその全身を示す．高さは約 150[cm]，重さは約 50[kg] である．頭機構を図 65 に示す．首には 3 自由度を有し，2 つの白黒プログレスシブカメラ，1

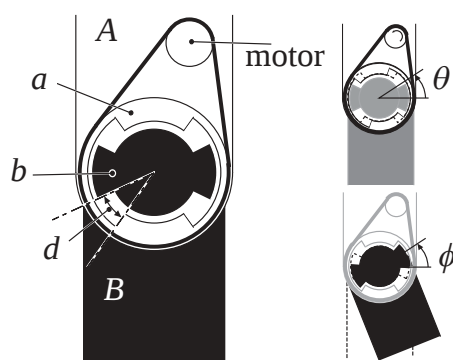


図 61: バックラッシュクラッチ

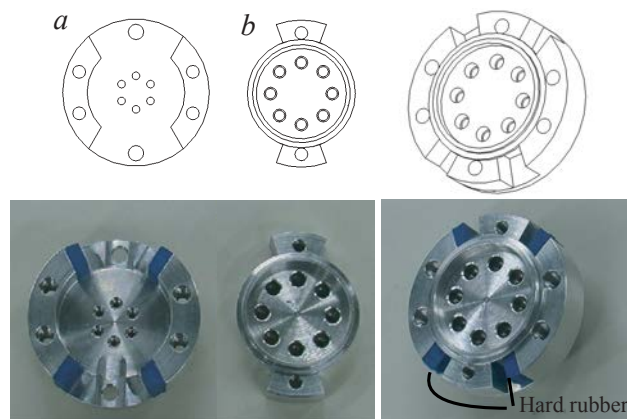


図 62: Components of backlash clutch

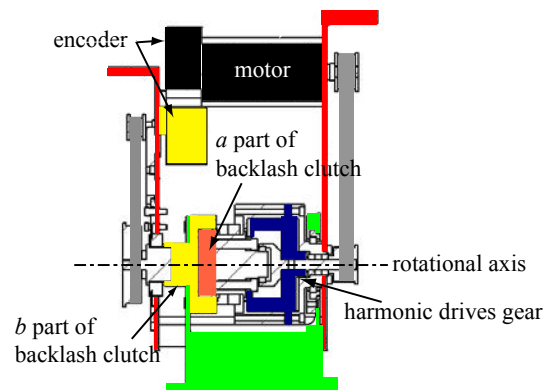


図 63: 膝関節の設計

つのカラー CCD カメラを持つ．また，肩機構を図 66 に示す．大きな可動範囲，人間らしい動きを実現することを目的とし，ここではサイバネティックショルダ [3] を用いた．胴体はマグネシウム合金による鋳造によって設計し，高い剛性と軽量化を図った．

図 67 に脚機構を示す．この機構は膝に 1 自由度，足首に 2 自由度を有し，図 68 のように膝の内部にバックラッシュクラッチが設置されている．

4. バックラッシュクラッチの制御 ここでは，バックラッシュクラッチの制御について述べる．バックラッシュクラッチの状態は次の 3 つの制御モードに分けられる．

モード 1 零トルク伝達

モード 2 高トルク伝達

モード 3 モード 1 からモード 2 への遷移

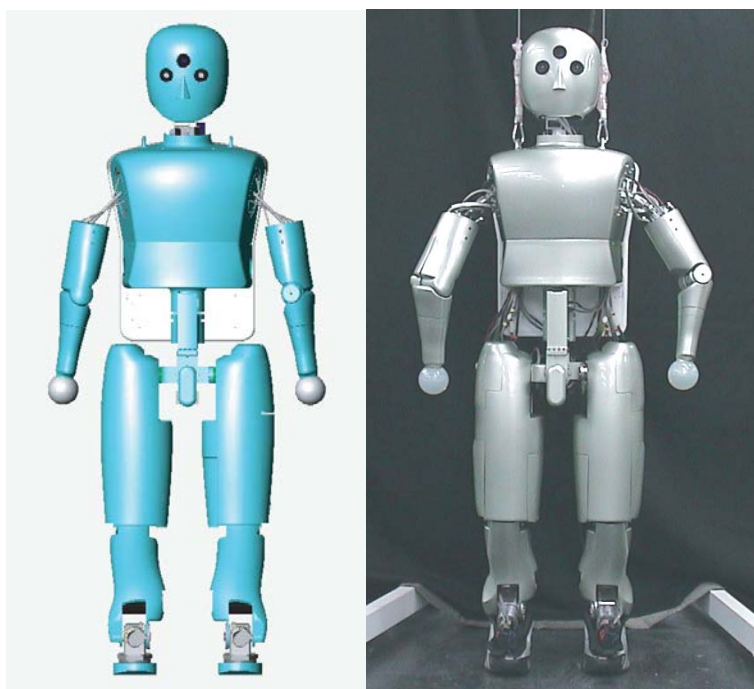


図 64: ヒューマノイドロボット UT-θ

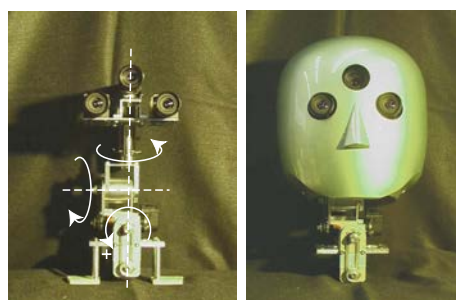


図 65: 頭機構



図 66: 肩機構

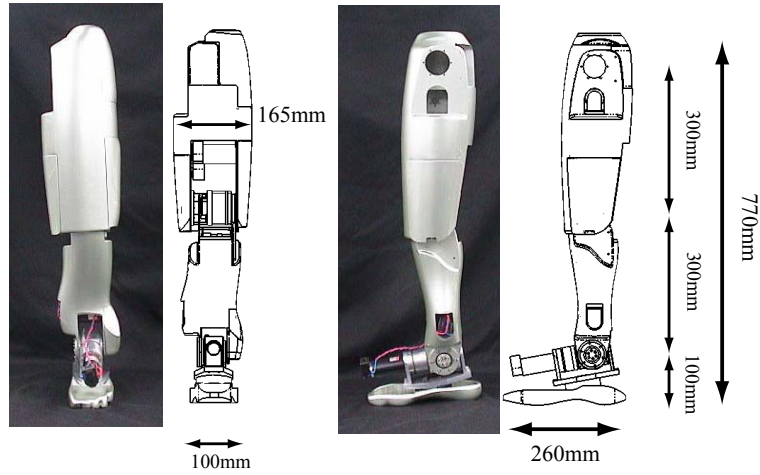


図 67: ヒューマノイドロボットの脚機構

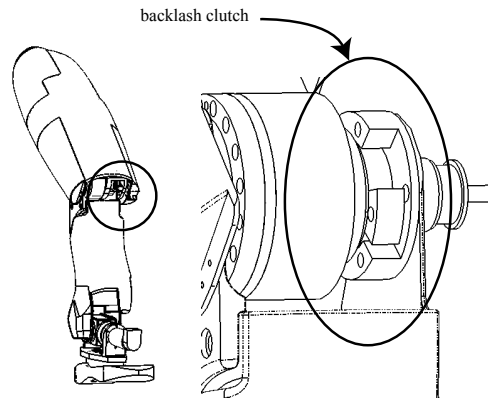


図 68: バックラッシュクラッチの設置

これらの制御モードを実現するため，ここでは図 69 のブロック線図に表されるモデルマッチング問題による 2 自由度制御系を改良した制御アルゴリズムを開発した．ここで， P はギア付きモータの伝達関数， K はフィードバックコントローラ， G は θ の希望の応答を実現する伝達関数である． r_1, r_2 は参照入力で，制御モードによってこれを変える．応答のオーバーシュートをなくすため， G は零点を持たないように設計した．オーバーシュートによってバックラッシュクラッチの a 部と b 部は激しく衝突し，クラッチをつなぐことができなくなる．

r_1 と r_2 を制御モードによって以下のように変えた．

モード 1 r_1 と r_2 を以下のように設定する．

$$r_1 = 0, \quad r_2 = \phi \quad (117)$$

これにより θ は， d が一定値になるようになるように制御される．

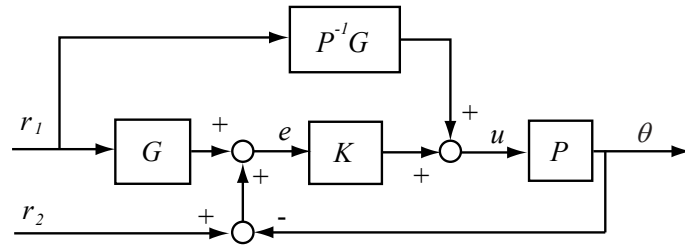


図 69: 2 自由度制御系

モード 2 r_1 と r_2 を以下のように設定する .

$$r_1 = \phi_{ref}(\text{reference angle of } \phi), \quad r_2 = 0 \quad (118)$$

これにより , $t \rightarrow \infty$ でこのコントローラは一般のフィードバックコントローラとして働く .

モード 3 r_1 と r_2 を以下のようにする .

$$r_1 = \phi_{ref}, \quad r_2 = \phi \quad (119)$$

2 自由度制御系において , G が零点を持たないように設計されるため , a 部は b 部に滑らかに衝突する .

この制御アルゴリズムを用いてモード 1 を実現し , フリーな関節を実現した . 図 70 に実験結果を示す .

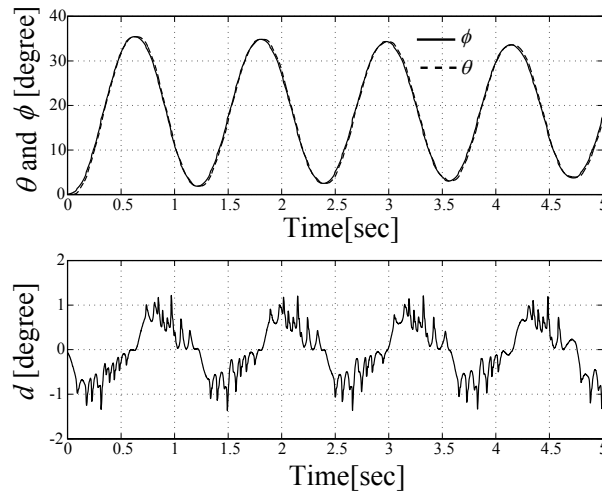


図 70: フリーモードの実現

上図は θ と ϕ の応答を示す . 下図はバックラッシュのギャップ $d(=\theta - \phi)$ を示す . このバックラッシュクラッチのギャップは約 3[degree] で設計されており , ギャップ

の最大値は約 $\pm 2[\text{degree}]$ であるため、フリーモードが実現可能である。図 71 は制御モードを変化させたときの膝関節の動きである。6 軸トルクセンサによって足裏の接地を検出し、以下のように制御モードを変更した。

- 0~0.8[sec] : モード 1
- 0.8~1.6[sec] : モード 3
- 1.6~5.6[sec] : モード 2 に設定し、その後膝を曲げた。
- 5.6~6.6[sec] : モード 2
- 6.6~ : モード 1

フリーモード、ハイゲインコントローラによる膝の制御、モード 1 からモード 2 へのスムーズな遷移が実現されている。

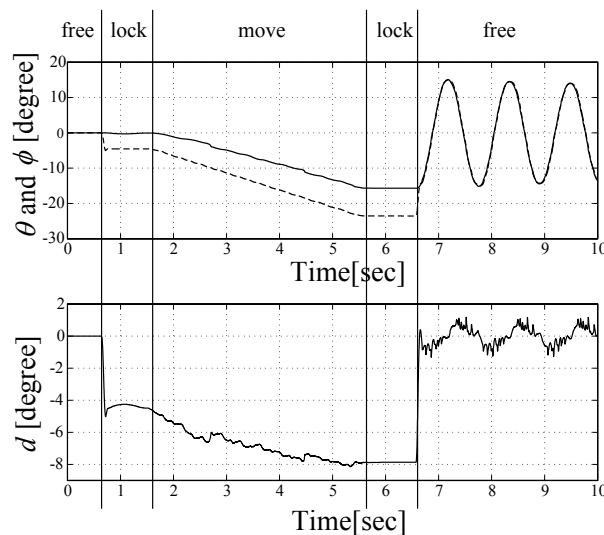
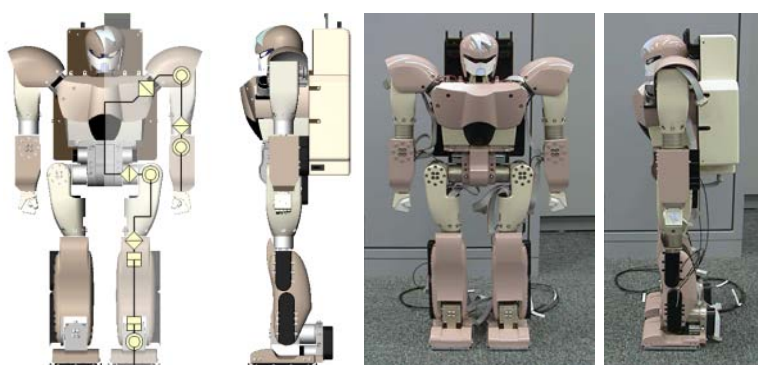


図 71: 制御モードの変化による膝関節の回転角

高機動性獲得に向けた小型ヒューマノイドロボット UT- μ の開発

5. 運動制御実験のための小型高機動ヒューマノイドロボットの開発 本研究では、小型・軽量で実験を円滑に行うことができ、人間と同サイズのロボット制御において有意な知見を得られる信頼性の高いヒューマノイドロボットを開発した。

開発したヒューマノイドロボットの全身外観と関節配置、およびサイズ等のスペックを図 72 に示す。全関節ともアクチュエータにコアレス DC モータ (MAXON)、減速器にハーモニックドライブを採用し、主要な関節のモータ出力は 11[W] とすることによって高い制御精度とトルク出力を実現した。他の同サイズクラスのロボットよりも関節部の総重量は若干大きめとなるが、主構造材にマグネシウム合金を用い、



Height	58cm
Weight	6.5kg
DOF:	20
	(8 for arm)
	(12 for leg)

図 72: ロボットの外観と仕様

曲面を多用した鋳造による筒型の薄肉外殻で各々の関節を連結した構成とすることで、重量の増加を抑え、剛性の高い構造を実現した。また各関節を直交二軸ユニットとしてモジュール化することで部品点数の削減とメンテナンス性の向上、設計時間の短縮といった効果も得られている。

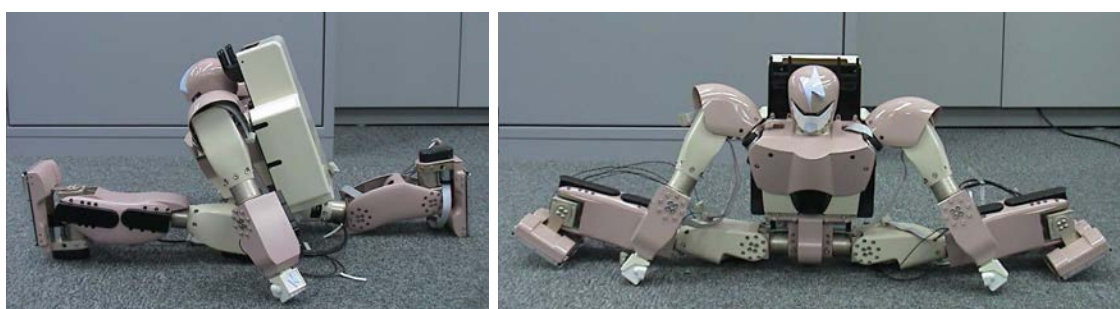


図 73: 股関節機構

関節配置には次のような特徴を有する。

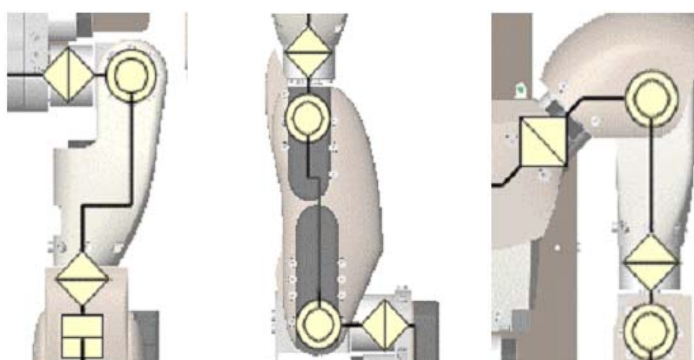
i) 股関節

図 73 のように、股関節の前後左右方向、特に開脚方向への十分な可動範囲を確保することを狙いとした配置となっている。またこの結果大きくなった左右股関節間の距離を股関節に対して膝関節を内側に配置することで相殺し、運動中の左右への揺動を抑える (図 73.a)。

ii) 脚前後方向回転関節

足首前後方向関節軸を股関節・膝関節よりも後方に配置し (図 73.b)、直立時に特異姿勢となることを回避する。

iii) 肩関節



a. Hip joint b. Knee joint c. Shoulder joint

図 74: 関節配置

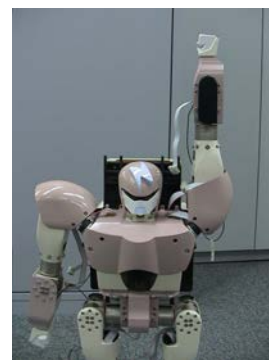


図 75: 手をあげた姿勢

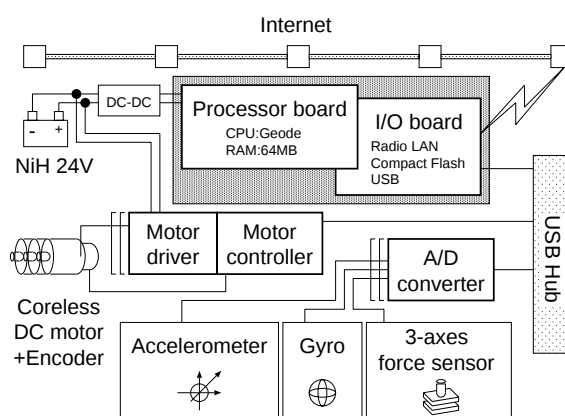


図 76: ロボットのハードウェアシステム

肩付け根部の関節を斜め上方に向けて取り付け (図 73.c), 人間の肩部のように前後・左右方向の回転を干渉させた滑らかな運動を行わせる (図 75)。

図 76 にハードウェアシステムの構成を示す。運動の障害となる外部との接続ケーブルを排除し, 制御 PC, バッテリーを内蔵した自立システムとした。プロセッサボードは CPU に Geode GX1(National Semiconductor) を搭載した CARD-PCI/GX(EPSON) と I/O ボード (富士通オートメーション) とのユニットを採用している。PC は無線 LAN(Melco) によってインターネットに接続しており, 遠隔オペレーションが可能である。また小型 USB Hub(Sanwa) を用いて USB による体内 LAN を構築し, アクチュエータ及びセンサとの通信制御を行う。アクチュエータは, コアレス DC モータをモータコントローラ iMCs01+モータドライバ iMDs03(iXs リサーチ) によって制御する。センサ類は, 角速度計測ジャイロ MG2(MicroStone) 及び加速度計 MA3(Microstone), 3 軸力センサ PicoForce(NITTA) を搭載し, A/D コンバータには iMCs03(iXs リサーチ) を用いる。3 軸力センサは左右各足に 4 個ずつ配置し, 偶力を合成することによって足全体に作用する等価 6 軸力を計算することができる。左右手首にも 1 個ずつ取り付けており, 手先に発生した力を計測することができる。

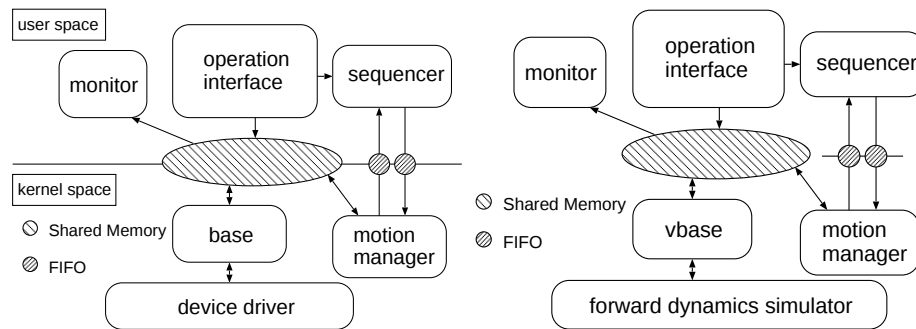


図 77: Z-REVICHs のソフトウェアシステム

実ロボットを用いた実験における危険性・コストを低減するためシミュレーションを併用することが有効だが，それによって作成したソフトウェアを可能な限り変更することなしに実ロボットへと適用できることが望ましい．このような要求の下に開発した制御ソフトウェアシステム Z-REVICHs の構成を図 77 に示す．これはシミュレータ内の仮想ロボットと RTLinux 上で動作する実ロボットとを統一的に制御するシステムであり，シミュレータとの通信モジュールとロボットのデバイスドライバを直接管理するモジュールのみを入れ替えることによってシミュレーション上で検証された制御アルゴリズムの実機システムへの実装を効率的に行うことができる．

6. 倒立振子モデルに基づいた反力操作によるヒューマノイドロボットの高機動化制御 力学系としてのヒューマノイドは，

1. 通常 20 ～ 50 の関節を持つ大自由度系である．
2. 慣性系に固定点を持たない劣駆動系であり，関節に働くトルク (内力) を接地点を介して環境に作用させ，その反作用として受ける外力によって初めて運動が可能になる．
3. 運動に伴い接地状態が次々に変化し，環境と一種の構造可変系を成す．

といった三つの特徴を持つ強い非線形系である．このため，制御の問題には原理的に閉じた解が存在しない．一方でヒューマノイドロボットに求められているのは人間との形態類似性を活かし複雑な環境下で様々なニーズに応える我々の生活支援活動であるが，実環境は予測不可能な要素に富み問題を一層困難なものにしている．

上に記してある通りヒューマノイドの運動制御の鍵となるのは環境から受ける外力の操作である．i) 目的とする運動を遂行するためにどのような外力を得るべきか，ii) どのようにしてその外力を得ればよいか，基本となる運動能力を備えるための問題はこの二点に集約される．本研究ではこれらを解決するために次のような考え方に基づく．

極めて複雑なヒューマノイドの運動も図 78 に示すような重心と外力との関係を抽出した比較的単純なモデルによってその本質的力学特性を表すことができる．ここ

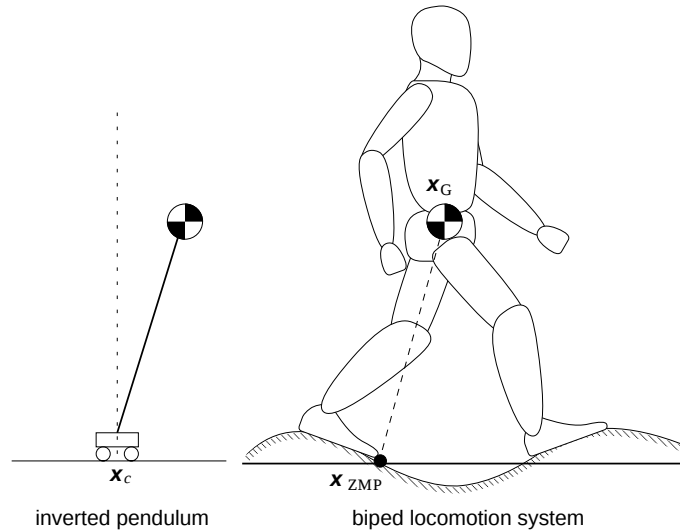


図 78: 倒立振子と二足歩行モデル

で，外力の作用点重心の回りに発生するモーメントの水平成分がゼロとなる（このことから，この点は ZMP，Zero Moment Point と呼ばれる）ことに注意すると，これは重心を先端質量，ZMP を支持点とした倒立振子にモデル化できる．倒立振子は制御理論の検証モデルとして古くから用いられており，様々な制御方法が提案されている．これより，系に与えるべき外力の決定問題は倒立振子の制御と同じ方法を適用することで解決される．

また，この考えに従って決定した外力と等価な内力をどのように計算するかという問題は，倒立振子でモデル化された簡易モデルと多自由度系である実際のヒューマノイドモデルとの間のギャップをどのように補間するかという問題に帰着される．ここで加えられるべき外力によって発生すると考えられる重心加速度は陽に計算できるので，それと等価な全身関節角加速度を計算することができればこの問題は解ける．しかし，多自由度系であるヒューマノイドの厳密な運動方程式はサイズが大きな行列とベクトルによって表されるため，そのまま用いたのでは計算コストが高くなってしまいうという実装上の問題が生じる．そこでこれを一階積分し，系全体に作用する力積と運動量との関係式で置き換える．これは各リンクの局所的なダイナミクスを無視することで計算量を低減しながら系全体の大局的なダイナミクスを確実に捉えようというアプローチである．系の運動量は単純に重心速度にロボットの全重量を乗じたものとなるので重心速度を操作できれば運動方程式に基づいた外力操作の適当な近似となる．本研究では重心速度と全関節角速度とを関係づける重心ヤコビアン的高速な計算法を考案し，これを用いて目標となる重心速度を全関節角速度に分解できることを示した．この分解された目標角速度に従って各関節を制御する．

以上の方法に基づき，次に挙げる三つの制御法を開発した．

1. 二重時間型外乱吸収法

活動する環境についての情報が既知であるという条件の下で全身関節の軌道を予め決定し、それに対応する外力の軌道を力学計算によって求めるという方法を採用すればバラエティに富んだ動きや綿密なパスプランニングに基づいた動きを比較的容易に実現することができる。しかし、環境やロボットのモデル化誤差等に起因する外乱によって計画軌道からのずれが生じるため、これを補償する安定化制御が必要である。脚口ロボットにおける安定化では接地状態を維持するための外力軌道誤差吸収と目的動作遂行のための関節軌道誤差吸収という二つの競合する事項を共に達成しなければならない。しかし、前者に対して後者は比較的遅いタイムスパンで考慮してもよい。この点に着目して多重な時間オーダーの下に両者を解決する二重時間型外乱吸収法を開発した。図 79 は同方法によって生成した歩行運動の様子を示したスナップショットである。

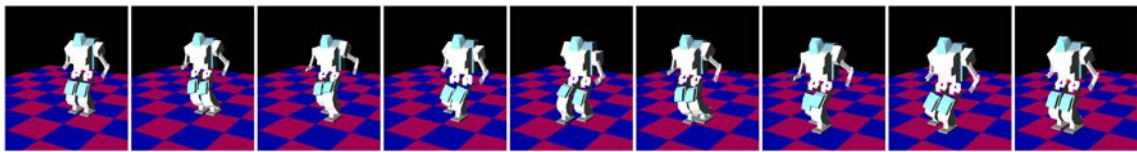


図 79: 二重時間型外乱吸収法による歩行運動

2. 倒立振子モデル型重心制御

前述の方法は環境がほぼ既知であり、かつ外乱が十分小さいことを仮定している。実際の環境は他の移動物や地形の変化などの未知要素に富むためそれらを速やかに回避したり衝撃を柔軟に吸収したりするなど、敏捷性の高い運動が求められる。これを実現するために、関節角の軌道を陽に計画するのではなく、操縦者が重心と足先のおよその目標速度だけを与え倒立振子制御及びマニピュレータ制御に用いられる速度分解法と同様の方法によって全身運動を制御する方法を開発した。図 80 は同方法を用い、踏み換え運動中に横方向に受けた衝撃を吸収する様子を示したスナップショットである。

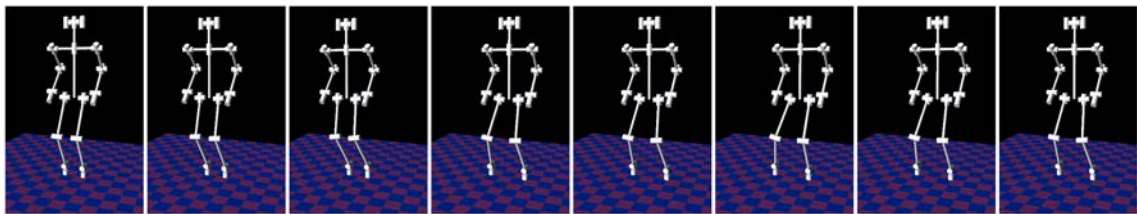


図 80: 踏み換え運動中の衝撃吸収

3. インピーダンススイッチングによる接地状態遷移

倒立振子は支持点の水平位置を操作するものであり重力方向の運動はあまり考慮されない．また，支持点が常に地面との接触を維持するということが前提条件となる．しかし，より大きな衝撃に対し柔軟に振る舞わせる，動作のバラエティを更に充実させる，踏破可能な行動範囲を拡大するためには重力方向の運動制御，特に無接地期間を経由するような運動である跳躍や走行を実現することが求められる．そこで，提案してきた倒立振子モデルを拡張し，軸部分に仮想的なインピーダンス要素を付加した．特に，このインピーダンスを様々な値に切り換えることで系全体の重力方向力学的エネルギーを制御することができるため，十分なポテンシャルエネルギーを発生させて跳躍させたりコンプライアンス特性を与えて着床時の衝撃を吸収したりすることが可能となった．図 80 は同方法によって跳躍運動を実現する様子を示したスナップショットである．

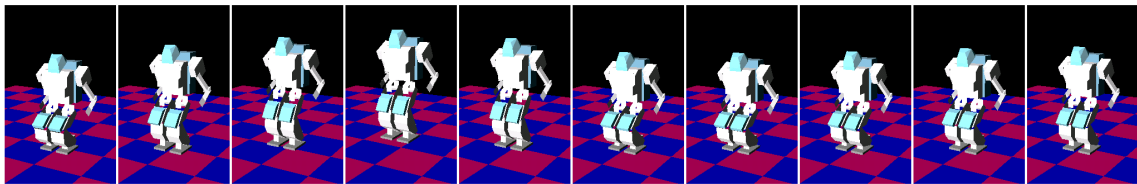


図 81: インピーダンスの変更による跳躍動作

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

本研究では，二重面ジョイントとバックラッシュクラッチを開発し，これらを用いた股関節機構，膝関節機構を設計・試作した．これらの機構を用いることで以下の結果を得た．

1. 二重球面ジョイントを用いた股関節機構は従来の機構と同様の自由度範囲で腰関節機構の機能を有する．これにより，二重球面ジョイントによる股関節機構を用いたヒューマノイドロボットは膝を曲げる必要なく上半身の重心を制御でき，膝を曲げない歩行運動が実現可能である．
2. バックラッシュクラッチを用いた膝関節機構は，零トルク伝達特性（フリー状態）と高トルク伝達特性の両方を実現する．これにより，この膝関節機構はロボットの身体と環境との力学的な相互作用を可能とし，重力の運動に従った省エネルギーな運動，身体の力学に従った独自の運動を実現可能である．
3. 2 自由度制御系を用いることで，バックラッシュクラッチの制御アルゴリズムを提案した．目標入力の切り替えにより，3 つの制御モードの切り替えを行い，クラッチオン / オフのスムーズな切り替えを実現した．
4. 提案した 2 つの機構に加え，これまでに開発してきたサイバネティックショルダを用いることで全身型ヒューマノイドロボットを開発した．このヒューマノイドロボットは機構的な特徴のみならず，身体にマグネシウム合金による铸造部品を用いることで，軽量化・高剛性化を実現している．

また，運動制御実験のための小型高機動ヒューマノイドロボットを開発し，倒立振子モデルを用いた制御法について述べた．

参考文献

- [1] K. Kaneko, S. Kajita, F. Kanehiro, K. Yokoi, K. Fujiwara and H. Hirukawa, T. Kawasaki, M. Hirota and T. Isozumi : Design of Advanced Leg Module for Humanoid Robotics Project of METI, Proc. of Int. Conference on Robotics and Automation, pp.38–45, 2002.
- [2] T.McGeer : Passive Walking with Knees, Proc. of IEEE Robotics and Automation Conference, pp.1640–1645, 1990.
- [3] M.Okada, Y.Nakamura and S.Hoshino : Development of the Cybernetic Shoulder –A Three DOF Mechanism that Imitates Biological Shoulder-Motion –, Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS'99), pp.543–548, 1999.

5.5 不連続位相変化をする非線形振動子を用いた歩行制御 (土屋グループ)

(1) 実施の内容

脚歩行ロボットは回転ジョイントで結合された多数のリンクから構成される機械システムである．脚歩行ロボットの歩行運動は，多自由度機械システムのリズム運動であり，脚歩行ロボットの歩行制御は，多自由度機械システムのリズム運動の制御である．二脚歩行ロボットは歩行中に静的に不安定な姿勢をとる場合がある．この種の歩行は動的歩行と呼ばれる．本研究では，二脚歩行ロボットの歩行制御を扱うが，特に動的歩行の歩行制御を行なう．多自由度機械システムの運動制御に対して，モデルベース制御法に基づいた制御系が開発されている [1]．この制御系は運動計画系と運動制御系から構成されている．運動計画系では機械システムの基準運動が生成され，運動制御系ではその基準運動を実現するように各自由度が制御される．モデルベース制御法に基づいて脚歩行ロボットの歩行制御系を次のように構成することができる．運動制御系は歩行ロボットの安定で周期的な基準歩行運動に対応した各回転ジョイントの基準回転角をエンコードした周期時間関数系から構成される．一方，運動制御系は各回転ジョイントの基準回転角を指令値として，各回転ジョイントに取り付けられたモータを制御する局所フィードバック制御系から構成される．この制御系は外乱に対してロバストでなく，また環境の動的変化に対して適応できない．これらの弱点を克服する方法として次の2つの方法がある．一つは運動制御系を修正する方法である．即ち，ジャイロセンサー信号，足先に取り付けられた接地センサー信号など外界センサー信号を用いて各ジョイント回転角の

フィードバック制御系の指令値を修正する．他方は，運動計画系を修正する方法である．即ち，運動計画系をある力学系で構成する [2] , [3] ．その力学系の状態を用いて歩行ロボットの基準歩行運動，各回転ジョイントの基準回転角をエンコードする．この力学系に外界センサー信号を入力し，力学系の状態を環境の動的変化に対応して変化させる．その結果，環境の動的変化に対応した基準歩行運動，基準回転角が生成される．我々は後者の方法を用いて二脚歩行ロボットの歩行制御系を開発してきた [4] , [5] ．即ち，運動計画系を運動生成系と軌道生成系から構成する．運動計画系はリミットサイクルを持つ非線形振動子から構成する．各非線形振動子は相互作用項とともに，足先に取り付けられた接地センサー信号からの入力項を持つ．その結果，各非線形振動子は環境の動的変化に対応した状態変化をする．一方，軌道生成系は各回転ジョイントの基準回転角に対応する非線形振動子の位相角の関数として表現する関数系で構成される．本研究において我々は非線形振動子を用いた二脚歩行ロボットの歩行制御系を開発した．そしてその有効性を数値シミュレーションおよびハードウェア実験により検証した．

力学モデル

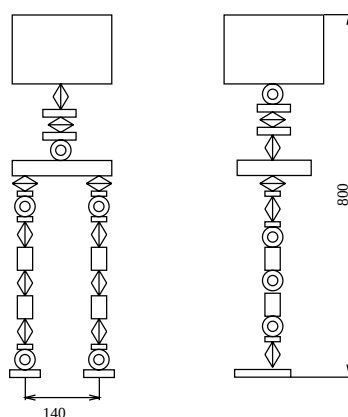


図 82: 二脚歩行ロボットのモデル (1)

図 82 , 83 に示すような 2 種類の二脚歩行ロボットを考える．図 82 のロボットは 4 つのリンクを持つ胴体と 6 本のリンクから構成される 1 対の脚から構成される．一方，図 83 のロボットは，胴体と， 4 本のリンクから構成される 1 対の腕， 6 本のリンクから構成される 2 本の脚から構成されている．

図 82 のモデルにおいて，各リンクは 1 自由度回転ジョイントにより結合されている．左右の脚にそれぞれ，脚 1 ，脚 2 と番号を付ける．本体のジョイントおよびリンクに上から順にジョイント 1 ， 2 ， 3 ，およびリンク 1 ， 2 ， 3 と番号を付ける．同様に脚のジョイントおよびリンクに胴体側から足先に向かってジョイント 1 ， 2 ， $\dots$ ，リンク 1 ， 2 ， $\dots$ と番号を付ける．

図 83 のモデルにおいて各リンクは 1 自由度の回転ジョイントによりお互いに結合されている．上記と同様に，脚および腕に番号を付ける．

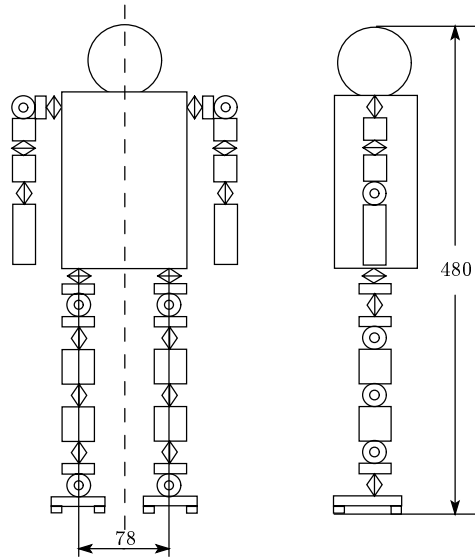


図 83: ヒューマノイド型歩行ロボットのモデル (2)

図 82 のモデルと図 83 のモデルは共に脚の自由度配置は同じであり，6 自由度を有する．図 82 のモデルは，胴体に roll, yaw pitch 軸それぞれに対応した自由度を有しており，胴体の姿勢運動を脚の運動とは独立に制御することが可能となっている．これに対して，図 83 のモデルは，胴体に自由度を持っていないため，胴体の姿勢運動の制御と脚の運動とは独立に制御を行なうことができない．すなわち，脚の運動は胴体の姿勢運動と運動学的に連成するため，歩容と胴体の姿勢運動の双方を独立に指定することができない．このロボットの胴体の姿勢の制御は，脚の関節の自由度を制御することにより実現される．

歩行制御

提案する制御系の構成を図 84 に示す．この制御系は運動計画系と運動制御系から構成される．運動計画系は，運動生成系と軌道生成系から構成されている．運動生成系は非線形振動子系で構成されており，非線形振動子系は振動子間の相互作用と足先に備え付けられた接地センサーからのフィードバック信号によりその振動位相を調整する．軌道生成系は振動子の位相に対応した各ジョイント角の基準運動をエンコードする．得られた各ジョイント角の基準運動は，運動制御系に指令値として与えられる．運動制御系のモータ制御系は軌道計画系で生成された目標軌道を実現するように全てのジョイントモータを制御する．

二脚歩行ロボットの運動を 2 本の脚，2 本の腕の先端の運動および本体の姿勢運動で指定する．運動生成系は 2 種類の振動子系で構成される（図 85）．一つは脚の運動に対応した運動振動子であり，他方は振動子間の結合を行なう中間振動子である．二脚歩行ロボットに対して，その脚，腕，胴体の運動に対応した 5 個の運動振動子と 1 個の中間振動子によりネットワークを構成する．歩行運動を指定する運動の基準運動は対応する運動振動子の位相を用いて表現する．二脚歩行ロボットに対して，各脚の先端の基準運動は次のように与えられる．脚の先端の運動に対し，2

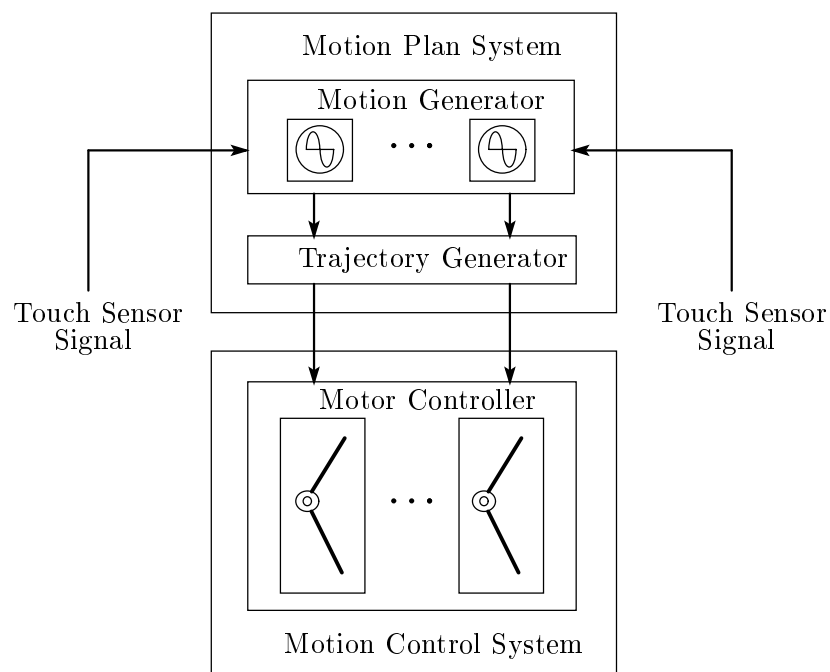


図 84: 歩行制御系構成

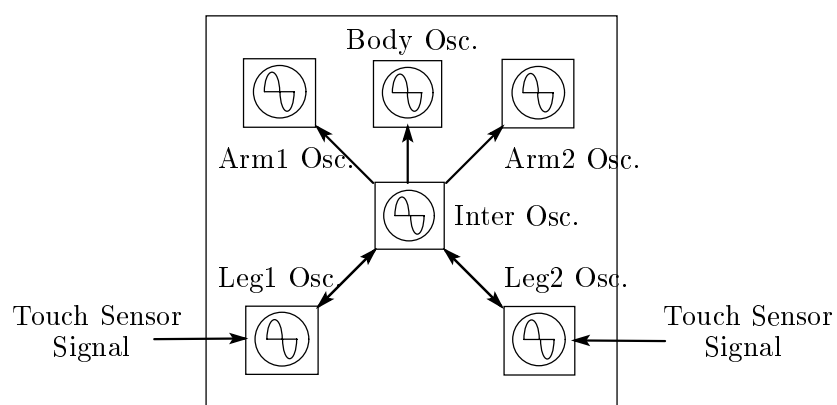


図 85: 運動生成系

個の基準軌道を与える．一つは遊脚相の基準軌道であり，他方は支持脚相の基準軌道である（図 86）．脚 i の本体から見た先端の位置に対して，代表点を 2 点 $r_{AEP}^{(i)}$, anterior extreme position (AEP) and $r_{PEP}^{(i)}$, posterior extreme position (PEP) を定義する．遊脚相における基準軌道 $\eta_{Sw}^{(i)}$ は AEP, PEP を含む閉曲線である．一方，支持脚相における基準軌道 $\eta_{Sw}^{(i)}$ は AEP, PEP を含む直線である．これらの 2 つの基準軌道は AEP, PEP で切り替えられる．即ち，AEP で遊脚相の基準軌道から支持脚相の基準軌道に切り替えられ，PEP で支持脚相の基準軌道から遊脚相の基準軌道に切り替えられる．さらに，腕の先端の基準軌道，本体の基準姿勢運動は対応する運動振動子の位相の閉曲線と与えられる．軌道生成系において，逆運動学を用いてこれらの基準運動から各関節の回転角が求められる．これらの関節回転角は各関節のモータ制御系の指令値として運動制御系に送られる．二脚歩行ロボットに対しては，胴体の姿勢の基準運動は次のように与えられる．まず，胴体の基準姿勢運動は，中間振動子の位相の関数として調和関数を用いて表現する．胴体の pitch 軸回りの基準姿勢運動においては，姿勢運動の振幅，中間振動子との位相差および胴体の前傾角あるいは後退角のバイアス量が設計パラメータとなる．一方，胴体の roll 軸および yaw 軸回りの基準姿勢運動は，姿勢運動の振幅および中間振動子との位相差が設計パラメータとなる．

Trajectory in swinging phase Trajectory in supporting phase

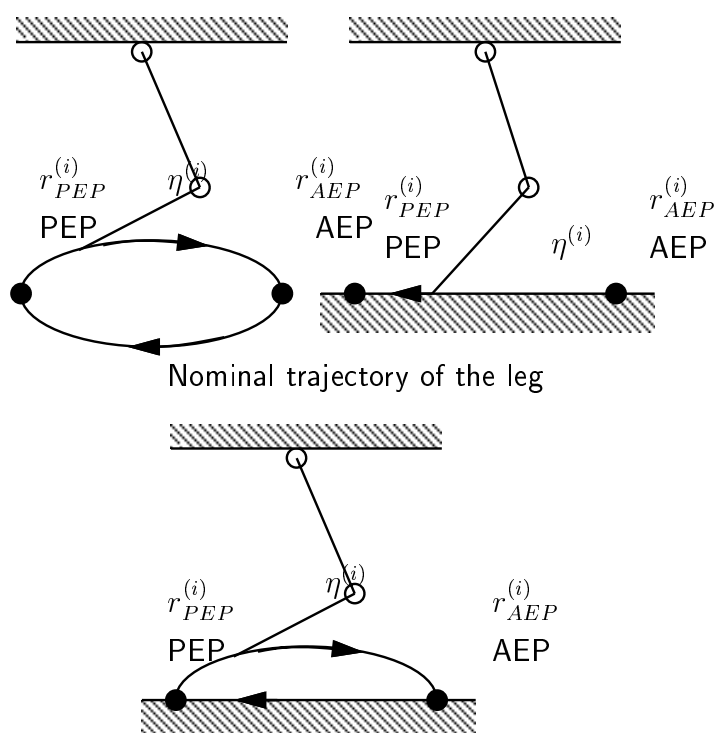


図 86: 脚先の軌道

運動生成系の振動子のダイナミクスは次のように設計される．振動子のダイナミ

クスは位相ダイナミクスで与えられる [6] .

$$\dot{\phi}^{(i)} = \omega + g^{(i)} \quad (120)$$

ここで, $\phi^{(i)}$ は振動子 i の位相, ω は振動子の角速度, $g^{(i)}$ は他の振動子や環境からの影響項である. 各振動子はそれぞれお互いに相互作用をする (図 85). 二脚歩行ロボットにおいては, 脚の運動に対応する振動子はそれぞれ中間振動子を双方向の相互作用を持つ. 腕の運動, 本体の姿勢運動に対する運動振動子は中間振動子の影響を受ける. これらの相互作用は振動子間に固有の位相関係を形成する. その結果, 二脚歩行ロボットは固有の歩行パターンを形成する.

一方, 脚の運動に対応する振動子はそれぞれ対応する脚の足先に取り付けられた接地センサー信号の入力を受ける. 即ち, 接地センサー信号が入力した瞬間に位相は基準軌道における AEP での値にジャンプする. それとともに基準軌道が遊脚相の軌道から支持脚相の軌道に切り替えられる. これは, 接地センサー信号によって, 振動子は環境変化に対応して位相を調整することを意味する. その結果, 振動子間の位相関係は環境変化に対応して変化する. これに伴い, 軌道生成系から運動生成系に送られる指令値も変化する. その結果, 二脚歩行ロボットは環境変化に適応した歩行パターンを形成する.

数値シミュレーション

提案する制御系の有効性, 特に環境変動に対する歩行運動の適応性を検証するため, 数値シミュレーションを行なった. 数値シミュレーションに用いた二脚歩行ロボットのモデルは, 図 83 のモデル (HOAP - 1) である. 全関節の基準軌道は, 二脚歩行ロボットがある固定された環境で安定に歩行することができるように決定した. 提案する制御系の効果を比較検証するため, 位相調整機構を持たないモデルベース制御系による運動もシミュレーションを行なった. 環境変化として, 基準歩幅を変化させることで基準歩行速度を変化させた. 結果を図 87 に示す. この図は歩行周期, 即ちここでは左足が接地する毎の時間間隔を表している. この図から, 提案する制御系では歩行周期を変化させることにより広い歩行速度領域で安定な歩行を実現できていることが判る. この結果から, 提案する制御系において, 接地センサー信号によって歩行速度に対応して振動子の位相が調整されることにより, 振動子間の位相関係は歩行速度に対応して変化し, これに伴い, 軌道生成系から運動生成系に送られる指令値も変化する. その結果, 二脚歩行ロボットは歩行速度の変化に適応した歩行パターンが形成されることが検証された.

ハードウェア実験

提案する制御系の性能を評価するため, 2 種類のハードウェアモデルを用いてハードウェア実験を行なった. 一つは, 富士通オートメーション製の HOAP - 1 と呼ばれる小型ヒューマノイドロボットであり, もう一つは我々が開発した二脚歩行ロボットである.

- HOAP - 1 の構成

図 88 はヒューマノイド型の二脚歩行ロボットの実験装置の写真である．実験装置の仕様は以下の通りである．ホスト PC の CPU は Celeron 1GHz であり，使用した OS はリアルタイム Linux である．ホストコンピュータとロボットは USB にて通信する．ホストコンピュータは制御プログラムの開発，実行および実験データの解析に用いた．制御プログラムはホスト PC 上で動作する．ロボットには，インテリジェントモータドライバが搭載されており，ホスト PC からの関節角度指令を受け取り各関節モータを駆動する．各関節角はポテンシオメータにより検出され，ホスト PC に送られる．ロボットの足先に取り付けられた接地センサー（反力センサー）の信号は，AD コンバータを介して検出され，ホスト PC へフィードバックされる．

- HOAP - 1 を用いた実験

小型ヒューマノイドロボット・HOAP - 1 を用いて，歩行中に基準歩幅を次第に変化させることにより歩行速度を変化させていった場合の歩行実験を行なった．結果を図 89 に示す．この図は中間振動子の振動周期の時間履歴を表している．

この図から，提案する制御系を搭載した二脚歩行ロボットは環境変化に対応してその歩行周期を調整することにより安定な歩行を実現していることが判る．この結果において，歩幅が増加するに従い歩行周期が調整されていく様子は，数値シミュレーションと定性的に合致しており定量的にもほぼ一致している．

- 開発したハードウェアモデルの構成

図 90 は開発した二脚歩行ロボットのハードウェア実験装置の写真である．図 91 はハードウェア実験装置のブロック構成を表す．実験装置の仕様は以下の通りである．ホスト PC およびロボットに搭載したコントローラの CPU はそれぞれ Pentium III 1GHz と Pentium III 850MHz であり，使用した OS はリアルタイム Linux である．ホストコンピュータと搭載コントローラは 100BASE-TX 規格のイーサネットにて通信する．ホストコンピュータは制御プログラムの開発および実験データの解析・モニタに用いた．制御プログラムは搭載コントローラ上で動作する．コントローラは光学エンコーダ用カウンタを介してロボットのジョイント角を検出する．モータへの指令値はコントローラからモータドライバへ与えられる．ロボットの足先に取り付けられた接地センサー（反力センサー）の信号は，AD コンバータを介してコントローラへフィードバックされる（ハードウェア仕様の詳細は付録を参照のこと）

- 開発したハードウェアモデルでの実験

図 92 はロボットの平地での定常歩行運動中の歩行周期を表わす．図 92 (a), (b) はそれぞれデューティ比 $\hat{\beta} = 0.70$ (5.36 [cm/sec]) ， $\hat{\beta} = 0.50$ (12.5 [cm/sec]) の場合であり歩行速度に関して 2 倍以上の相違がある場合を選んである．図中の破線は，その基準デューティ比における基準歩行周期を示している．この図から，提案する制御系を搭載した二脚歩行ロボットが 2 倍以上の異なる歩行速度に対しても，歩行周期を適切に調整することにより安定な歩行を実現していることが判る．

図 93 は平地での定常歩行運動中の左脚足先に働く地面からの反力の時間履歴を表す．この図から，提案する制御系を搭載したロボットは，足先の着地の瞬間において遊脚相から支持脚相への切り替えを環境に応じて適切に行なうことにより大き

な衝撃力もバウンドも起こすことなく安定な歩行を実現していることが判る．
開発したハードウェアモデルの仕様

機構

開発した二脚ロボットは，脚に 6 自由度，胴体に 3 自由度を持つ．各関節は，モジュール構造とし，各アクチュエータモジュールを構造材で結合することによりロボット全体の構造を作っている．最上部胴体（胸部）には，コントローラ，モータドライバ，D/Aコンバータボードなど電子回路一式が格納されている．また，各関節の可動範囲を以下に示す．

関節名	可動範囲 ([deg])
胴体 pitch 方向	± 20
胴体 yaw 方向	± 30
胴体 roll 方向	± 20
脚部第 1 関節 (yaw)	± 45
脚部第 2 関節 (roll)	± 30
脚部第 3 関節 (pitch)	前 60 後 60
脚部第 4 関節 (pitch)	前 0 後 120
脚部第 5 関節 (pitch)	前 60 後 60
脚部第 6 関節 (roll)	± 30

アクチュエータモジュール

各アクチュエータモジュールは，モータとハーモニックギア，光学式エンコーダから構成され，モータの駆動力は，ベルトドライブによりギアに伝達される構造とした．各構成要素を以下の表にまとめた．

要素	規格	型番	メーカー
モータ	定格 18 [W]	NC-256401	千葉精密製
ギア	ギア比 110:1	FB-14-110-2-R	ハーモニックドライブシステムズ製
エンコーダ	500 [P/R]	OME-500-2MCA	日本電産ネミコン製

外界センサ

外界センサとしては，各脚の裏に接地を検出するための反力センサが搭載された．反力センサとして，共和電業製の小型ロードセル（型番：LM-20KA，定格測定荷重 200[N]）を各足裏に 4 個ずつ配置した．

D/Aコンバータボード

今回開発したロボットの自由度が多いため，コントローラからモータドライバへモータのトルクコマンドを送る D/Aコンバータボードは，コンパクトでありかつ多チャンネルであることが要求されたため，我々自身で開発を行なった．開発した D/Aコンバータボードの仕様を以下の表に示す．

項目	内容
ボードサイズ	80 [mm] × 100 [mm]
チャンネル数	8 [CH/ボード]
分解能	12 bit
レンジ	0 ~ 10 [V], -5 ~ 5 [V] チャンネル毎に選択可能
使用IC	アナログデバイセス製 AD7247AAR
インターフェース	PC104 バスサブセット

カウンタボード

今回開発したロボットの自由度が多いため、関節のアクチュエータモジュールに搭載された光学式エンコーダからのパルスをカウントし、各関節の回転角をコントローラに送るカウンタボードは、D / A コンバータボードと同様にコンパクトでありかつ多チャンネルであることが要求されたため、我々自身で開発を行なった。開発したカウンタボードの仕様を以下の表に示す。

項目	内容
ボードサイズ	80 [mm] × 100 [mm]
チャンネル数	8 [CH/ボード]
レンジ	24 bit
使用IC	コスモテックス製 PCC130
インターフェース	PC104 バスサブセット

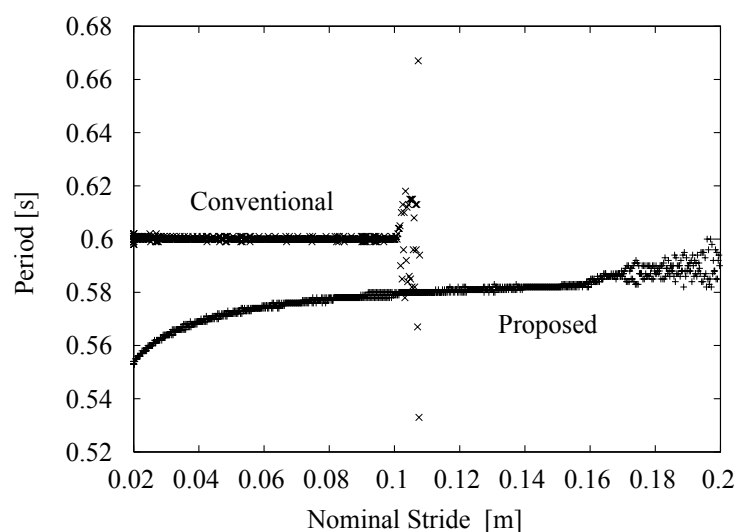


図 87: 歩行周期



図 88: ヒューマノイド型歩行ロボット, HOAP-1 (富士通オートメーション製)

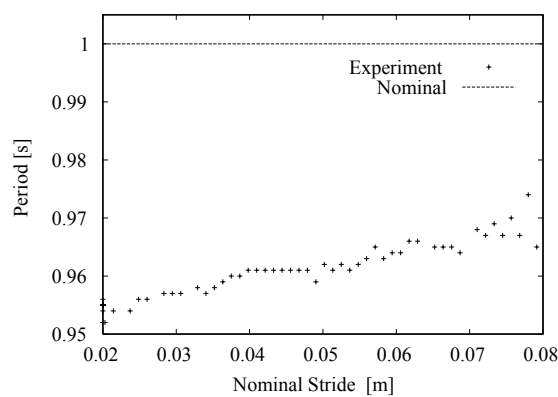


図 89: 歩行周期

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

本研究では、二脚歩行ロボットの歩行制御、特に動的歩行の歩行制御系の開発を行なった。脚歩行ロボットの動的歩行の制御に対して、従来よりモデルベース制御法に基づいた制御系が開発されてきた。この制御系は運動計画系と運動制御系から構成されている。運動計画系では機械システムの基準運動が生成され、運動制御系ではその基準運動を実現するように各自由度が制御される。この制御系は外乱に対してロバストでなく、また環境の動的変化に対して適応できない。これらの弱点を克服する方法として運動計画系をある力学系で構成する方法が考えられる。その力学系の状態を用いて歩行ロボットの基準歩行運動、各回転ジョイントの基準回転角をエンコードする。この力学系に外界センサー信号を入力し、力学系の状態を環境の動的変化に対応して変化させる。その結果、環境の動的変化に対応した基準歩行運動、基準回転角が生成される。我々はこの方法を用いて二脚歩行ロボットの歩行制御系を開発してきた。即ち、運動計画系を運動生成系と軌道生成系から構成する。運動計画系はリミットサイクルを持つ非線形振動子から構成する。各非線形振動子は相互作用項とともに、足先に取り付けられた接地センサー信号からの入力項

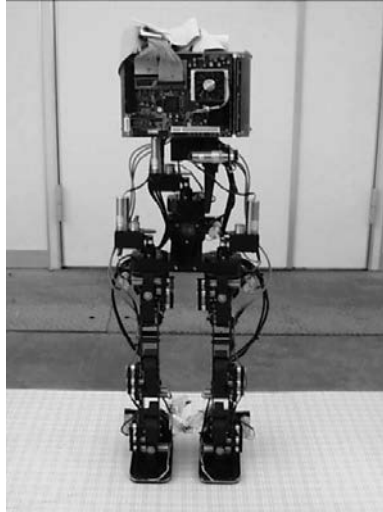


図 90: 二脚歩行ロボットのハードウェア実験装置概観

を持つ．その結果，各非線形振動子は環境の動的変化に対応した状態変化をする．一方，軌道生成系は各回転ジョイントの基準回転角に対応する非線形振動子の位相角の関数として表現する関数系で構成される．本研究において我々は非線形振動子を用いた二脚歩行ロボットの歩行制御系を開発した．そしてその有効性を数値シミュレーションおよびハードウェア実験により検証した．

参考文献

- [1] An C.H., Atkeson C.G., and Hollerbach J.M. : Model-based control of a robot manipulator, MIT Press, 1988
- [2] Ijspeert A.J., Nakanishi J. and Schaal S. : Trajectory Formation for Imitation with Nonlinear Dynamical Systems, Proc. IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems (IROS 2001), pp.752–757, 2001
- [3] Ijspeert A.J., Nakanishi J. and Schaal S. : Learning Rhythmic Movements by Demonstration using Nonlinear Oscillators, Proc. IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems (IROS 2002), pp.958–963, 2002
- [4] Tsujita K., Tsuchiya K. and Onat A. : Adaptive Gait Pattern Control of a Quadruped Locomotion Robot, Proc. IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems (IROS 2001), pp.2318–2325, 2001
- [5] Tsuchiya K. Aoi S. and Tsujita K. : Locomotion Control of a Biped Locomotion Robot using Nonlinear Oscillators, Presented at IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003), 2003

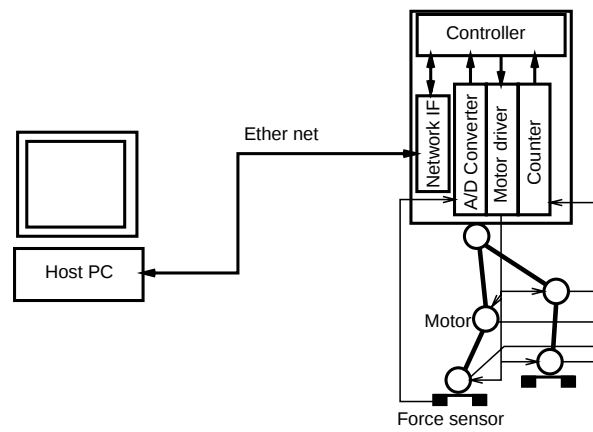


図 91: ハードウェア構成

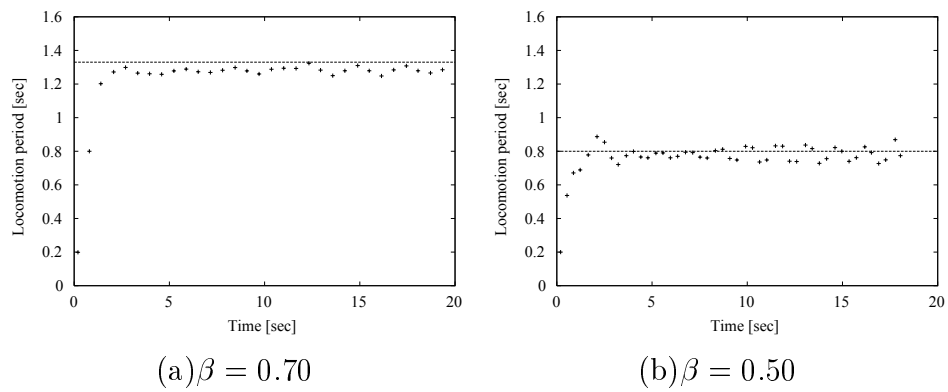


図 92: 歩行周期

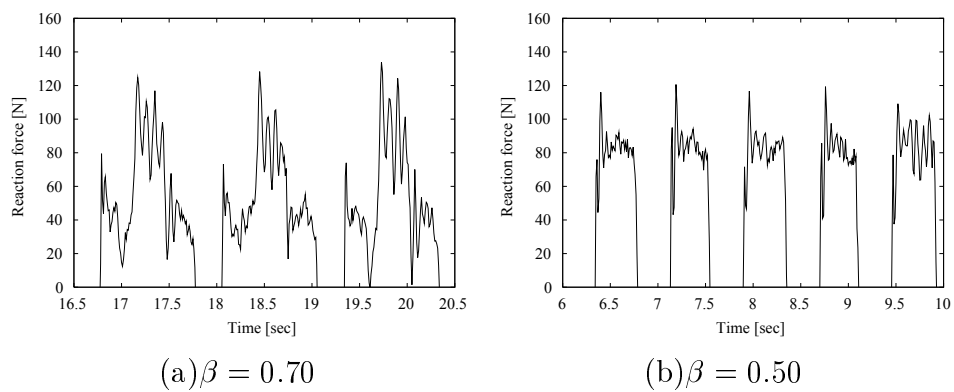


図 93: 床から足先への反力

- [6] Kuramoto Y. : Chemical Oscillations, Wave and Turbulence, Springer, Berlin, 1984

5.6 ヒューマンフィギュアの力学計算と行動計測 (中村グループ)

(1) 実施の内容

1. 研究の目的 ヒューマノイドは運動の自由度 (=関節数+腰の自由度 6) に対し駆動できる自由度数 (=関節数) が少ないため、任意の運動を実現できるわけではない。また 20 以上の自由度を持ち全身運動の作成は難しく、モーションキャプチャや数値的な生成法に頼っているのが現状であり、目的に応じて柔軟に運動を変更することはできない。そのため、直感的に多数の自由度を操作できるインタフェースや、力学的に実現可能な運動を自動的に生成する方法が望まれている。

脳型情報処理の研究においては、出力である運動だけではなく入力となる視覚・体性感覚などの感覚情報を同時に計測・計算することが重要となる。商用のモーションキャプチャシステムは運動を計測することを目的としており、感覚情報を計測できるものはない。また、計測されるデータはヒューマノイド程度の自由度のリンクモデルに適用されるのが普通で、体性感覚のような情報を計算することはできない。さらに、商用システムでは独自にハードウェアを追加したりソフトウェアを改良したりするのは難しい。

本研究では、以上の問題を解決するために以下の計算法・システムを開発した。

- 並列高速動力学計算法：力学を考慮した運動生成の基礎となる。また、これを高速化することによりヒューマノイドの動力学シミュレーションや制御のための計算も高速に行うことができる。
- 力学的整合性を考慮したヒューマンフィギュアの運動生成法：モーションキャプチャデータを使うことにより、人間の運動に近く、かつ力学的に実現可能な運動を生成できる。
- 逆運動学計算を用いた直感的な運動生成法：従来の逆運動学計算法を拡張し、1 個のリンクの軌道を指定するだけでヒューマンフィギュアの自然な全身運動を計算する方法を開発した。
- ビヘイビアキャプチャシステム：独自に開発したモーションキャプチャシステムに、フォースプレート、アイマークレコーダなどの計測機器を組み合わせ、同時計測できるようにした。
- ヒトの筋骨格モデルの力学計算法：ヒューマノイド用に開発した計算法を拡張し、多数の筋・腱と骨で構成されたモデルの力学計算を行い、体性感覚の計算を可能とした。

本報告では、以上の成果の概要をまとめる。

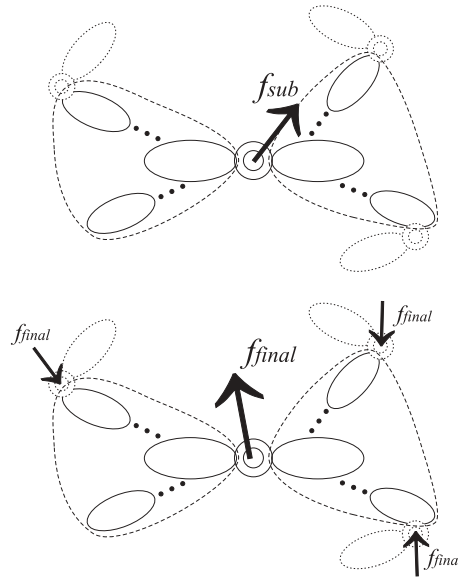


図 94: 手順 1.(上) と 2.(下) の概念図

2. 並列高速動力学計算法の開発 ヒューマンフィギュアは一般に 20 から 50 程度の自由度数を持つ。リンク機構の順動力学計算法の研究は従来から盛んに行われているが、自由度数を N としたとき N の 3 乗に比例する計算量が必要であることが多く、自由度数の多いヒューマンフィギュアでは計算量が膨大になる。本研究では並列計算を用いて、ヒューマンフィギュアにも適用可能で計算時間が $\log N$ に比例する高速計算法を開発した。

計算法の概要 本計算法は以下の 4 つの手順からなる。

1. 個々のリンクがばらばらの状態から図 94 上のように順次関節を追加していき、その時点でリンク間の関節において働く拘束力 f_{sub} を仮想仕事の原理によって求める。この処理中に現れるリンク機構をここでは部分リンク機構と呼ぶ。 f_{sub} は、最後に追加された関節を除いて部分リンク機構における拘束力であり、対象とするリンク機構におけるものではない。
2. 図 94 下のように 1. とは逆の順序で関節を除いていき、各関節における最終的な拘束力 f_{final} を計算する。これは先に計算された f_{final} の影響を f_{sub} に足しこんでいくことにより行う。
3. 以上で各リンクに働く外力はすべて求められたので、これを用いてリンクの加速度を計算する
4. 各関節の両側のリンクの加速度を用いて、関節加速度を計算する

手順 1, 2 において、独立した部分リンク機構を作成または分解する計算は並列に行うことができる。これを利用して並列計算を行うと、 N 個のリンクがあるとき全体の計算時間を $O(\log N)$ に短縮することができる。

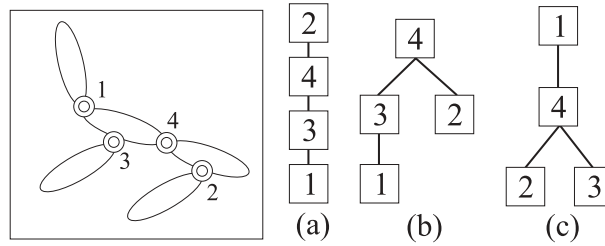


図 95: 関節追加の順序を表現する 2 分木

処理順序の最適化 本稿では手順 1.2 で関節を処理する順序を図 95(a)–(c) のような 2 分木で表現する．各ノードは，それより下にある関節すべてを含む部分リンク機構を表す．例えば，図 95(b) のノード 3 は関節 1, 3 で接続された 3 リンク機構を表し，これと関節 2 で接続された 2 リンク機構を関節 4 でつなぐことによって対象となるリンク機構を得る．

2 分木が与えられると，手順 1. では 2 分木の下関節から順に，手順 2. では上の関節から順に処理していけばよいので，計算の手順が一意に定まる．したがって，最適な 2 分木を得ることが計算時間を短縮するポイントとなる．全体の計算量とアルゴリズムの並列性それぞれの観点から 2 分木を最適化すると以下ようになる．

1. 総計算量：新しい関節を追加するときに必要な計算量は，その関節の両側のリンクに接している関節の数に依存するから，総計算量を最小化するにはリンク列の端から順に処理するのがよい．この方針で順序を決定すると，図 95(a) のように枝分かれをできるだけ少なくした 2 分木が得られる．シリアル計算時にはこのときもっとも計算時間が短くなる．
2. 並列性：処理順序を表す 2 分木において，ある関節から分岐している 2 つの関節以下の機構は力学的に独立であり，並列に処理することができる．したがって，十分な数のプロセスが存在するとすれば，並列計算時の総計算時間を最短にするにはできるだけ横に広がった 2 分木を構成すればよい．図 95(b)(c) の 2 分木は並列計算時にはほぼ同じ計算時間となる．

図 96 に，8 リンク 7 関節シリアル機構についてシリアル計算・並列計算それぞれに最適化された 2 分木を示す．一般に，理想的な 2 分木が構成されると並列計算を行ったときの総計算時間は $O(\log N)$ である．

シミュレーション例 上記計算法を 8 ノードのクラスタ上に実装し，8 から 32 リンクのシリアル機構の順動力学計算をさまざまなプロセス数で行ったときの計算時間を表 3 に示す．各ノードは PentiumIII 1GHz であり，高速ネットワーク Myrinet で接続されている．

図 97 に 40 自由度のヒューマンフィギュアが初め両手で，途中から左手だけでぶらさがる運動をシミュレートした様子を示す．シリアル計算を行ったとき 1 回の加速度計算に必要な計算時間は，何もつかんでいないとき約 5.1ms，片手でぶらさがって

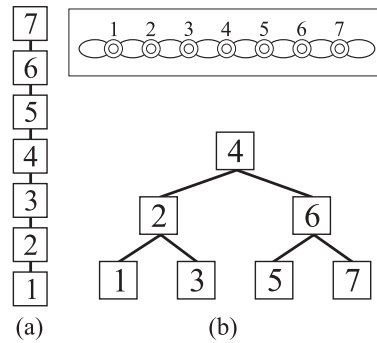


図 96: 7 関節シリアル機構に対して最適化された 2 分木; (a) 直列計算用, (b) 並列計算用

表 3: シリアル機構に対する計算時間 (ms)

links	8	16	32
1 procs	1.31	2.75	6.08
2 procs	0.984	1.87	3.93
4 procs	0.897	1.70	3.39
8 procs	—	1.57	2.90
4 procs*	—	1.58	3.16

いるとき約 6.3ms, 両手でぶらさがっているとき約 7.2ms(PentiumIII1GHz)であった。また, 片手でぶらさがっているときのシリアル計算に最適化された 2 分木を図 98 に示す。人間のような木構造では, 特に並列計算を意識した順序でなくともある程度の並列計算が可能であることがわかる。

3. 力学的整合性を考慮した運動生成法の開発

力学フィルタ 力学フィルタとは, ロボットに要求する運動が力学的に実現不可能であるとき, もとの運動に修正を加えることによって力学的整合性を満たす運動に変換する機能である。ある特定のロボットに対して力学的整合性を満たすように生成された運動は, 別のロボットに対しては力学的に実現不可能であるかもしれない。また, 複数の運動の補間などによってできた運動では力学的整合性が失われている可能性がある。このような場合に力学フィルタを用いて運動を修正し, 力学的整合性を満たす運動を生成することができれば, 既存の運動データの適用範囲が格段に広がることを期待される。

従来の研究でも力学フィルタの一形態とみなすことのできるものが実現されている。しかし, 人間やヒューマノイドのように自由度の大きい系の最適化問題は非常に複雑であり, 解を得るまでに長い時間がかかることが多い。実際の環境ではロボットの動作をあらかじめ決めておくことはできないため, 力学フィルタは汎用性と高

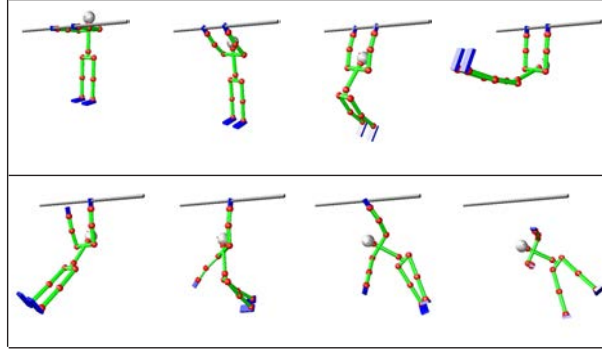


図 97: 40 自由度ヒューマンフィギュアのシミュレーション例

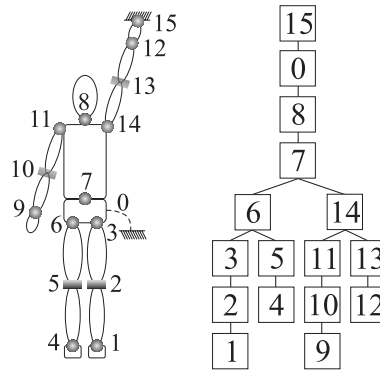


図 98: 図 97 のヒューマンフィギュアに対して最適化されたスケジューリング

速性を持っていることが望ましい．本研究では，モーションキャプチャなどにより得られた力学的に実現不可能な運動を実現可能な運動に変換する力学フィルタを開発した．この力学フィルタはグローバルな最適化を行わないため，運動を逐次リアルタイムで入力することができ，高いインタラクティブ性を持つ．

拘束運動の方程式 ヒューマノイドは接触などにより環境から拘束を受けながら運動することが多い．拘束力を考慮した運動方程式は以下のように表される．

$$\begin{pmatrix} \mathbf{A} & -\hat{\mathbf{H}}_C^T & -\mathbf{H}_J^T \\ \mathbf{H}_C & \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \ddot{\boldsymbol{\theta}}_G \\ \boldsymbol{\tau}_C \\ \boldsymbol{\tau}_J \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\mathbf{b} \\ -\dot{\mathbf{H}}_C \dot{\boldsymbol{\theta}}_G \end{pmatrix} \quad (121)$$

A : リンク系の慣性行列
 b : 速度項, 重力項
 θ_G : リンク系の一般化座標
 τ_J : 関節トルク
 τ_C : 拘束力
 $H_J = \partial \theta_J / \partial \theta_G$
 $H_C = \partial \theta_C / \partial \theta_G$
 θ_J : 駆動関節の関節値
 θ_C : 拘束点の位置・姿勢

関節トルク τ_J が既知であるとすれば式 (121) は一意な解をもつので, 加速度を計算して動力学シミュレーションを行うことができる. ここでは同じ式を, 加速度 $\ddot{\theta}_G$ ・関節トルク τ_J ・拘束力 τ_C の空間の中で力学的に実現可能な運動の集合を与える式とみなし, これを用いて力学フィルタを実現する.

力学フィルタの実現 運動データから得られる加速度 $\ddot{\theta}_G^d$ は式 (121) を満たすとは限らない. そこで $\ddot{\theta}_G = \ddot{\theta}_G^d + \Delta \ddot{\theta}_G$ として式 (121) を満たすようにする. $\Delta \ddot{\theta}_G$ は以下の式を解いて求めることができる.

$$\begin{pmatrix} A & -\hat{H}_C^T & -H_J^T \\ H_C & O & O \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \ddot{\theta}_G \\ \tau_C \\ \tau_J \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -A\ddot{\theta}_G^d - b \\ -H_C\ddot{\theta}_G^d - \dot{H}_C\dot{\theta}_G \end{pmatrix} \quad (122)$$

式 (122) を用いて力学フィルタを実現するための課題は, (A) 目標加速度 $\ddot{\theta}_G^d$ の決め方, および (B) 式 (122) を満たす $\Delta \ddot{\theta}_G, \tau_C, \tau_J$ の最適解を求めることの2つである.

(A) 目標加速度 $\ddot{\theta}_G^d$ の決定 各瞬間で加速度を修正するため, それを積分した結果はもとの運動から離れていく可能性がある. そこでまずベースボディの6自由度を含む全関節に resolved acceleration control [1] で用いられるフィードバック則を適用し, 目標加速度 $\ddot{\theta}_G^d$ とする. 次にグローバルな姿勢を考慮するため, 上半身に制御点を取り, その絶対位置・姿勢をフィードバックするスカイフック・コントロールを適用する. すなわち, 運動データから得られた制御点の位置・姿勢と現在の位置・姿勢から目標加速度を計算し, それを実現するようにベースボディからその点に至るリンク列上の各関節の目標加速度を修正する.

(B) 最適化 最適化は以下の2段階で行う. まず重み付き擬似逆行列を用いて次式の一般解を得る.

$$\begin{pmatrix} \Delta \ddot{\theta}_G^T & \tau_C^T & \tau_J^T \end{pmatrix}^T = W^\dagger u + V y \quad (123)$$

ここで W は式 (122) 左辺の係数行列, u は右辺のベクトル, $V = E - W^\dagger W$, y は任意ベクトルである. 重みを変えることで, 加速度の修正量や関節トルクの相対的

な大きさを調整することができる．しかし，最小ノルム解では拘束力や関節トルクも最小化されているため，全体に怠惰な運動になる傾向がある．そこで，次に任意ベクトル項を用いて加速度の修正量をさらに小さくする．式 (123) から加速度の修正量に關係する行を取り出す．

$$\Delta \ddot{\theta}_G = \Delta \ddot{\theta}_G^0 + V_G y \quad (124)$$

ここで $\Delta \ddot{\theta}_G^0$ は最小ノルム解における加速度の修正量である． $\Delta \ddot{\theta}_G$ を小さくするため，次式の誤差を最小化する y を求めて式 (123) に代入し，得られた解を修正後の運動とする．

$$V_G y = -\Delta \ddot{\theta}_G^0 \quad (125)$$

生成された運動の例を図 99 に示す．力学を考慮して運動を修正するため，ある環境でモーションキャプチャしたデータを別の環境に適用し，新たな運動を得ることもできる．ここでは水平面上で取得した歩行のモーションキャプチャデータを目標運動として，斜面上での歩行運動の生成を試みた．

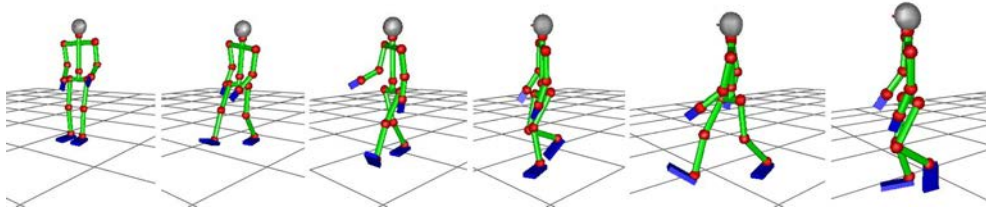


図 99: 力学フィルタにより生成された坂を下る歩行運動

4. 逆運動学計算による直感的な全身運動生成インタフェース 逆運動学計算とは，リンク機構の手先位置が与えられたときにそれを実現する関節角を求めるもので，ロボットのプランニングや CG アニメーションに応用されている．しかし，既存の方法は 6 自由度のマニピュレータに限定されたものや 1 本の腕または脚のみを扱うものがほとんどであり，ヒューマンフィギュアの全身運動を 1 回の操作で生成できるものはなかった．本研究では，従来の逆運動学計算法を拡張し，全身運動を 1 回のピン・ドラッグ操作で生成できるようにするとともに，関節可動範囲や目標関節値などの拘束を追加することにより自然な運動の生成を実現した．

概要 本研究で提案するインタフェースは，指定されたリンク (ドラッグリンク) の軌道を入力として，以下のような拘束条件を満たす運動を生成する．

1. 指定された複数のリンク (ピン止めリンク) の位置が変化しない
2. 各関節がそれぞれの可動範囲を逸脱しない
3. 各関節値がそれぞれ与えられた目標値にできるだけ近づく

ドラッグリンクの軌道の入力方法としてはマウスやジョイスティックがある．また，次節で示すようにモーションキャプチャのマーカを複数のドラッグリンクとして利用することができる．

ピン止めリンクの位置・関節目標値を固定値とするのではなく，あらかじめ得られた運動データを与えると，同じインタフェースを運動のリアルタイム修正に用いることができる．例えば，歩行運動中に手を挙げる運動を生成したいときは，両足にピンを設定して足の軌道が変化しないようにしたうえで，手をドラッグすればよい．また，あるリンクをドラッグして運動を生成したあと，それを再生しながら別のリンクをドラッグすることにより，複数のリンクを同時にドラッグした場合と同じ効果を得ることができる．

計算法 運動を計算する手順は以下のとおりである．

1. 全関節に関するドラッグリンクの位置のヤコビアン J_P を用いて，ドラッグリンクが指定された速度 $\dot{r}_P^{ref}$ で運動するような関節速度 $\dot{\theta}$ の最小自乗解と零空間を次式により求める．

$$\dot{\theta} = J_P^\# \dot{r}_P^{ref} + (E - J_P^\# J_P) y \quad (126)$$

ここで $J_P^\#$ は J_P の重み付き擬似逆行列， E は単位行列， y は任意ベクトルである．表記を簡単にするため式 (126) を以下のように書き換えておく．

$$\dot{\theta} = \dot{\theta}_0 + W y \quad (127)$$

2. 現在の状態と上記の拘束条件を比較し，拘束条件を表す変数の目標速度 $\dot{p}_{aux}^d$ を計算する．例えば，ピン止めリンクに関しては，現在の位置 r_{Fi} とピンの位置 r_{Fi}^{ref} からピン止めリンクの目標速度を以下のように計算して $\dot{p}_{aux}^d$ に含める．

$$\dot{r}_{Fi}^d = K_{Fi} (r_{Fi}^{ref} - r_{Fi}) \quad (128)$$

ここで K_{Fi} は正定値のゲイン行列である．また，関節可動範囲を逸脱している関節については，可動範囲内に戻るように目標速度を設定する．

3. 拘束条件を表す変数の関節角に関するヤコビアン J_{aux} を計算する． J_{aux} は次式を満たす行列である．

$$\dot{p}_{aux} = J_{aux} \dot{\theta} \quad (129)$$

例えば，ピン止めリンクに関しては全関節角に関するリンク位置のヤコビアンを用いる．

4. 1. で得られた零空間の中で 2. の目標速度をできるだけ実現する関節速度を以下のようにして計算する．式 (127) を式 (129) に代入すると

$$\dot{p}_{aux} = J_{aux} \dot{\theta}_0 + J_{aux} W y \quad (130)$$



図 100: 1 回のピン・ドラッグ操作により得られた運動の例

となる． $\dot{p}_{aux}$ をできるだけ $\dot{p}_{aux}^d$ に近くする y を求めるのがここでの課題である．まず式 (130) を次のように変形する．

$$Sy = \Delta \dot{p}_{aux} \quad (131)$$

ここで $S = J_{aux}W$, $\Delta \dot{p}_{aux} = \dot{p}_{aux}^d - J_{aux}\dot{\theta}_0$ である． S はほとんどの場合フルランクではないので，本研究では特異点低感度運動分解行列 (SR-inverse) [2] を用いて以下のように y を計算する．

$$y = S^* \Delta \dot{p}_{aux} \quad (132)$$

ここで S^* は S の特異点低感度運動分解行列を表す．このようにして y が求まると，これを式 (127) に代入して関節速度が得られる．

本手法は以下のような特徴を持つ．

- 1 回のドラッグで全身を動かすことができる
- 任意のリンクをドラッグリンク・ピン止めリンクとすることができる
- ピン止めリンクの数は任意である
- ドラッグリンク・ピン止めリンクをリアルタイムで切り替えることができる
- 手順 4. において特異点低感度運動分解を用いているため，拘束条件間に矛盾がある場合でも解が発散することはない
- 手順 1. および 4. において重み付き擬似逆行列の重みを変えることによって，関節の動きやすさや拘束条件間の優先順位を調整することができる
- 計算速度は，通常の PC 上での実時間の運動生成が可能な程度に高速である

生成例 提案する計算法を CG アニメーション制作ソフトウェア AnimaniumTM の計算エンジンとして実装した．このソフトはドラッグ・ピン止めリンクの切り替え・選択，各種パラメータの設定のためのインタフェースを備えている．

図 100 に，両つま先・かかと・左手にピンを設定し，右手をさまざまな位置に動かしたときに生成された運動を示す．

表 4: モーションキャプチャシステムで使われているカメラ

name	number	resolution	rate (frame/sec)
Adimec1000	10	1000×1000	30-50
Dalsa	8	512×512	252

5. ビヘイビアキャプチャシステムの開発 ビヘイビアキャプチャシステムは，独自に開発したモーションキャプチャシステムとその他の計測機器と接続したシステムである．

モーションキャプチャシステム モーションキャプチャの方式としては，システムの拡張性，速度を考慮して受動光学式を採用した．被験者に取り付けられた再帰反射性マーカをモノクロカメラで撮影し，再構成して被験者の運動データを得る．

開発したモーションキャプチャシステムの概要を図 101 に示す．複数台のカメラがそれぞれ 1 台の PC に画像を送り，各 PC で画像からマーカを検出する処理を並列に行う．画像中のマーカ位置データは再構成 PC に集められ，再構成 PC がマーカ三次元位置計算とラベリングを行う．PC 間を Myrinet で接続することにより通信のオーバーヘッドを最小にしている．また，現在表 4 に示す 2 種類のカメラがあり，対象となる運動の速度や要求される精度に応じて適したものを選択することができる．

受動光学式モーションキャプチャにおいて問題になるのがラベリングである．ラベリングとは，三次元再構成された各マーカがあらかじめ定義されたマーカセット中のどのマーカに対応しているかを判別する作業であり，リアルタイムで実行するのはきわめて難しい．本研究では，非対称なマーカ配置を取ることでマーカの判別を容易にし，ほぼ実時間でラベリング可能なソフトウェアを開発した．それを用いてリアルタイムで取得された運動の例を図 102 に示す．

また，マーカ位置から関節角を計算するために，前節で述べた逆運動学計算法を用いる．これにより，任意のマーカ配置で任意の自由度数を持ったモデルの関節角を計算することのできる柔軟なシステムが実現されている．

ビヘイビアキャプチャシステム 上記モーションキャプチャシステムに以下の計測機器を接続し，複数のデータを同時に取得できるようにしたのがビヘイビアキャプチャシステムである．

- フォースプレート：床反力
- アイマークレコーダ：視線方向
- ハイブリッドモーショントラッカ (IS600)：リンクの三次元位置・姿勢
- 筋電位計 (EMG)

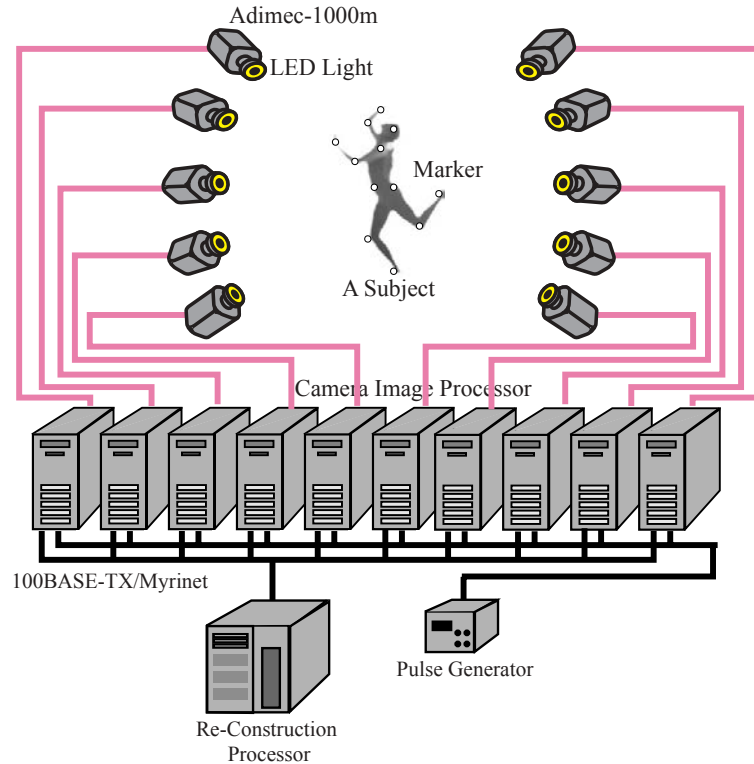


図 101: モーションキャプチャシステムの概要

モーションキャプチャシステムを含め，各計測機器からデータを取得するプログラムはすべて CORBA サーバとして実装され，ユーザはクライアントプログラムを作成することによりネットワークを介して接続，計測を行うことができる．フォースプレート，アイマークレコーダ，IS600 およびモーションキャプチャシステムを同時に使用して計測されたデータの例を図 103 に示す．

6. ヒトの筋骨格モデルの力学計算法

筋骨格モデルの構成 まず，図 104 に示す筋骨格モデルを作成した．このモデルは 51 個の骨群，366 本の筋，91 本の腱，34 本の靱帯からなり，155 自由度を持つ．それぞれの筋・腱・靱帯はワイヤとしてモデル化され，上腕二頭筋のように枝分かれのある筋も 105 仮想的なリンク (virtual link) を用いて忠実にモデル化されている．

逆動力学計算 逆動力学計算を行うことにより，モーションキャプチャで計測された運動を実現するのに必要な筋力や，骨・靱帯にかかる力などの体性感覚情報が計算できる．筋骨格モデルの逆動力学計算は以下のように定式化される．

$$\tau = J^T f \quad (133)$$

ここで τ は通常の逆動力学計算により得られた関節トルク， f は筋が発生する力， J は筋の長さの関節角に関するヤコビアンである．一般に f は τ より多くの要素を持

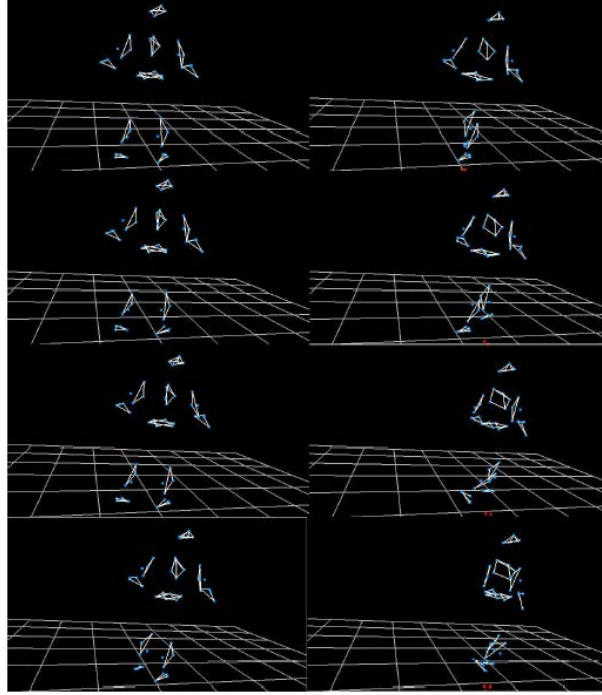


図 102: 非対称マーカ配置を利用したリアルタイムモーションキャプチャ

つので，式 (133) は無数の解を持つ冗長な方程式である．本研究では，線形計画法または 2 次計画法を用いて筋力の総和を最小化する解を求める方法を開発した．図 106 に跳り運動に対する逆動力学計算の結果を示す．発生力の小さい筋は黄色，大きい筋は赤色でそれぞれ表示されている．

ヒューマンフィギュアから筋骨格モデルへの写像 筋骨格モデルは非常に多数の自由度を持つ複雑なシステムであり，そのままでは運動生成や制御が難しい．一方，20 から 50 程度の自由度を持つヒューマンフィギュアの運動生成や制御はよく研究されている．このことから，ヒューマンフィギュアの運動から筋骨格モデルの運動への写像関係が導出できれば，ヒューマンフィギュアに対する各種の計算法が筋骨格モデルにも適用できることになり，有用であると考えられる．

本研究では，多項式近似を用いて以下のように写像関数を表現する．

$$\phi = Mf(\theta) \quad (134)$$

$$\theta = Ng(\phi) \quad (135)$$

ここで ϕ は筋骨格モデルの関節角， θ はヒューマンフィギュアの関節角， $f(\theta)$ ， $g(\phi)$ はそれぞれ θ ， ϕ の多項式項からなる列ベクトルであり， M ， N は両モデル間の写像を行う係数行列である． M ， N はいくつかの姿勢のサンプルから擬似逆行列を用いて近似的に計算する．このとき，実際に使用する特異値の数を変化させることにより，近似の精度を調整することができる．図 107 にヒューマンフィギュアの姿勢を筋骨格モデルへ写像した例を示す．左側 3 つが写像行列を求めるために使用した

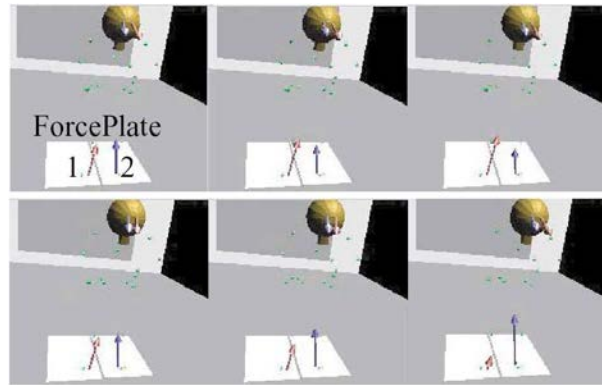


図 103: ビヘイビアキャプチャシステムによる同時計測の例

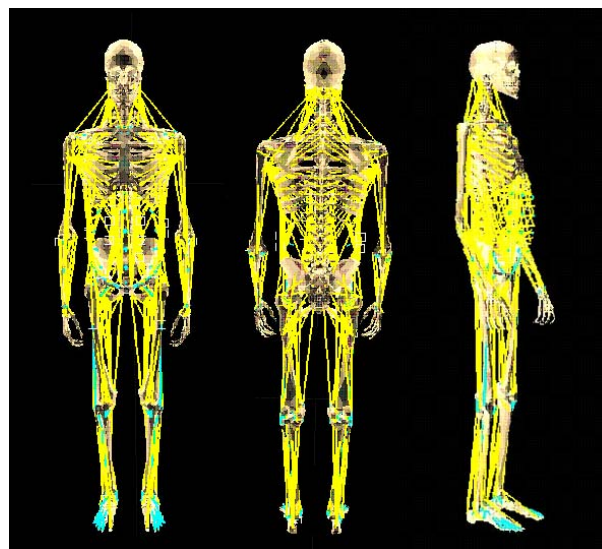


図 104: ヒトの筋骨格モデル

サンプル，右側 3 つはサンプル以外の姿勢に対して写像を行った結果である．数字は写像を求めるために使った特異値の数を示す．多数の特異値を使うと一般に近似の精度は上がるが，構造の特徴よりもサンプルに使った姿勢の特徴がより強く現れるため，サンプル以外の姿勢において誤差が大きくなることがわかる．

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

本研究では以下のような成果が得られた．

1. 並列計算による高速な動力学計算法を開発した．この計算法は力学を考慮した運動生成の基礎となるだけでなく，ヒューマノイドの動力学シミュレーションや制御のための計算にも応用することができる．
2. 力学的整合性を考慮したヒューマンフィギュアの運動生成法であるを力学フィ

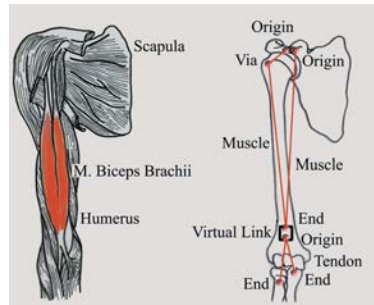


図 105: 上腕二頭筋のモデル

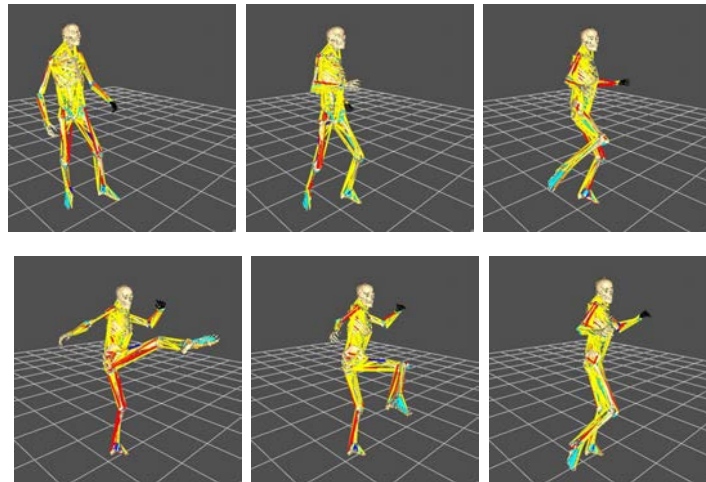


図 106: 筋骨格モデルの逆動力学計算例

- ルタを開発した．モーションキャプチャデータを使うことにより，人間の運動に近く，かつ力学的に実現可能な運動を生成できる．
3. 逆運動学計算を用いた直感的な運動生成法を開発した．この方法は従来の逆運動学計算法を拡張したもので，1 個のリンクの軌道を指定するだけでヒューマンフィギュアの自然な全身運動を計算することができる．
 4. ビヘイビアキャプチャシステムを開発した．独自に開発したモーションキャプチャシステムに，フォースプレート，アイマークレコーダなどの計測機器を組み合わせることで，同時計測を可能とした．
 5. ヒトの筋骨格モデルを構築し，その力学計算法を開発した．ヒューマノイド用に開発した計算法を拡張し，多数の筋・腱と骨で構成されたモデルの力学計算を行い，体性感覚の計算を可能とした．

本研究で開発したヒューマンフィギュアの動力学シミュレーション，運動生成および運動・感覚計測に必要な技術は，ヒューマノイド，認知行動科学などにおける研究の基礎となるものである．実際，本プロジェクトの他のグループにおいて運動生成法やビヘイビアキャプチャシステムが活用されているほか，ヒューマノイドシ

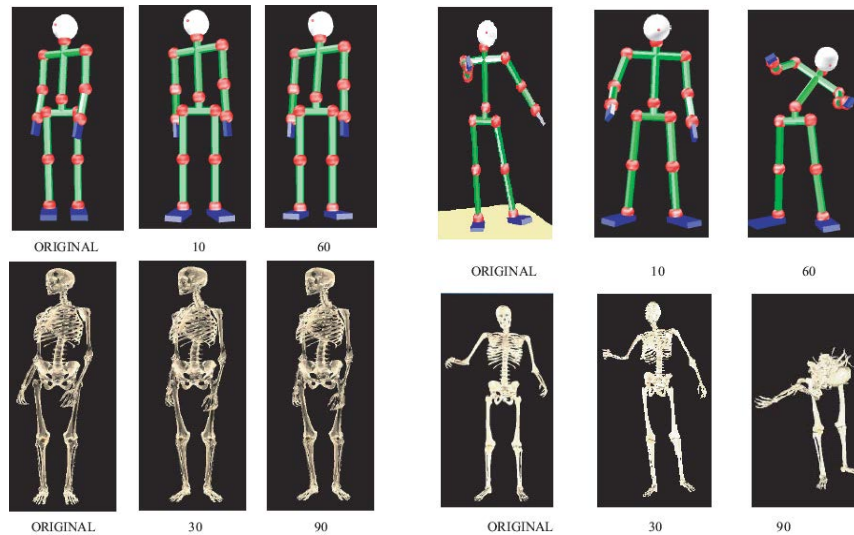


図 107: ヒューマンフィギュアから筋骨格モデルへの写像

ミュレータやCGアニメーション生成ソフトウェアとして実用化されている技術もある。

筋骨格モデルへの拡張を行ったことから，今後はヒューマノイド以外の分野への応用が可能であると期待される．例えば，体性感覚情報を用いたヒトの運動制御メカニズムの研究や新たなヒューマンインタフェースの開発，医療・スポーツ医学分野への応用などが考えられる．

参考文献

- [1] J.Y.S. Luh, M.W. Walker, and R.P.C. Paul. Resolved Acceleration Control of Mechanical Manipulators. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 25(3):468–474, 1980.
- [2] 中村，花房. 関節形ロボットアームの特異点低感度運動分解. 計測自動制御学会論文集, 20(5):453–459, 1984.

5.7 視覚認識モデルとオンライン線形判別分析 (吉澤グループ)

(1) 実施の内容

脳の情報処理にならった認識・判断技術の実現を目指し，三つのテーマについて研究を行なった。

第一のテーマである生体情報処理のモデリングに関する研究は，脳の情報処理のしくみを，神経細胞レベルおよび神経回路網レベルで解明するものである．現在の計算機が苦手としている柔軟な情報処理を実現している手本として，脳における実装

を調査するという立場である。

第二のテーマは、認識技術に関する研究である。人間は、人が動いている様子を映した 2 次元動画像を見るだけで、3 次元空間でどのように動いているのかを把握することができる。その仕組みの解明は未だ不完全ではあるが、おそらく、脳の内部に人体モデルを持っており、それを 2 次元動画像に当てはめ、より自然な動作を推定していると考えられる。本研究では、同様なアプローチで、2 次元動画像から抽出された人体の関節位置に基づく 3 次元動作推定を試み、この手法の困難や問題点を明らかにすることを目的とする。

第三のテーマは、判別技術に関する研究である。画像などのセンサ情報に基づいて対象物の属するクラスを推定する問題は、パターン認識の基礎として数多くの研究が成されてきた。しかし未だに人間に匹敵する能力を達成するには至っておらず、現在も活発に研究が行われている。本研究では、学習能力を持ち学習途中で状況が変化してもそれに適応できる、高次元の入力情報から判別に有用な成分を抽出できる、などの特徴を持つ判別技術の開発を目標とする。

1. 生体情報処理のモデル シナプス増強と減弱のバランスした加法的なスパイクタイミング依存学習則には、入力シナプスパターンを競合させる効果と、シナプス全体のバランスを調節する効果があることが知られている。一方、ある種の乗法的な学習則ではどちらの効果も示さないことが知られている。本研究では、スパイクタイミングに依存するシナプス可塑性 (Spike-time-dependent synaptic plasticity, STDP) におけるシナプス競合と調整のメカニズムを明らかにし、競合・調節の有無の組合せ 4 通りをすべて実現する乗法的な学習則を提示した。

また、3 次元知覚の一つの要素である両眼視が、生体において視覚処理のどのレベルで主に行われているかを調べるために両眼競合知覚の神経機構モデルを構成した。この結果は初期視覚野レベルで注視パターンが決定されていることを示している。

2. 認識技術 人間は、人が動いている様子を映した 2 次元動画像を見るだけで、その映っている人がどのように動いているのか把握することができる。このように人の動作情報を取得できるシステムを開発すれば、人と協調作業を行うようなロボットの実現に大きく寄与することになる。では、人間の脳はどのようにして、2 次元動画像のみから奥行き情報を含んだ動作の情報を把握することができるのだろうか。おそらく、脳の内部に人体モデルを持っており、それを 2 次元動画像に当てはめ、より自然な動作を推定していると考えられる。本研究では、同様なアプローチで人体の動作情報抽出を試み、この手法の困難や問題点を明らかにすることを目的とする。

ビデオカメラ 1 台による撮像 (単視点画像) から動作情報抽出までの過程は、以下の 2 段階で構成される。

1. 画像処理から関節等あらかじめ定義した特徴点の 2 次元位置を抽出。
2. 特徴点の 2 次元位置に 3 次元の内部人体モデルをフィッティングし、3 次元動作情報 (関節回転量) を推定。

一般に 1. の画像処理による特徴点抽出が最も困難な過程である。元画像から得ら

れるの情報は膨大であり，どのような情報が，どの程度の精度で必要なのか明確としない限り，困難な作業を繰り返すことになる．そこで，本研究では，2. のモデルフィッティングの過程を検討することで，動作情報を得るために，どのような情報がどの程度の精度で必要なのかを調べる．

人体モデルにはスティックモデルを発展させた人体の関節構造モデルを採用する．このモデルは 14 個の特徴点から構成される．各関節に可動範囲の制限がかけられている．このような人体モデルが，2 次元平面に射影され，その射影された特徴点の 2 次元座標が与えられてると仮定する．モデルフィッティングは以下の手順で行われる．まず腰，及び肩を含む 2 つの三角形の射影から，スケールが特定され，各三角形の 3 次元回転角が 4 通りに限定される．特定されたスケールをもとに内部モデルをフィッティングすると，その他の関節の回転角が，関節ごとに 2 通りに限定される．このような単純な幾何学計算から，全体で 2048 通りの候補に絞られる．この中の候補のうち，各関節に与えられた可動範囲制限に合致するものだけを抽出する．次に時間的な連続性を課し，関節角空間の中で最も滑らかとなる候補を追跡する．瞬間の姿勢とその撮影角度によっては，候補が極めて少なくなる瞬間があるため，時間を追うごとに，動作の候補は減少する．追跡された動作の候補のうち，全体で最も連続性が高かった動作の候補を最終候補とする．

本研究では特徴点の 2 次元座標に対して付加されたノイズによって，モデルフィッティングによる動作候補の絞込みが，どのような影響を受けるのか評価する．そのため，以下の指標に注目する．

最大フレーム間距離：各フレーム間（時刻間）で各特徴点が動いた 3 次元上の距離の総和のうち，最大のフレーム間の距離総和．推定された動作の不連続性の度合いを表す．

最終候補数：追跡された動作のうち，最終フレームで残った候補数．

無候補フレーム率：ノイズによって歪んでしまったために姿勢の候補がなくなってしまうフレームの割合．

以上の指標は，当然個々の動画像によって変化する量である．したがって，その定量的な値に本質的な意味はない．ここで注目するのは，ノイズを大きくしていったときの定性的な変化である．題材として，映画のシーンをいくつか切り出し，人間の眼で特徴点の 2 次元座標を抽出した．その抽出された 2 次元座標に対しモデルフィッティングを行い，その動作候補の絞込みが，ノイズに対してどのような影響を受けるか調べた．第 1 段階として人間の眼で特徴点の 2 次元座標抽出を行っているため，最初からある程度のノイズが加わっていることになる．その各フレームの 2 次元座標に対して，特徴点ごとに独立で一定強度のガウスノイズを付加した．こうして，ノイズが付加された特徴点の 2 次元動画像から，モデルフィッティングによる絞込みを行い，上記の 3 つの量を測定した．この実験から，以下のことがわかった．

- ノイズ強度を大きくしていても，動作の不自然さを表す最大フレーム間距離はあまり変化しない

- 一方，無候補フレーム率はノイズ強度と共に徐々に増加し，その影響で，動作候補が 0 となってしまう．

すなわち，本実験で試した動作の範囲では，候補がなくなってしまうほどのノイズが付加されるまで，推定動作の不自然さは変化しないことがわかる．

3. 判別技術 (1) — オンライン線形判別分析 オンライン線形判別分析 (Online Linear Discriminant Analysis: OLDA) の提案，実装，評価，応用を行なった．

線形判別分析 (Linear Discriminant Analysis: LDA) は，顔画像認識などのパターン認識問題に広く用いられる統計手法である．しかし，LDA では，データが一括して与えられるというバッチ型の処理を想定している．このため，データが時々刻々と追加されるような状況では，データが追加されるたびに大規模な計算を始めからやり直さねばならないという欠点がある．これを克服するために，このやり直しを不要とするオンライン型の線形判別分析 (Online LDA: OLDA) アルゴリズムを提案した．提案アルゴリズムは，行列力学系を基礎としている．このため「新たなデータに応じて，少ない計算量で解の修正を行える」という意味での逐次学習が可能となり，環境変化への適応能力を得ることができる．その上，従来型線形判別分析と違い，画素数の大きいデータに対しても大規模な行列を保持・更新する必要がない，という利点を持つ¹．本研究の位置づけを表 5 にまとめる．主成分分析 (PCA) も線形判別分析 (LDA) も，与えられた高次元データを低次元特徴に変換する手法と見ることができるが，PCA は「元の高次元データをできるだけ小さい自乗誤差で再現すること」という評価関数の最適化となっており，LDA は「同じクラスのデータはできるだけ近く，異なるクラスのデータはできるだけ遠く」という評価関数の最適化となっている．

表 5: 主成分分析 (PCA) と線形判別分析 (LDA) の逐次アルゴリズム

手法	目的	方程式	逐次版
PCA	データの再現	固有値問題	Oja[82]
LDA	データの判別	一般化固有値問題	本研究

当初は，行列力学系

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}A(t) = & BA(t) - \frac{1}{2}BA(t)A(t)^TWA(t) \\ & - \frac{1}{2}WA(t)A(t)^TBA(t) \end{aligned} \quad (136)$$

を発見的に構成し，確率近似法を用いて OLDA アルゴリズムを構築した．その後，この力学系がポテンシャル関数で表現されることを見だし，本手法に理論的な根拠を与えた． $N = 2, L = 1$ の場合について，力学系 (136) のフローとポテンシャル関数の形状の例を，図 108 に示す．さらに，力学系 (136) の不動点をすべて特定し，

¹ 従来提案された逐次型の LDA は，大規模行列を保持しなくてはならない点が不十分である．

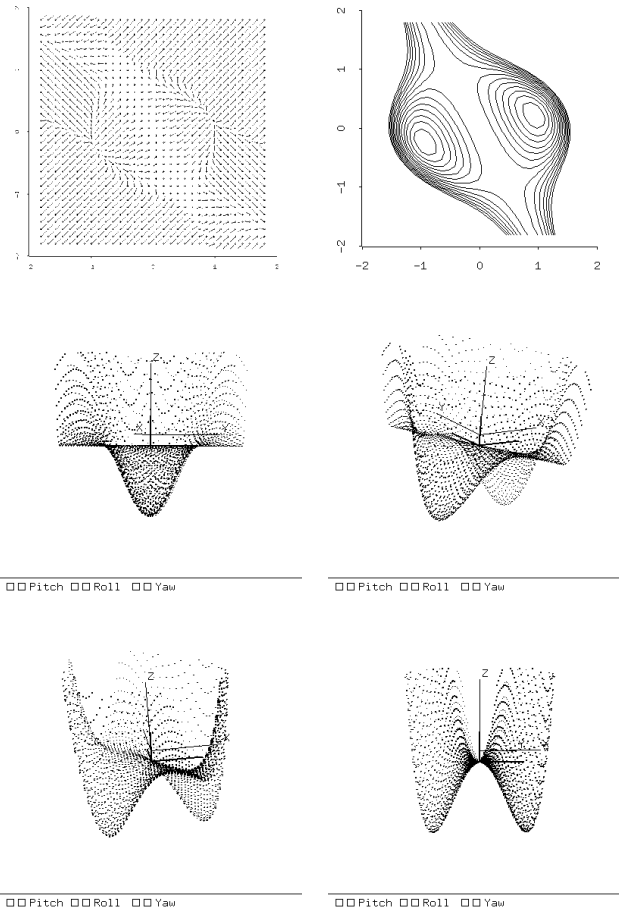


図 108: 力学系 (136) のフロー (上段左) とポテンシャル関数 (上段右: 等高線) の例. 中段および下段は, ポテンシャル関数の形状をいろいろな角度から示したもの.

それぞれの安定性を判別した．特に，⑨ LDA の判別行列は (136) の安定不動点となっていること，および，⑩ LDA の判別行列でないのに (136) の安定不動点であるような A (局所解) が存在すること，の 2 点を明らかにした．

ただし，力学系 (136) をそのまま離散化しただけでは，大規模な行列の保持・更新処理が避けられない．そこで，演算の順序を工夫することにより，大規模な行列を陽に生成せず少ない計算量で更新処理を行うアルゴリズムを設計した．提案アルゴリズムの基本形を以下に示す：ステップ $t = 1, 2, 3, \dots$ ごとに，データベクトル $x(t)$ とそのクラス $c(t) \in \{1, \dots, M\}$ との組 $(x(t), c(t))$ が提示されるとする．この組に基づき，判別行列 $A(t)$ を更新していく． $A(t)$ は $N \times L$ 行列であり，抽出する特徴の数 L はクラス数 M 未満に選んでおく． $A(t)$ の更新には，まず補助変数を次のよ

うに更新する．

$$t^c(t) = t^c(t-1) + \delta(c, c(t)), \quad \bar{\mathbf{x}}(t) = \left(1 - \frac{1}{t}\right) \bar{\mathbf{x}}(t-1) + \frac{1}{t} \mathbf{x}(t), \quad (137)$$

$$\bar{\mathbf{x}}^c(t) = \begin{cases} \left(1 - \frac{1}{t^c(t)}\right) \bar{\mathbf{x}}^c(t-1) + \frac{1}{t^c(t)} \mathbf{x}(t) & (c = c(t)), \\ \bar{\mathbf{x}}^c(t-1) & (c \neq c(t)), \end{cases} \quad (138)$$

$$\mathbf{v}^c(t) = \bar{\mathbf{x}}^c(t) - \bar{\mathbf{x}}(t), \quad \mathbf{w}(t) = \mathbf{x}(t) - \bar{\mathbf{x}}^{c(t)}(t), \quad (139)$$

$$\mathbf{y}^c(t) = A(t-1)^T \mathbf{v}^c(t), \quad \mathbf{z}(t) = A(t-1)^T \mathbf{w}(t), \quad (140)$$

$$F(t) = \frac{1}{M} \sum_{c=1}^M \mathbf{v}^c(t) \mathbf{y}^c(t)^T, \quad \mathbf{g}(t) = \frac{1}{M} \sum_{c=1}^M \mathbf{y}^c(t) (\mathbf{y}^c(t)^T \mathbf{z}(t)), \quad (141)$$

ここに, $c = 1, \dots, M$ である．更新された補助変数を用いて, 判別行列 A を次のように更新する．

$$A(t) = A(t-1) + \eta \left(F(t) - \frac{1}{2} F(t) \mathbf{z}(t) \mathbf{z}(t)^T - \frac{1}{2} \mathbf{w}(t) \mathbf{g}(t)^T \right), \quad (142)$$

ここに, $\eta > 0$ は学習係数である．補助変数 $\mathbf{y}^c, \mathbf{z}, F, \mathbf{g}$ は, $B(t) = (1/M) \sum_{c=1}^M \mathbf{v}^c(t) \mathbf{v}^c(t)^T$ という $N \times N$ 行列の計算を避けるために導入された．また, $W(t) = (1/t) \sum_{\tau=1}^t \mathbf{w}(\tau) \mathbf{w}(\tau)^T$ は瞬間値 $\mathbf{w}(t) \mathbf{w}(t)^T$ でおきかえている．初期値については, $t^c(0) = 0$, $\bar{\mathbf{x}}(0)$ と $\bar{\mathbf{x}}^c(0)$ は任意, $A(0)$ は $\text{rank} A(0) = L$ を満たすように選ぶ．こうして得られた判別行列 A を用いて, 与えられたデータベクトル $\mathbf{x}$ のクラスを推定するには, $\mathbf{y} = A^T \mathbf{x}$ および各クラス c に対する $\mathbf{y}^c = A^T \mathbf{x}^c$ を計算し, 自乗誤差

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{y}^c\|^2 \quad (143)$$

が最小となる c を選べばよい．

また, 現実には, サンプル数が有限なことや離散化の影響により, 更新の過程で変数値が発散してしまうことがあった．そこで, クラス内分散に対して緩和法を用いて更新処理を安定化することを提案した．さらに, 先に述べたように, 本手法では局所解にとらわれてしまうことがありえる．そこで, 局所解の存在領域に関する知見に基づき「初期行列を零行列の近傍にとる」という対策を試みた．この対策の理論的根拠はまだ不十分であるが, 顔画像識別の実験では, 局所解への収束を完全に防ぐことができた．なお, 別策として, クラス間分散に対して緩和を用いる方法も考えられる．しかし, 前述手法で十分な効果が得られたため, 緩和法の実験的検証は見送った．

本手法のような形式の逐次更新アルゴリズムには, 一般に, 学習係数の決定法に関する問題が生じる．本手法でも, 学習係数の与え方によっては, 判別行列が発散してしまうという現象が観測された．そこで, 対策として, 学習係数自動調整法を考案し, 学習係数の許容範囲を拡大する効果を実験的に確認した．(142) の右辺第 2 項は A の 3 次式であるため, A の値に対して急激にその「大きさ」が変化してしまう．そこで, A の値に応じて学習係数 η を調節し発散を抑えることが, 本提案の骨

子である．ここで， A が所望の値に収束すれば

$$E[A^T \mathbf{w} \mathbf{w}^T A] = I \quad (144)$$

となることに着目する．このとき特に

$$\frac{1}{L} E[\mathbf{w}^T A A^T \mathbf{w}] = 1 \quad (145)$$

であるから，この量のアンサンブル平均 $E[\cdot]$ を (重みつき) 時間平均 $\langle \cdot \rangle$ で置き換えた

$$\rho(t) = \frac{1}{L} \langle \mathbf{w}^T A A^T \mathbf{w} \rangle \quad (146)$$

を A の「大きさ」の目安として利用する方法を考案した．具体的には，(142) の学習係数 η を変数 $\eta(t)$ に置き換え，次式により $\eta(t)$ を更新する．

$$\eta(t) = \frac{\eta_0}{\rho(t)} \quad (147)$$

$$\rho(t) = \rho(t-1) + \eta_\rho \left(\frac{1}{L} \mathbf{w}^T A A^T \mathbf{w} - \rho(t) \right) \quad (148)$$

ここに，基準値 η_0 と $\rho(t)$ の学習係数 η_ρ はいずれも正定数である．この η_0 と η_ρ が， η に代わって新たに導入されるパラメータとなる．提案方法を，顔画像からの個人識別タスクに適用し，その効果を確認した．実験の具体的手順は次のとおりである． $t = 0$ の時点で 1 人の人物を提示しておく． $t = 100, 200, 300$ の各時点において，判別すべき人物 (クラス) を 1 人ずつ追加していき， $t = 400$ で停止する．結果を図 109, 110 に示す．図 109 はクラス数 3 で，図 110 はクラス数 4 でそれぞれ 100 回学習を繰り返した直後の， η_0, η_ρ と平均認識率との関係を表している．平均認識率は，各 η_0, η_ρ ごとに 100 回実験し，テスト用データに対する認識率の平均値とした．認識率が，図 109 では 33 %，図 110 では 25 % となっている領域は，100 回の試行すべてで A が発散したことを意味する．両図において， $\eta_\rho = 0$ の部分が従来法である．これらの結果から，提案手法は従来法に比べて以下の点で頑健性があると言える．

- 従来法 ($\eta_\rho = 0$) では，発散する η_0 の値の範囲が，図 109 に比べ図 110 では広がってしまっている．これに対して，提案手法 ($\eta_\rho > 0$) では，発散する η_0 の範囲にあまり変化はなく，両グラフの概形は変わらない．即ち，クラス数の変化に対して頑健になっている．
- η_ρ を適切な値 (0.01 前後) に設定すれば，発散しない η_0 の範囲が大幅に広がる．つまり， η_0 の設定の仕方に対して頑健になっている．

また，基本形 (136) を元に，種々の別形を考案した．以下の別形は，それぞれ独立に組み合わせることが可能 (Sanger 濱平型，等) である．

非対称型 (既存手法の直接拡張): オンライン principal component analysis (PCA) で用いられている行列力学系を直接拡張すれば，力学系

$$\frac{d}{dt} A(t) = B A(t) - W A(t) A(t)^T B A(t) \quad (149)$$

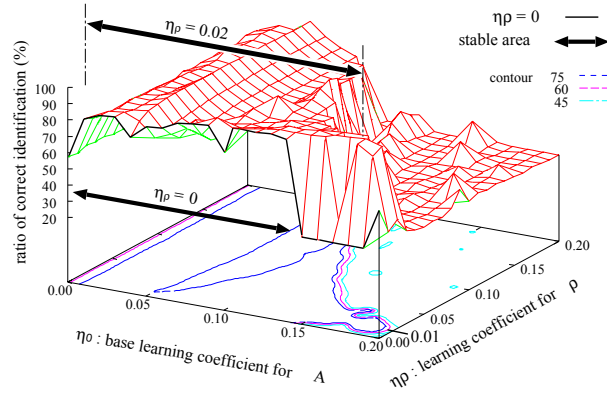


図 109: クラス数 3 における平均認識率 ($t = 300$)

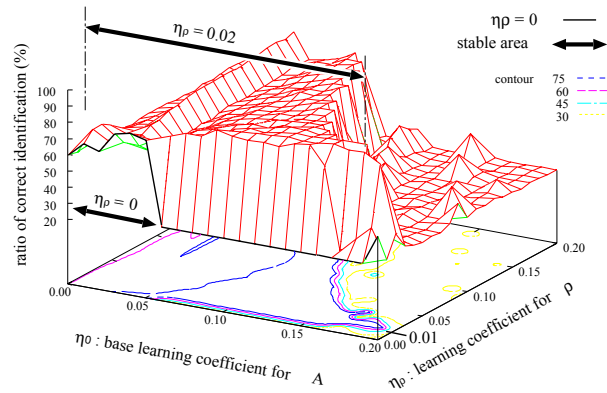


図 110: クラス数 4 における平均認識率 ($t = 400$)

が得られる．力学系 (149) は局所解がないという利点を持つものの，(149) から導かれた OLDA の学習速度は，対称型 (136) と比べて遅い．(136)(149) を一般化した混合型

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}A(t) = & BA(t) - \alpha BA(t)A(t)^T W A(t) \\ & - (1 - \alpha)W A(t)A(t)^T BA(t) \end{aligned} \quad (150)$$

も提案した．

Sanger 型: これまで述べた手法は，単に，部分空間への射影行列を決定するものである．そのため，個々の座標成分が何に対応するかは不定となる．これに対し，「判別に最も有効な成分が A の 1 列目，次に有効な成分が 2 列目，…」のような対応を保証するアルゴリズムも提案した．この保証は，判別すべき人物を途中で削除する場合などに有効であると期待される．Sanger 型との対比においては，(149) を Oja 型と呼ぶことにする．

濱平型: 濱平が提案した別形

$$\begin{aligned}\frac{d}{dt}A(t) = & BA(t) - \frac{1}{2}A(t)A(t)^T BWA(t) \\ & - \frac{1}{2}A(t)A(t)^T WBA(t)\end{aligned}\tag{151}$$

に基づく OLDA は，判別率の向上が速いものの，判別率が低いレベルで頭打ちになる，という実験結果が観察された．この性質から，(151) と (136) を組み合わせることで，速く高判別率に到達するアルゴリズムにつながると期待される．

これら別形の種々の組合せについて，顔画像判別を課題とする性能比較実験を行ない，次の結果を得た．

- 対称型と非対称型の比較では，対称型の方が高い判別成功率が得られた．
- Oja 型と Sanger 型の比較では，明確な差は見られなかった．
- 基本型と濱平型の比較では，濱平型の方が学習速度が速いものの，最終的に達成される判別成功率は基本型の方が高くなった．

以上の学術的な成果の応用として，OLDA を実際に利用可能なシステムとして実装し，次のような技術的成果を得た．

顔認識システム: OLDA を別途開発した顔発見器と組み合わせ実際に稼働する顔認識システムとして構築した．稼働中に，オンラインでクラス(氏名)とサンプル(画像)の登録，削除をリアルタイムに実行可能な点が特長である．視野のどこに顔があっても，また，顔の大きさが多少(面積で 7 ~ 8 倍)変化してもロバストに見つけ出し，教えられた誰であるかを見分けることができる．また，関連研究として，顔発見において要求される広視野と高解像度とを両立するために，カメラアレイを用いた顔発見システムの構築を行なった．

全身シルエット画像からの個人識別: 顔画像に基づく個人識別法の欠点である照明依存性などを補う目的で，全身シルエット画像からの個人識別を試み，その妥当性を確認した．

OLDA ベースの任意画像パターン認識システム: 上記の顔認識システムを改造し，顔以外の任意のパターンについても，オンラインで登録，認識できるように拡張した(図 111)．登録は，画像中の所望の箇所をマウス操作によって対話的に切り出して行う．一端，登録してしまえば，以後，それを視野に呈示するたびクラス名(名前)を判別して返すというものである．また，顔発見器の部分に改造を施し，登録されたパターンを探索・発見できるようなモードも設けた．このような改造を施したパターン発見器を用いると，一旦画像パターンを登録後には，そのパターンを視野の中から探し出すことができる．

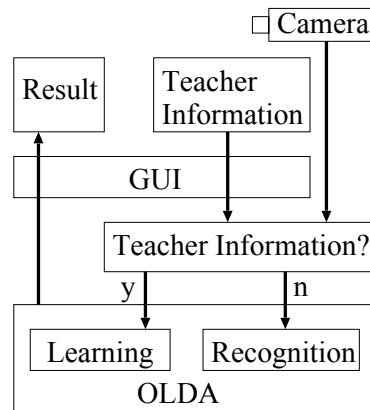


図 111: OLDA ベースの任意画像パターン認識システム

任意画像パターン認識システムを用いた人の歩行ピッチ抽出: 上記, 任意画像パターン認識システムを用い, 前を行く人の脚の踵の部分を持続的に認識・追跡させ, 歩行ピッチの抽出を行なった (図 113). こうして得られた歩行ピッチを外部刺激として神経振動子に入力することで, 振動子の周期を歩行者に同期させられることをシミュレーションで確認した. これは「人の歩行ピッチにロボットの動きを『同調』させ, 人の歩くテンポに合わせて歩行ロボットを歩かせる」というテーマの一環である. 神経振動子の外部刺激への引き込みの利用という点では琴坂・川入らのヒューマノイドによる太鼓叩きと本質的に同様であるが, 本研究では聴覚ではなく視覚を用いており, 視覚刺激の元となる対象をオンラインで対話的に教示可という点が特徴である.

4. 判別技術 (2) — 次元圧縮 高次元データに対するパターン認識では, 前処理として次元圧縮が有用である. 汎用の次元圧縮手法としては主成分分析 (PCA) が, 判別のための次元圧縮手法としては線形判別分析 (LDA) がよく知られている. しかし, PCA には訓練データのクラスラベルを活用しないという欠点があり, LDA には圧縮後の次元数が制約されるなどの欠点がある. これらの欠点の克服をめざして, データ分布のクラス間での差異に基づく次元圧縮手法を提案した.

また, 顔画像に対する表情判別と個人判別のように複数の属性を持つデータの学習に関して, 多層ニューラルネットを用いて内部表現を生成することによるデータ補間, 競合素子を用いた教師なし分類, 情報幾何に基づく EM-like アルゴリズムによる教師あり判別などの種々のアプローチを試みた. 単一の属性にしか興味がない場合でも, 補助属性を考慮に入れることで性能の改善が期待される.

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

生体情報処理のモデルに関しては, シナプス競合と調整のメカニズムを明らかにし, 競合・調節の有無の組合せ 4 通りをすべて実現する学習則を提示した. また, 3 次

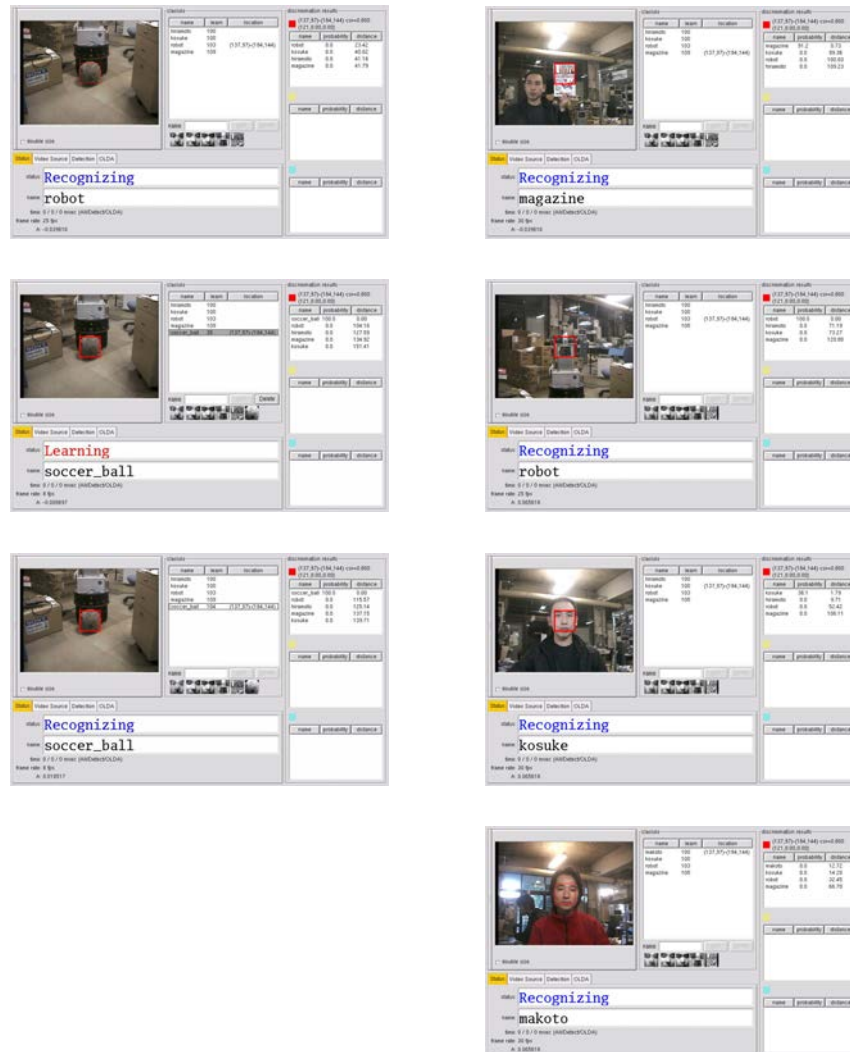


図 112: 認識システムの動作例

元知覚の一つの要素である両眼視に関して、生体において視覚処理の初期視覚野レベルで注視パターンが決定されていることを示す結果を得た。これらの成果は、脳における情報処理方法の理解に貢献するものと期待される。

認識技術に関しては、標準的人体模型を用いたモーションキャプチャーによる2次元画像からの関節角の推定を試みた。本研究では、2次元画像上に見えている関節の位置が特定できているとして、その動画像から、関節の3次元位置、関節角の推定を行うこととした。2次元のキャプチャーデータから3次元の運動パラメータを抽出する問題は、典型的な不良設定問題の一つである。これに対処するために、幾何学的な条件から関節角の候補を絞り、判別システム残る不定性については、あり得ない動きや関節角を棄却することにより妥当な関節角を推定する。この手法に関して、2次元画像上に見えている関節位置の特定にノイズが加わったときの定性的な性質を調べ、姿勢の候補がなくなってしまうほどのノイズが付加されるまで推定動作の不自然さは変化しないという振舞いを観察した。現在、モーションキャプ

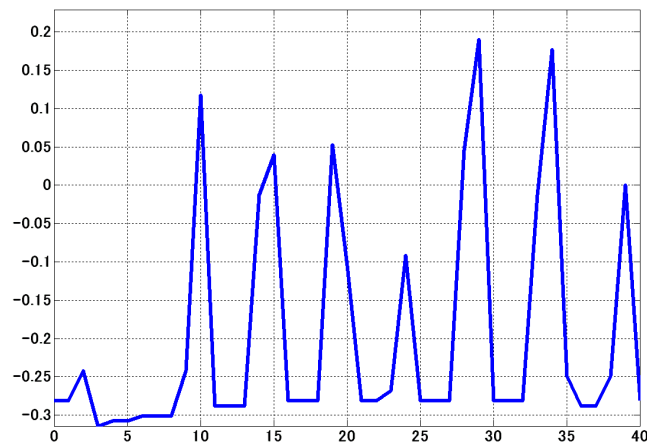
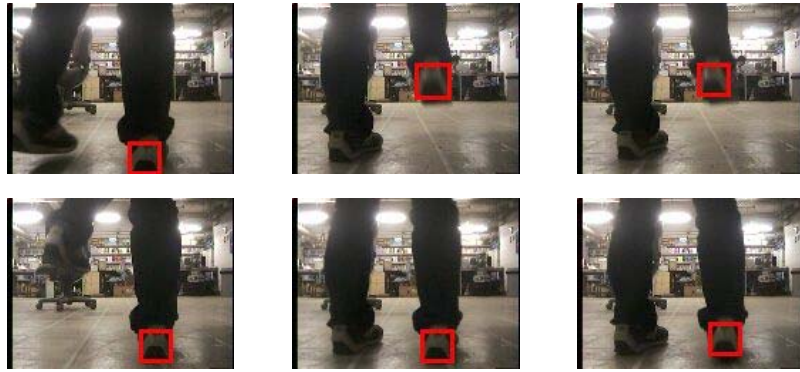


図 113: 右踵の追跡と歩行ピッチ抽出 (横軸: フレーム, 縦軸: 踵位置 (ラジアン))

チャーを実施するためには、特別なセンサーなどを人体に装着する必要があり、人間の行動の監視には応用できない。人間の行動を通常のカメラで撮影し、その2次元動画像から、人間の関節角を推定することができれば、有用である。本研究は、そのような手法の可能性を示したものである。

判別技術に関しては、従来の基本的手法の一つである線形判別分析に適応能力を持たせたオンライン線形判別分析 (OLDA) アルゴリズムを考案し、その特性を理論およびシミュレーションで検証した。この成果は、状況の変化に対応でき、その場で対話的に新たなデータを学習することのできる柔軟な機械の実現につながると期待される。また、応用として、OLDAを用いて、顔画像認識システムや、それを拡張した任意画像パターン認識システムを実装した。さらに、この認識システムを利用して歩行者の踵を追跡することにより、歩行ピッチの抽出に成功した。こうして得られた歩行ピッチを外部刺激として神経振動子に入力することで、振動子の周期を歩行者に同期させられることをシミュレーションで確認した。人間と共存可能なロボットを考える場合、人間と共に歩行することは重要な機能の一つとなる。上記のシステムにより実現される、人間に歩行ピッチを同期させてロボットが共に歩行するという能力は、その際の危険や違和感を取り除くために不可欠である。

参考文献

- [1] Y.Sakai : Neuronal Integration Mechanisms Have Little Effect on Spike Auto-correlations of Cortical Neurons, Neural Networks, Vol.14, No.9, pp.1145–1152, 2001.
- [2] 村岡，酒井，吉澤：二次元動画像からの動作情報の抽出，第11回日本神経回路学会講演論文集，pp.115–116，2001.
- [3] K.Hiraoka, S.Yoshizawa, K.Hidai, M.Hamahira, H.Mizoguchi, and T.Mishima : Convergence Analysis of Online Linear Discriminant Analysis, International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), III-387-391, 2000.
- [4] K.Hiraoka, M.Hamahira, K.Hidai, H.Mizoguchi, T.Mishima, and S.Yoshizawa : Fast algorithm for online linear discriminant analysis, IEICE Transactions on Fundamental of Electronics, Communications and Computer Science, Vol. E84-A, No. 6, pp.1431–1434, 2001.
- [5] 岡部，日台，平本，溝口，平岡，重原，三島，吉澤：認識対象パターンの対話的指示が可能な OLDA ベース任意画像パターン認識システム，計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2002) 講演論文集 (II)，pp.159–160，2002.

5.8 行動の学習と獲得のための情報処理 (浅田グループ)

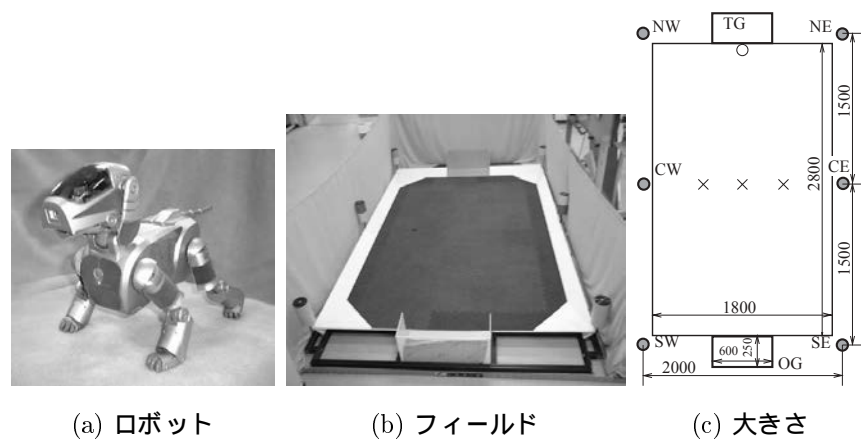
本研究グループでは，ロボットのタスク遂行のための学習を目指す，タスクに特化したアプローチではなく，脳型の情報処理として意味がある課題にアタックし，それにたいする手法を提案し，実験を通して検証することを目的としている．本節では，以下の三つの研究課題について実施内容及び成果を述べる．

- 1. 脚式移動ロボットの行動決定のための情報量規範に基づく観測戦略学習
- 2. 複数の学習器の階層的構築による行動獲得
- 3. 視覚情報に基づくヒューマノイドのリズム歩行パラメータの強化学習

(1) 実施の内容

1. 脚式移動ロボットの行動決定のための情報量規範に基づく観測戦略学習 移動ロボットには視覚センサが搭載されることが多いが，視覚センサにより得られる情報は膨大であり，効率よく行動決定に必要な情報を抽出する必要がある．注視によりシーンの理解など視覚の問題が解きやすくなることは多く報告されており，タスクに応じた選択的注視法が求められている．

本研究の目的は，視覚センサを持つ脚式移動ロボットの行動決定のための効率のよい観測戦略を提案することである．観測戦略の効率は行動決定までの観測時間の短さであるとし，明示的な自己位置同定は行わない．観測の行動決定への寄与を情



(a) ロボット

(b) フィールド

(c) 大きさ

図 114: ロボットと実験フィールド (フィールドは 1999 年のロボカップ 4 足ロボットリーグのもの, ×印はロボットの行動開始位置を, ○印はボール位置を示す)

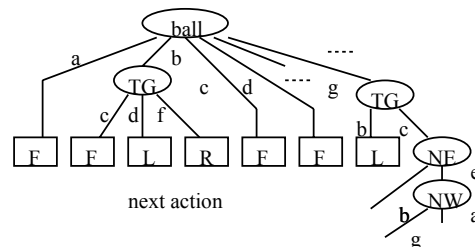


図 115: 生成された行動決定木の一部. F, L, R はそれぞれ前進, 左前進, 右前進.

報量により比較し, 寄与の大きい観測から実行することにより, 静止観測時の効率的な観測戦略を実現する. さらに行動決定の効率の向上を図るため, 移動中の観測を行動決定に利用できるような手法を拡張した. まず, 観測対象 (ランドマーク) 選択の基準として情報量を用いることにより, より早く行動決定の曖昧さを減少することができることを示した [1]. トレーニングデータを圧縮して記憶するために, 情報量を基準とした分類木の手法を用いて行動決定木を生成する. トレーニングデータは, ランドマーク群の観測される方角と, そのときにとるべき行動で与える. これに基づき各行動の生起確率より, シャノンの情報量を計算し, 情報量の大きいランドマークから順に観測する行動決定木を生成する.

図 114 に示すロボット, フィールドを用いて, ゴール前 (図の ○ 印) にボールをおき, フィールドの中央 3 点 (フィールド中央の 3 つの × 印) から開始してボールをゴールにいれるタスクに本手法を適用した実験結果を示す. このデータから生成した決定木の一部を Fig.115 に示す. ボールが左前方 (b の方向) に観測された場合には, 回り込みのため敵ゴールの方角 (c, d, f) に応じてとるべき行動が変化することが分かる. 図 116 に教示再生を行った場合の予測と実際にとった行動例を示す. ロボットはフィールドの右側から行動を開始し, 1) 左回転 → 2) ランドマーク確認 → 3) 前進

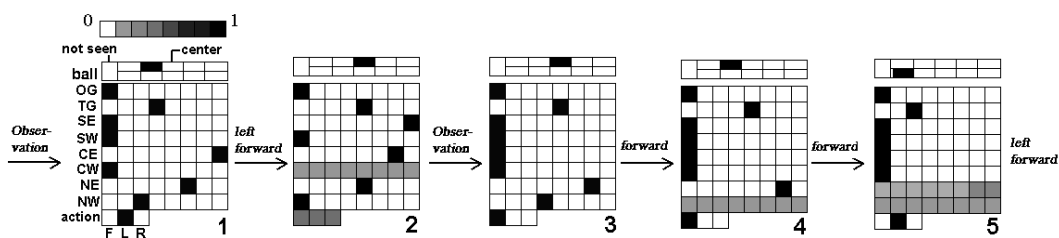


図 116: 観測行動確率の遷移例

表 6: 行動決定木生成に用いたデータ数と平均観測方向数，平均観測時間の比較

	データ数	平均観測方向数	平均観測時間 [s]
予め離散化	34	3.1	3.3
情報量	43	3.5	3.3
情報量速度	35	1.3	0.85

→ 4) 前進 → 5) 左回転という行動をとった．時刻 2 では行動確率が曖昧なため行動決定ができず，時刻 4, 5 では観測確率が曖昧なランドマークがあっても行動決定が行われている．すなわち，自己位置同定することなく，必要に応じた観測が実現されたことが分かる．

次に，センサ値として離散値のみでなく連続値を扱うことができ，観測方向の決定に情報量を用いるよう手法の拡張した [2]．センサ値は連続した値であることが多いが，離散値とするために予めセンサ空間を分割していた．これには，離散値として扱うことにより数値の連続性 (大小関係) が損なわれる，必要なセンサの解像度を予め知る必要がある，といった問題がある．そこで自律的なセンサ空間の分割が重要となる．また，視野角の限られた視覚センサの場合では，視野角外の情報は当然ながら得ることができない．

離散値を扱う決定木生成法としては，C4.5 が知られているが，C4.5 で採用されている閾値による分割方法を用いると観測方向を一意に決定できない．それに対し，ランドマークが注視窓内に観測されるか否かを知るためには，その注視窓を含む方向の一度の観測で済む．そこで，注視窓内に特定のランドマークが観測されるか否かを知ることによる情報量を比較し，観測方向 (注視窓を含む方向) と観測対象を決定することにより，自律的センサ空間の分割と行動決定木の生成を同時に手法を提案した．この行動決定木により，観測対象と観測方向が決定される．また観測にかかる時間は，カメラの回転を伴うため観測方向によって異なる．そこで情報量を観測時間で割った情報量速度の利用も提案した．

ロボットによるサッカーを想定したナビゲーションタスクの実験を行った．表 6 に，生成された木を使って実機で行動を決定した場合の，平均観測方向数と平均観測時間を示す．予めセンサ値を離散化して注視窓とし情報量を用いて決定木を生成した場合，情報量による離散化により注視窓と決定木を生成した場合，情報量速度

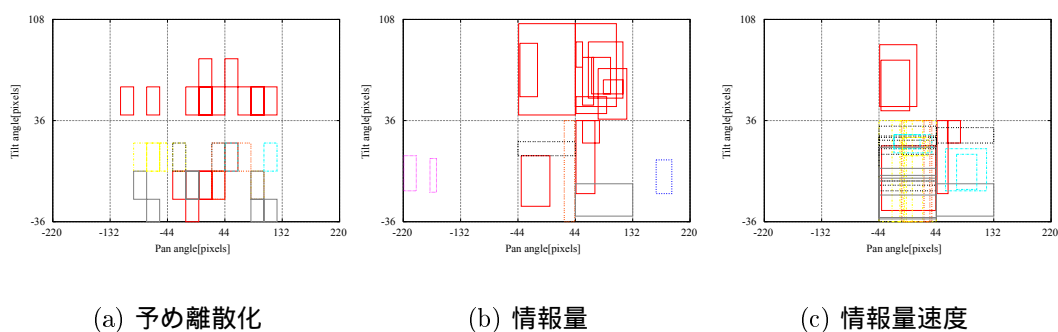


図 117: 生成された注視窓

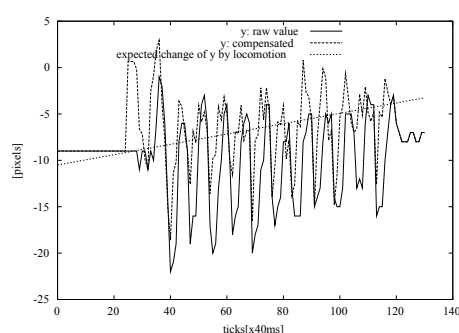


図 118: 提案手法による y 軸方向の補正結果

による離散化により注視窓と決定木を生成した場合，を比較すると，明らかに平均観測時間が，情報量速度の利用により減少していることが分かる．図 117 に，それぞれに生成された注視窓を示す．注視窓を予め用意する場合に対し，必要に応じた大きさの注視窓が生成されることが分かる．また情報量速度を用いることにより観測窓が集中し，観測時間を減少させていることが分かる．

次に，歩行中の観測を利用するための拡張を行った [3]．より効率のよい観測を実現するためには，静止状態での観測だけではなく，移動中の観測も利用できる必要がある．

移動中の観測の利用と行動決定に関しては，

- 1) 静止時と比較してセンサに揺れなどの外乱が加わる，
- 2) 視覚情報の処理に比較的長い時間がかかり，処理結果が利用可能になったときには無視できないほど移動している場合や，複数方向の観測（首振り）の統合の際に観測間で移動が無視できない場合がある，
- 3) 観測の曖昧さから行動決定に曖昧さが残っている場合には，衝突などの問題を避けるため，移動速度を低下あるいは，静止観測の必要がある，

等の問題がある．情報量を基に生成された行動決定木を用いた行動決定においては，

- 1) 歩行による揺れの補正，2) 移動中の複数観測の統合，3) 適切な行動決定の指標，

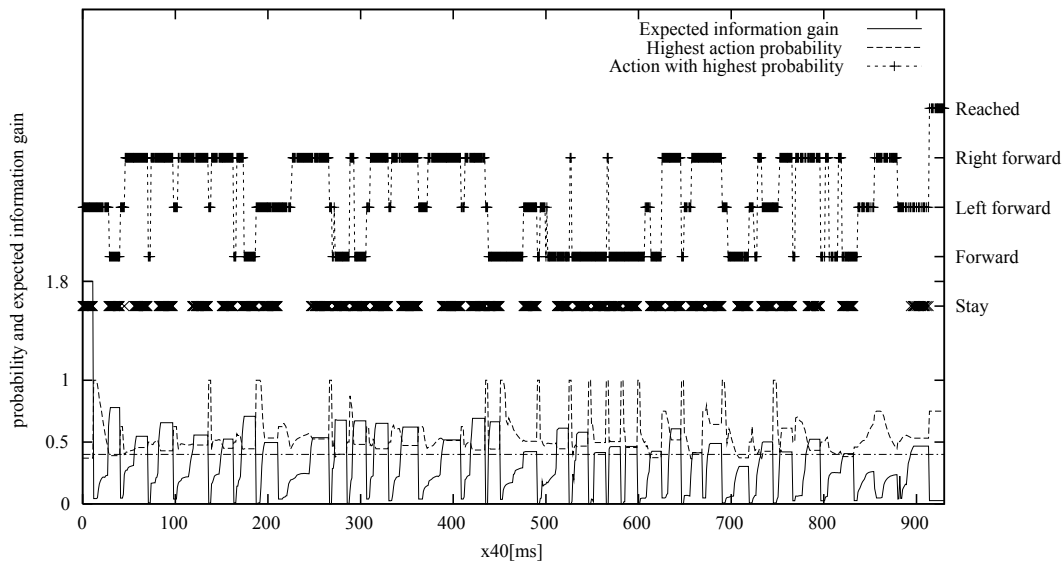


図 119: 1 試行中の、情報量期待値、最も高い行動確率、その行動と、実際にロボットがとった行動の変化

の解決が必要となる。

そこで、行動決定の曖昧さの指標として、行動確率と共に、観測により将来得られると期待される情報量を曖昧さの指標として用い、行動確率あるいは情報量期待値が閾値を満足しない場合には、移動せずに観測する戦略を用いて上記 3) の問題に対処する。また、歩行による揺れや、視点移動の影響を軽減する画像補正メカニズムを提案し、上記 1), 2) の問題に対処する。画像列のみから補正值を計算し、それにより視覚センサによる観測から、静止時にある観測が得られる確率を計算し、複数観測の統合と揺れの補正を実現した。図 118 に歩行による画像の揺れとその補正結果を示す。図 119 にナビゲーションタスクにおける提案手法による観測行動決定の様子を示す。

2. 複数の学習器の階層的構築による行動獲得 強化学習や遺伝的アルゴリズム等の手法を用いたロボットによる自律的な行動の獲得に関する研究がこれまで多くなされてきた。これらの手法は先見的な知識をほとんど必要とせず、適応的で即応的な行動を獲得できる利点がよく知られている。ロボットにこれらの手法を適用することで、生涯にわたり環境との相互作用を通して自分自身の行為を発達させていくことができるようになった。しかしながら、従来の研究の多くは設計者が目標状態、状態行動空間、評価関数等を定義し、合理的な学習時間内に目的の行為をロボットに獲得させることを目的としてきた。したがってロボットはある一つの与えられたタスク以外のことを学習することは非常に困難である。

実環境の中で様々な行為を自律的に学習していくロボットを実現するためには、状況に応じて必要な状態行動変数を組み替え、探索範囲を無駄に広げることなく、比較的小さな状態行動空間をもとに学習/制御することが必要である。なぜならば、

ロボットが搭載しているセンサ情報およびモータコマンドすべてを考慮した状態行動空間を作り，これをもとに与えられたタスクに対する政策を獲得することは，計算資源の面から事実上不可能であり，また学習に要する時間は非現実的になりやすいからである．

これらの問題を回避するための一手法として，全体としての学習／制御システムに階層構造を導入することが考えられる．つまり，

1. 全状態行動空間の中の部分空間を扱う学習／制御器を複数用意し，
2. 獲得された学習／制御器に対応する状況および行為を抽象化し，
3. 抽象化された状況・行為をもとに複数の部分空間にわたる新たな状態行動空間を作り，拡大された空間の中で新しい行為を獲得する

ことである．最終的には上位の層で多数の状態変数からなる状態空間を扱うことになるが，それらはすでに下位の層で状態・行動ともに抽象化されているので，従来の手法のように状態数が爆発するようなことは抑えられると考えられる．

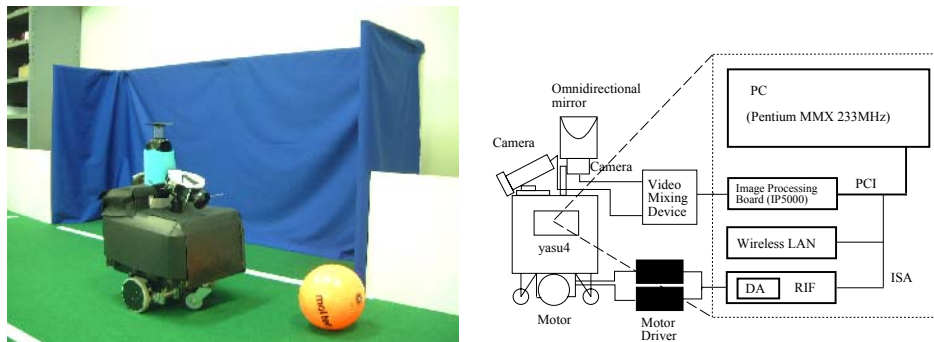


図 120: 実験に利用した移動ロボット，ボールとゴール (左図)，およびロボットのシステム構成 (右図)

本研究では，同一構造の学習器を複数用いて階層的に構築することによる行動獲得法を提案し，ロボカップに出場しているロボットに適用した結果を示す．下位の層の学習器はそれぞれ異なったサブゴールを担当し，低レベルな行為を学習する．同時に上位の学習器は，下位の学習器を利用し，より高いレベルの行為を学習する．従来の手法とは異なり，それぞれの学習器が担当するサブゴール，タスクは自律的に決定され，また階層も自律的に構成される．また，階層型学習機構において異なる部分空間を状態空間として持つ下位の層の学習器を統合し，より多くの状態変数によって表現される状況における行為を上位の層で獲得することが可能であることを示す．

図 120 に使用する提案する手法を検証するためのロボットとボール，ゴール，またロボットの簡単なシステムを示す．ロボットはセンサとして広角レンズを装着した CCD カメラと全方位ミラーを装着したカメラを持ち，専用の画像処理ボードを使って実時間でボールやゴールの重心を抽出する．カメラの搭載位置のため，広角レンズを装着したカメラはロボット前方を，全方位ミラーを装着したカメラはロボット

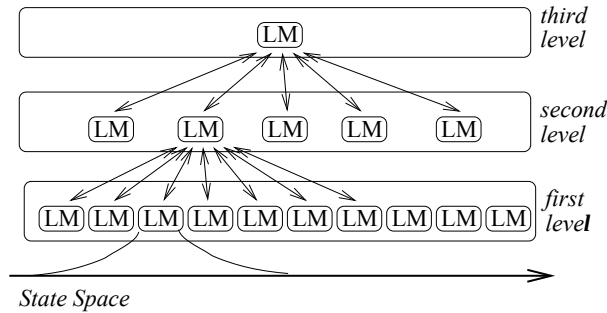


図 121: 階層型学習機構の概要図 : LM は学習器

の側方と後方を観測することになる．また移動機構は左右独立駆動機構である．これらのカメラやシステムのキネマティックなパラメータ等はロボットには未知であり，環境との相互作用の中でセンサ情報からモータコマンドへのマッピングを提案する手法を用いて獲得することになる．環境はボール一つ，敵および味方ゴール，そして移動ロボットで構成される．

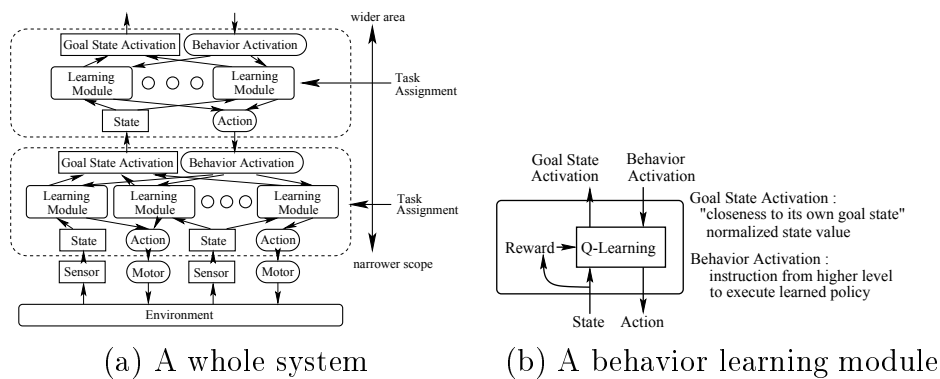


図 122: 階層型学習機構

このロボットに階層型学習機構を導入する．同種の行動学習器を複数並べて層を作り，これを階層的に構築する．この学習器の階層構造はタスク分解の役割を担っていると見なすことができる(図 121)．下位の学習器は，与えられた環境下で狭い範囲を探索し，より低レベルで基本的な行動を獲得する．一方，上位の学習器は下位の学習器を利用することにより，より広い範囲を探索し，より高レベルで抽象化された行動を獲得する(詳細は文献 [4] を参照)．

図 122 に提案する階層型学習機構を示す．図 122(a) は階層構造を示しており，図 122(b) は行動学習器を示している．それぞれの学習器は状態と行動を認識し，それぞれのゴール状態により報酬を発生させ，これをもとに Q 学習を用いて行動を学習する．最下位の層の学習器の状態，行動はロボットの持つセンサ情報やモータコマンドを使って構成する．

上位層では獲得された学習器に基づいて下位の層の状態・行動空間から状況・行為を定義し，これを上位の層の状態・行動空間として採用し，より抽象化された行

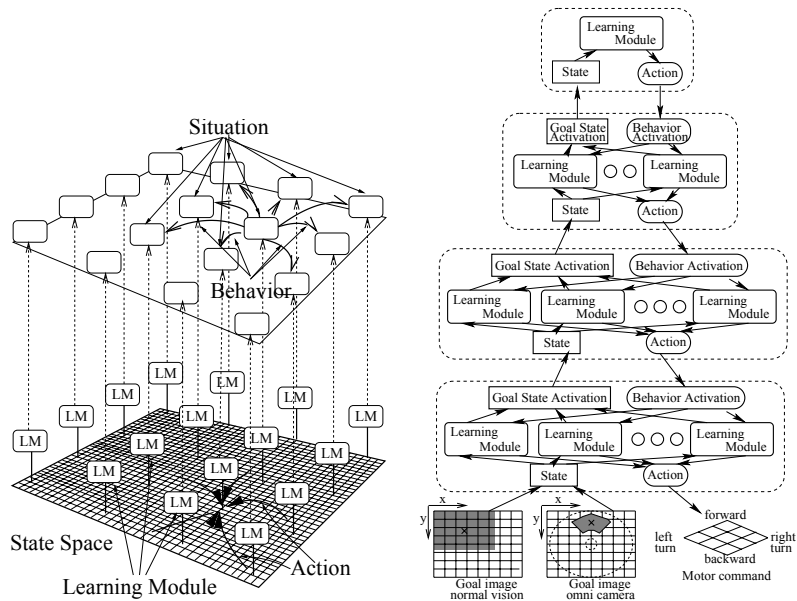


図 123: 獲得された学習器に基づく状況と行為の定義 (左図) と今回構築された階層型学習機構

為を学習していく．図 123 左に下位の層の学習結果を用いて状況・行為を把握する様子を示す．ある層において状態空間上に学習器を振り分け，それぞれの学習器はその状態空間上で自分に割り当てられた状態へ遷移するための行動を学習する．その上の層では，下位のそれぞれの学習器が担当している領域を状況と判断し，隣接する状況への移動を行為と認識する．

本手法を適用した様子を図 123 右に示す．最下位層の学習器の状態空間は二つのカメラから得られた画像上のゴールの座標で構成され，行動空間は左右の車輪のモータコマンドに与える指令値で構成される．前方を担当するカメラに物体が写っているときは，全方位ミラーつきカメラからの情報を無視し，前方担当のカメラからのセンサ情報を優先した．それより上の層の状態や行動は，自分より一つ下の層の学習器のゴール状態活性度と行動活性度によって構成される．それは自律的に割り当てられる学習器によって最終的に決定される．

自律的に学習器を状態空間に配置するために「ある層の全状態空間をその層に割り当てられた学習器で一様に振り分ける」ようにアルゴリズムを組み，実装した．このとき状態間の距離をあらかじめ知ることができないため，学習器のゴール状態活性度をお互いの学習器間の距離関数として用いた．ゴール状態に到達したときにのみ正の報酬が与えられ，それ以外はゼロの報酬が割り当てられる場合，学習の結果得られたある状態の Q 値の最大値 (状態価値) はその状態からゴールまでの距離の近さを表現している」と考えられるからである．図 124 にそれぞれゴールが前方担当カメラ，全方位ミラー付きカメラの画像上に写ったときの最下位層のそれぞれの学習器のゴール状態活性度の分布を示す．それぞれ x, y 座標は画像上のゴールの中心座標に対応している．

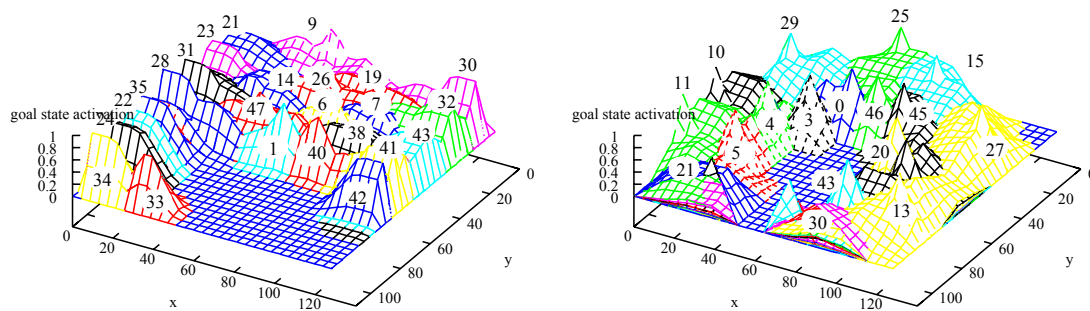


図 124: 前方位視覚 (左) と全方位視覚 (右) 上のゴールの位置を状態空間として持った学習層における学習器の自律的分配の様子

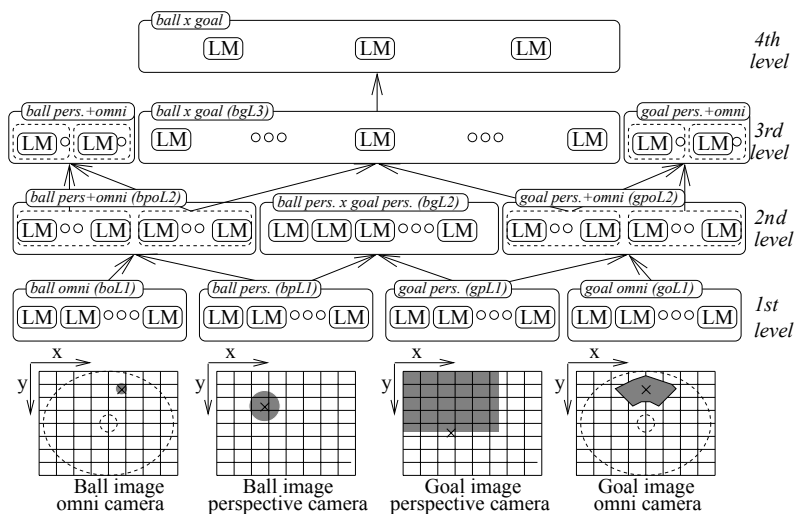


図 125: 上位層で部分空間を統合する階層型学習機構

同一レベルの複数の層において獲得された状況・行為を基に上位の層の状態・行動空間を構成する場合，下位の複数の層の状態空間が互いに独立であるか強い相関関係があるかによって適切な構成方法を選ぶべきである．下位のそれぞれの層が異なる対象を認識し，それぞれに対して行為を学習しているならば，基本的にそれぞれの層の空間は独立であり，一方で同じ対象を認識し，行為を学習しているなら強い相関関係があると考えられる．例えば片方の層はナビゲーション行動を獲得しており，もう一方は物体の操作動作を獲得している場合は，それぞれの層の学習器は独立していると考えられる．また，同じ対象を異なるセンサによって認識している場合は，お互いの層は基本的に強い相関関係を持っているであろう．この場合，上位の層の学習器は，状況が下位のある一つの層の学習器の担当範囲外で使えないとき，下位の他の層の学習器を利用することで状況を広く認識すると期待される．そこで，ここでは前者に対し「直積的手法」を，後者に対し「相補的手法」を提案し（詳細は文献 [5] を参照），これを実装した（図 125）．最下位では四つの学習層があり，それぞれがそれぞれの論理センサ（前カメラ画像上および全方位画像上でのボール

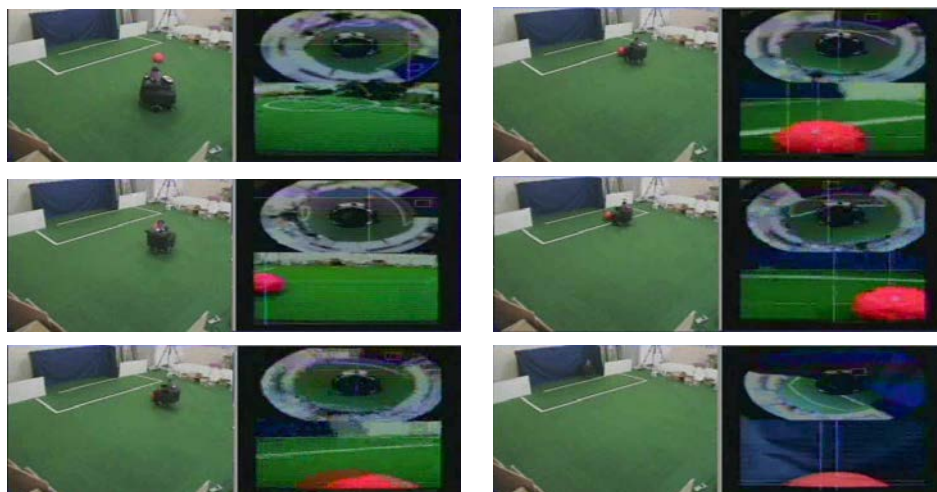


図 126: シュート行動をとらせた時の様子：右は両カメラからの画像

の位置およびゴールの位置)を担当した．第2レベルの“*ball pers. × goal pers.*”層と第3レベルの“*ball × goal*”層は直積的手法で構成し，それ以外の第2，第3レベルの層は相補的手法で構成した．図中の矢印はゴール状態活性度から状態ベクトルへの流れを示す．行動ベクトルから行動活性度への矢印はここでは省略した．

この階層型学習機構を使ってホーミング行動とシュート行動を実行させた．シュート行動ではロボットをゴールから離して反対方向を向かせて置き，ボールをそれらの間に置いた．目標状態はボールとゴールが前カメラで下の中央に見える状態を指定した．図 126 にそのときのロボットの動きと搭載されたカメラの画像を示す．

図 127 左にシュート行動をさせた時の階層型学習機構におけるそれぞれのレベル，それぞれの層のゴール状態活性度と行動活性度の遷移を示す．行動活性度はゴール状態活性度の上部に矢印として表示している．図 127 右に活性化された学習器の遷移と上位から下位への学習器への指令などの概略図を示す．下への矢印が上の層の学習器から下位の層のどの学習器を活性化させたかを示している．

3. 視覚情報に基づくヒューマノイドのリズム歩行パラメータの強化学習 二足歩行ロボットの実現手法は，ZMP 規範に代表されるモデルベースアプローチと，CPG に代表されるリズム歩行アプローチの二つの大別でき，後者は前者ほど詳細なパラメータを必要とせず，環境への頑強性が期待されている．環境への適応性をより向上させるために，視覚情報などの外界センサーを用いた手法も提案されているが，環境モデルの精密な情報を必要とするものが多い．本研究は，ヒューマノイドの多様な行動生成手法のひとつとして，視覚情報に基づくヒューマノイドのリズム歩行パラメータの強化学習手法を扱う [6]．手法は二段階の学習過程からなる．最初は，後段の強化学習のための行動空間の生成である．歩行パラメータは前進ステップ幅と旋回角度であり，実現可能な組み合わせを直前の姿勢との組み合わせから，経験を通じて求める．このようにして求められた行動空間と視覚情報並びに姿勢情報から構成させる状態空間を用いて，歩行パラメータを強化学習する．タスクとしてロ

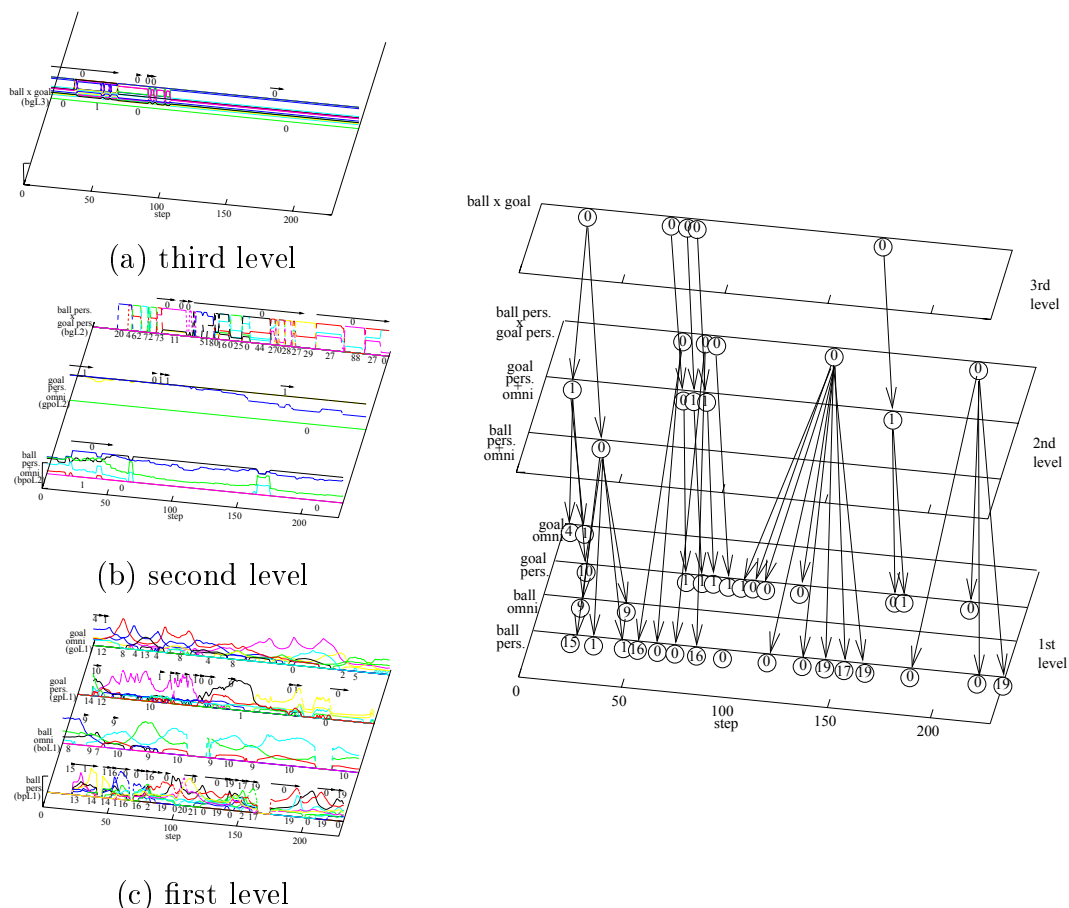
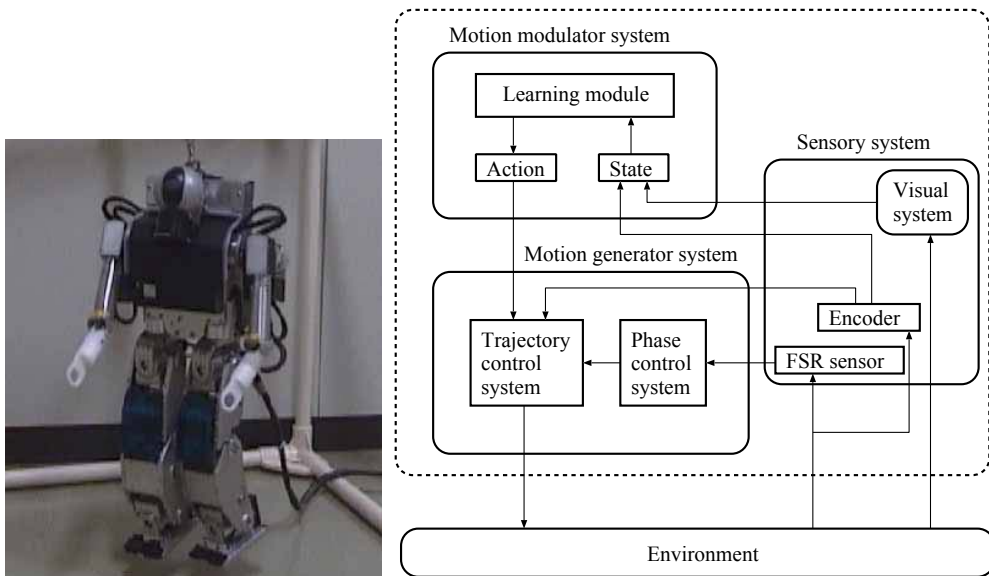


図 127: それぞれの層における学習器のゴール状態活性度と行動活性度の遷移 (左図), および上位層から下位層への指令の系列 (右図)

ボカップ・ヒューマノイドリーグにおける状況を想定し, ゴール前に置かれたボールにアプローチしキックする動作を対象とする.

図 128 に実験で用いたヒューマノイド 富士通 HOAP-1(伸長 48cm) と全体システムの概要を示す. 運動生成システムに埋め込まれているリズム歩行の実現に関しては, 本研究プロジェクトの京都大学土屋・辻田研究グループが開発した関節角度の位相制御による歩行安定化手法を用いた. これは, 軌道追従制御と位相シフト制御からなり, 脚底に設置された FSR センサーからの信号により位相シフトが起動する.

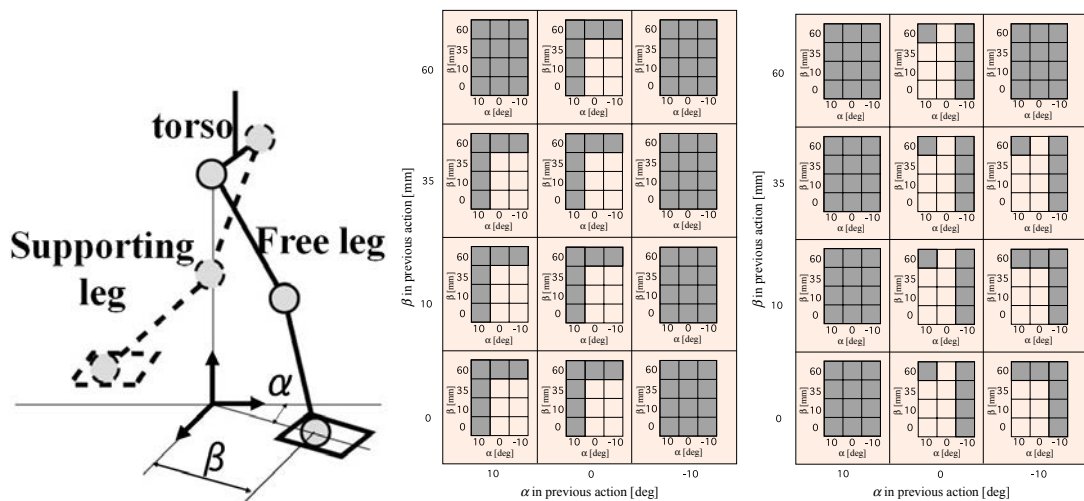
これの上段に位置する強化学習モジュールでは, 視覚情報に基づいて, リズム歩行パラメータである旋回角 α , ステップ幅 β (図 129(a) 参照) を決定する. この際, リズム歩行パラメータはヒューマノイドの姿勢に応じて, 選択可能である場合と不可能の場合に分かれる. 後者の意味は, 転倒などの不安定姿勢に遷移することを表し, 実機のロボットを使った学習実験では, ダメージを最小化する意味でも避けなければならない. そこでまず最初に, 選択可能なリズム歩行パラメータを求めた. 旋回角 α は $-10, 0, 10$ [度] の 3 種類, ステップ幅 β は $0, 10, 35, 60$ [mm] の 4 種類, 合計 12 種類の選択肢があるが, 直前に選択されたパラメータにより, これらが転倒に



(a) 実験で利用した富士通
HOAP-1

(b) システム概要

図 128: 実験で用いたヒューマノイドと全体システム



(a) リズム歩行パラメータ (旋
回角: α , ステップ幅: β)

(b) left leg

(c) right leg

図 129: リズム歩行パラメータと選択可能な歩行パラメータ

至るかどうかを試行錯誤により識別した．図 129(b) ならびに (c) にその結果を示す．縦横の各軸が直前に実行された歩行パラメータのステップ幅及び旋回角をそれぞれ表す．白い部分が選択可能なパラメータであり，灰色の部分は選択禁止パラメータである．理想的には左右対称になるべきであるが，差異は実験で用いたロボット個体のハードウェアの属性の違いによる．

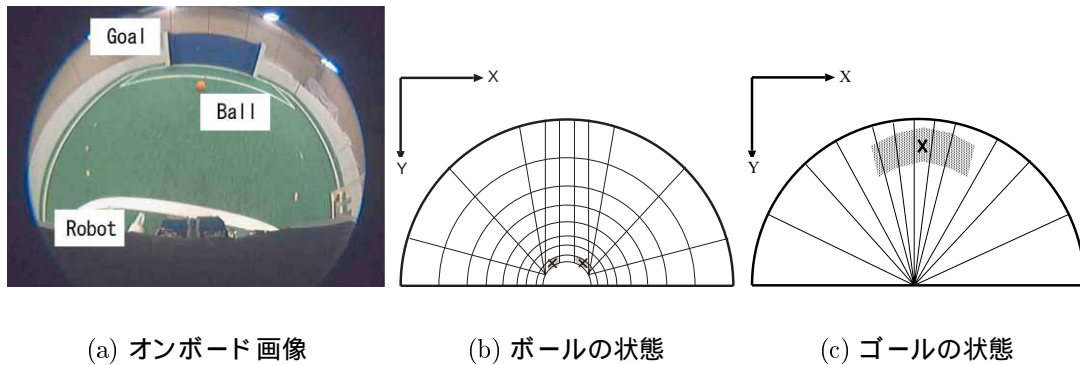
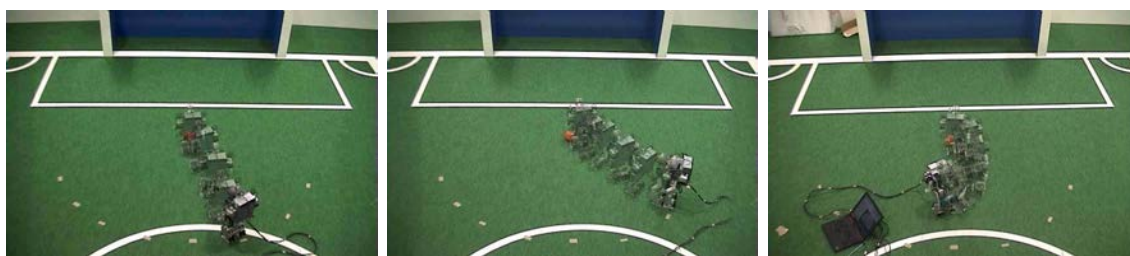


図 130: オンボード画像とボール，ゴールの状態空間

視覚情報に基づいた歩行パラメータ学習のタスクとして，ロボカップ・ヒューマノイドリーグにおける状況を想定し，ゴール前に置いたボールにアプローチしキックすることを考える．視覚情報からボールやゴールの状態を決定し，それらに加えてヒューマノイドの姿勢（ここでは直前に実行した歩行パラメータに対応）を加えた状態空間を構成した．図 130(a) はヒューマノイドのオンボード画像であり，広角レンズを用いて視野を広め，色情報を用いてボール，ゴールを検出する．図 130(b)，(c) にボールとゴールの状態空間を示す．ボールについてはアプローチするので距離と方向で詳細な状態を，ボールに関しては方向のみからなる状態空間を構成する．ボールに関しては最近傍の半円の次の円弧状の領域のうち中央上部の左右の隣の領域（図中の×印）に報酬 1，それ以外は報酬ゼロである．これは左右どちらかの脚でキックするためである．ゴールに関しては，中央部分（図中の斜線部）で報酬 1，それ以外は報酬ゼロである．

歩行パラメータは 2 次元であるが，状態空間のサイズは 25632 であり，かなり探索に時間を要する．そこで，探索空間を絞るために，最初の 1 時間はインストラクターが歩行パラメータを教示し，そのあと約 10 時間の実機での学習により，ゴールにアプローチする行動が獲得された．図 131 にその様子を示す．同図 (a) では，斜め直進の様子が示されている．やや見難いが，アプローチするにつれ歩幅を調整している様子が伺える．同図 (b) では，ボールとゴールの見え方が報酬が得られる姿勢から程遠く，探索が必要であるが，ほぼ正しく歩行パラメータが求められている．同図 (c) では，最初，ボールもゴールも見失った状態から出発し，旋回し，発見してボールにアプローチしている．



(a) 斜め直進

(b) サイドからのアプローチ

(c) 初期位置でボールやゴールが観測されないとき

図 131: 実験結果

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

1. 脚式移動ロボットの行動決定のための情報量規範に基づく観測戦略学習 移動ロボットのための効率のよい観測を実現するための、情報量に基づく観測戦略を提案し、検証することを目的とした。情報量に基づく観測対象選択を行う観測戦略、情報量によるセンサ空間の自律的分割と注視窓による観測対象と観測方向の選択を行う観測戦略、移動中の観測を利用しより効率のよい行動決定のための観測戦略を提案した。それぞれについて、脚式移動ロボットを用いた実験により観測戦略が有効に働き、適切な行動決定が行われることを検証した。

2. 複数の学習器の階層的構築による行動獲得 同一構造の学習器を複数用いて階層的に構築することによる行動獲得法を提案し、提案する手法をロボカップに出場しているロボットに適用した結果を示した。また、階層型学習機構において低レベルの大きな状態空間をいくつかの部分空間に分け、より高いレベルでそれらを統合する手法を提案し、同じく実機にて検証を行なった。今後は階層をより多層化し、より複雑なタスクに適用しすることで本手法の有効性を確かめたい。また複数のタスクを学習するとき、以前の学習結果を再利用する事による有効性を検証予定である。現段階では自律的な階層構造の構築のための機構は、単純な階層についてのみ提案しているが、設計者の介在なしに学習器の層を自律的に追加するように将来拡張する予定である。また、本研究では主に状態空間の階層性に注目してきたが、行動空間の階層性についても本手法と同様のアプローチが可能か、現在検討中である。

3. 視覚情報に基づくヒューマノイドのリズム歩行パラメータの強化学習 CPGに代表されるリズム歩行を用いて、外界からの情報を基に歩行パラメータを学習する手法を提案し、実機を用いて検証した。タスクとしてロボカップ・ヒューマノイドリーグの状況を想定し、ゴール前に置いたボールにアプローチする歩行を実現した。ヒューマノイドの多様な行動を外界情報から学習する手法として、今後、様々なタスクへの応用が期待できる。今後の課題として、状態空間の自律的構成などが挙げ

られる。

参考文献

- [1] 光永, 浅田: 移動体の意思決定のための情報量基準に基づく観測対象選択戦略, 日本ロボット学会誌, vol.19, no. 6, pp.793–800, 2001.
- [2] 光永, 浅田: 情報量に基づく移動ロボットの注視制御のためのセンサ空間構成, 日本ロボット学会誌, vol.20, no. 7, pp.751–758, 2002.
- [3] 光永, 浅田: 歩行中の観測を考慮した情報量に基づく注視制御, 日本ロボット学会誌, vol.21, no. 7, 2003 (掲載予定).
- [4] 高橋 泰岳, 浅田 稔: 複数の学習器の階層的構築による行動獲得, 日本ロボット学会誌, Vol.18, Num.7, pp.1040–1046, 2000
- [5] 高橋 泰岳, 浅田 稔: 階層型学習機構における状態行動空間の構成, 日本ロボット学会誌, Vol.21, Num.2, pp.38–45, 2003
- [6] M. Ogino, Y. Katoh, M. Aono, M. Asada and K. Hosoda : Reinforcement learning of humanoid rhythmic walking parameters based on visual information, Proc. of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003 (to appear).

5.9 行為の生態学的記述 –物・環境を身体運動で記述する試み– (佐々木グループ)

(1) 実施の内容

1. 物と行為の関係

動物の行為は環境で行われる。行為には周囲があり孤立していない。行為は周囲と緊密に関係して行われる。

たとえば最近のリーチング研究は、乳児の手の到達行為が目標とする物との関係を密にするように0歳代で質的に変化することを示している[1]。5ヵ月齢児は対象が小さくても(直径3.7×高さ8.1cm)、大きくても(8×19cm)リーチングの6割を両手で行なうが、7ヵ月齢になると両手でのリーチングの割合は、小さい対象で3割、大きいと7割と分化し、11ヵ月ではそれぞれ3割と9割となり、行為は周囲をより繊細に識別しはじめる。行為が周囲と関係するというとき、それは複数のレベルに及ぶ。この研究では、両手使用だけではなく、対象を把握するために広げられる親指と人指し指の角度も対象のサイズに感受的になってくることを示している。乳児が「うまくリーチングできる」ようになる背景に、目標とする対象の性質の一部が行為のいくつかのレベルで具現されるということがあることをこの事例は示している。

このように周囲と行為を「大きさ」のような単一次元にマッピングして対照することは比較的容易である。1980年代に活発に行われた、いわゆる「アフォーダンス知覚」研究では、行為者の肩幅とくぐりぬけようとする隙間開口部の幅や、脚の長さや手を使わずに登ることを求められる段差の高さなどを計測して、ある種の行為の可能性（例えば肩を回さずにくぐれるとか、転倒せずに登れるとか）の知覚が、行為者が当該の行為に使用する身体部位の大きさと不変の比を持つことを示した [2]。

この種の研究の意義が大きいことは疑えない。しかし、行為とは、剛さと柔らかさの両性質を併せ持つ動物身体の動きのことであり、「大きさ」のような次元だけでその性質の全てを代表させることには困難がある。そして行為の周囲となることの性質を枚挙することはさらに難しいはずである。では行為とその周囲の関係を記述するために、どのような方法が可能なのか。難題ではあるが、筆者はいくつかの試行を行ってみた。本稿でその結果の一部を報告する。

19世紀から20世紀にかけて、心理学に於いては環境と行為との関係に「充実した」記述をもたらす工夫を巡って多くの提案や議論がなされてきた。本稿では、これらの議論の一部も紹介しながら、筆者が得た事実と関連づけてみたい。

2. 卵

事例 1: 卵の殻は内で育つ雛を外敵や気候の変動から保護し、雛が成長した時にはまだ硬くない嘴で砕かれなければならない。卵の殻はそういう自然の要求の下で進化が生み出した物であり、それは硬さと壊れやすさを同時に持つユニークな物である。手で生の卵の表面を何かに叩きつけて割るために、その表面を何かに接触させる行為は、このユニークな硬さと壊れやすさを扱っており、それゆえ独自の困難さがある。

筆者らはリハビリテーション専門病院で一人の患者 (M) の卵割りを 10 ヶ月にわたり 7 回記録する機会を得た [3]。M は最初の観察時に 42 歳で、その 6 ヶ月前に転倒し、頭部を外傷していた。当初は単独での歩行に困難があり、車椅子によって移動していた。身体の一部に失調がみられた。

治療関係者がもっとも問題にしていたのが、M の行為に意図性の現れが希薄である点であった。それはたとえば治療室からベットのある病室までの簡単な経路のナビゲーションに失敗し迷うとか、更衣、食事、洗面などを適切に開始したり、終了できない、動作の順序をスムーズに進行できないなどに示されていた。この種の行為のプランの問題に起因する失行症状が見られたことから M は「高次脳機能障害」と診断されていた。

M が日常生活動作訓練として「卵焼き」をつくる場面冒頭の、7 回分の卵割りを記録した。M が一個の卵を割るために、卵と料理用スチール製ボールの縁とを衝突させた回数は平均して約 23 回であった (図 132)。比較のために 8 名の健常成人の卵割りを類似の場面で観察したが、彼らの場合は卵は 2 回から 7 回、平均で約 4 回で割られていた (図 133)。M は約 6 倍の衝突を行い卵の表面を割っていたことになる。

M と 8 名の健常者に共通していたのは、ただ 1 回の衝突では卵を割らないということであった。卵を割るためには 2 回以上の衝突が行われたが、ビデオでその様子を詳しく観察すると、卵を割るための衝突は 2 種に分けられるように見えた。健常

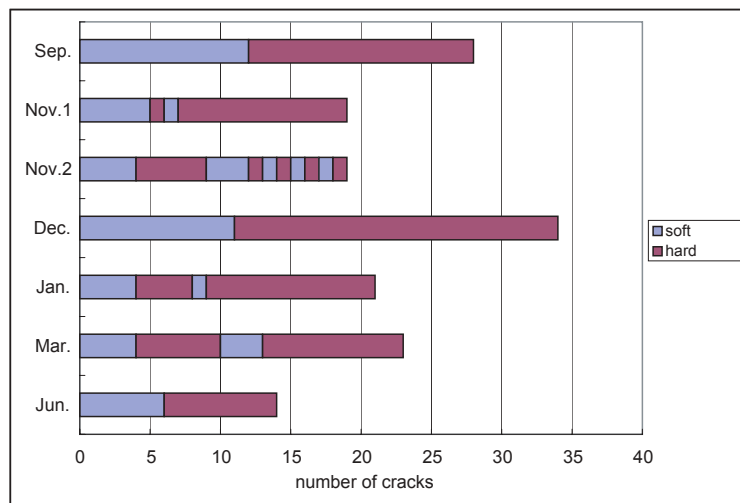


図 132: M の衝突の系列

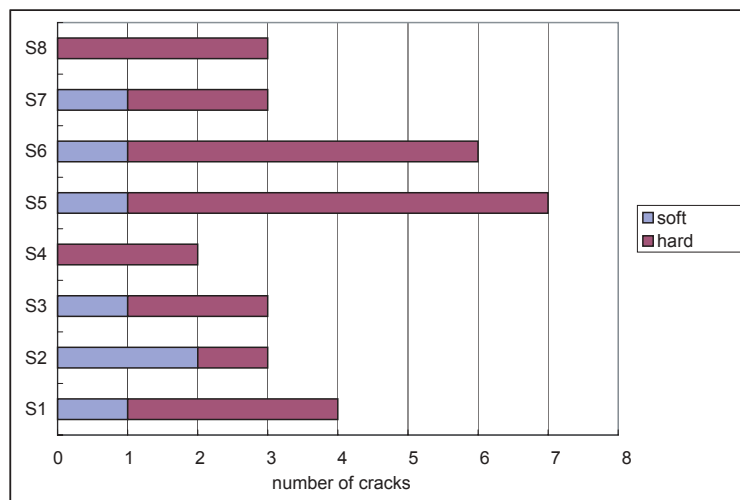


図 133: 健常成人 8 名の衝突の系列

者では卵をまず 1 回か 2 回ボールに「ソフトな衝突」を行いその表面の硬さを探り、引き続く数回の「ハードな衝突」で割っていた。

図 133 では健常者の衝突の系列をソフトな (探索的) 衝突とハードな (実行的) 衝突に分けて示している。図 134 に一事例だけを示したが、衝突音を一音ずつ分離してスペクトル解析すると、ソフトな衝突の場合は、低い周波数成分のパワーが他の帯域に比して一際大きい周波数分布を、ハードな衝突ではすべての周波数帯域にパワーの均等な分布が見られる分布を示した。このように音響学的な分析は、卵割りの際に行われる衝突を二種に識別できるとするビデオ観察での印象を支持していた。

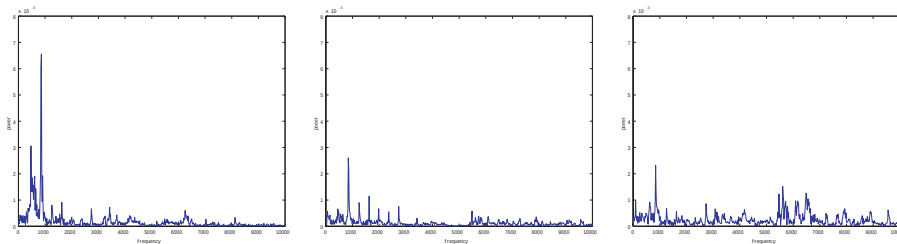


図 134: 衝突音のスペクトル解析 (縦軸はパワー、横軸は周波数)

図 132 には M の長い衝突の系列を、健常者と同様な基準でソフトとハードの二種に分類して表した。ただし M の場合は、二種の衝突の差は健常者ほど明瞭ではない。図 135 には、M の 11 月の 1 回目の衝突系列のはじめから 8 回分の周波数分布を示したが、ここには二種の衝突の区別は十分に示されていない。この日は最後までどちらかといえばソフトな衝突で卵が割られた。図 136 には M の観察の最終回、6 月の衝突の、はじめから 8 回の分析結果を示した。11 月とは異なり、この 6 月では 5 回目までのソフトな衝突と、6 回目以降のハードとは明瞭に区別できるだろう。二回のデータは、M の卵割り行為過程が観察した 7 ヶ月間に、ソフトな衝突にはじまりどこかでハードの衝突に移行するといった健常者のそれに類似した連鎖構造を獲得したことを示唆していた (現在すべての回を分析中である)。前述したように、M は行為のプランに問題を指摘されていたが、卵割りという行為に関するかぎり、プランが衝突の種類の分化と、分化した二種の衝突に連鎖構造が生じることによって成立したともいえる。

卵割り行為を複数の衝突として記述する方法は、このように患者 M の行為に起きた変化の一端を捕らえることに成功したように思える。この方法はこの事例のみではなく、おそらく物と行為の関係を記述するより一般的な観点を持つだろう。それは以下ようになる。

- (1) 物と関わる行為を、複数の運動 (接触) として同定することができる。
- (2) 複数の運動に、物と関わることで生ずる多様化・分化を同定し、分類することができる。
- (3) 多様化・分化した運動からなる連鎖系列を行為とよぶことができる。

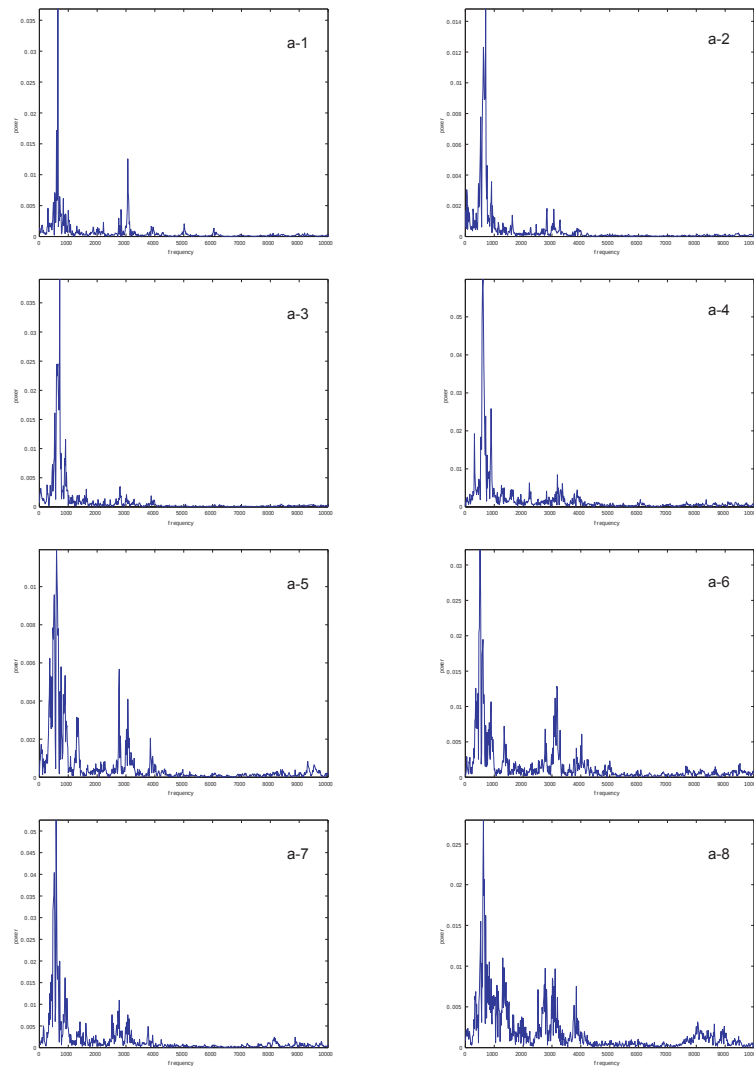


図 135: M の 11 月の衝突音系列の分析 (一部)

- (4) 行為を成す運動の連鎖系列には、反復して物と出会うことでその秩序構造に変化が生ずることがある。

理論 1: Bernstein のデクステリティ 行為を運動の連鎖として描出する理論的系譜の一つは、20 世紀の半ばに動物の運動に特有な多自由度性が、その制御の中心問題であることを指摘して後の研究に大きな影響を与えたソビエト・ロシアの運動生理学学者の Bernstein, N. A. に求めることができる [4]。彼は、行為を「運動課題を協同して解決する動作 (movement) 系列の全体」と定義した。彼は行為の目標を「あらゆる状況と条件において解決策となる運動を見つけること」とし、このレベルに達した行為の組織をとくにデクステリティ(巧みさ)とよんだ。行為では連鎖するどの動作も、解決すべき問題の意味によって結びついている。したがって動作連鎖には切り換え可能性があり、行為を繰り返すと、動作連鎖の構成と構造に「適応的な変動」が起こる、と Bernstein は考えた。この枠組みは、上記した M の卵割り

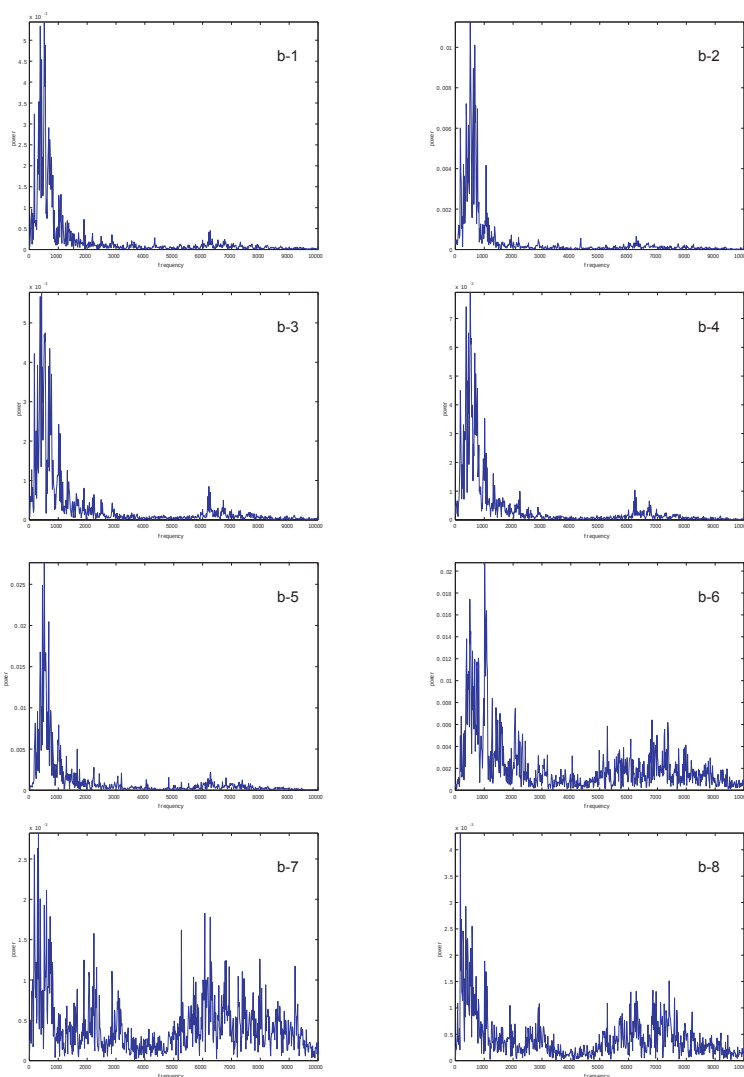


図 136: M の 6 月の衝突音系列の分析 (一部)

に見られた衝突運動連鎖に適応的な変動が起こった背景を説明している。

Bernstein は行為にもう一つの特徴を挙げていた。それは行為が「対象を伴って行われる」ことである。行為とはただ運動が連鎖することではなく、何よりも周囲の具体物と関わることである。この「対象を伴って行われる」という要件に従えば、行為を構成する連鎖を記述するために単位として用いる運動は、物との直接的な関係に伴って現れたものである必要がある。卵の事例で、人は手で卵を持ち、卵の表面よりも硬い他所（観察では料理用ボール）と接触するために二種の衝突を行った。これは卵のユニークな表面との出会いに由来して出現した運動である。物と行為の関係を記述しようとする際には、まず物と行為が出会って生ずる、当該の物の制約下で生ずるその運動を、行為という連鎖を記述する単位として発見する必要があるだろう。

3. 靴下

物に関わる行為を記述する際の最大の問題は、おそらく行為という組織を構成する単位をどのように同定するか、という点にある。

理論 2: Holt の特定の行動 この問題についてはすでに 20 世紀の冒頭に議論が展開していた。プラグマティズムの James, W. の後継者であった Holt は、生理学の影響の下、主として要素的な感覚や行動に焦点を当てていた 19 世紀の心理学主流を批判して、心理学刷新のために新しい分析単位を導入する必要性を説いていた [5]。彼はその単位を Freud, J. から用語を借りて「意図 (wish)」とよぶことを提案したが、「意図」は「身体という機構が環境との関連を保ちながら実行することができるひとまとまりの行為」と定義され、「身体」が「組織されたときに取る形式の中にある」とされた。Holt はこのように「意図」という単位の第一の特徴を「身体の組織」に求めたが、その第二の特徴としては、身体組織が「環境との関連を保ちながら」推移する点に置いた。この二つの特徴を合わせ持つ動きのことを Holt は「特定の行動 (specific behavior)」とよんだ。

Holt は「特定の行動」の例を以下のようにモデルとして示している。「ある水棲の小動物がその前端の両側にそれぞれ一つずつ眼点をもつとする。各眼点は神経によって後端の反対側にある振動繊毛ないしヒレにつながっている。それぞれのヒレは後ろ向きに動くとする。さて、ここで一方の目 (右の目としておく) に光があたると、左のヒレが動き出し、この動物の身体はオールが一つしかないボートのように右向きに回転しはじめる。…… 動物が右回転を続け、もう一方の眼点に光があたるところまでくる (たとえばこの動物が光源に対して正面を向く位置に来る) と、右側にある第二のヒレが動きはじめ、二つのヒレが一緒になって動物をまっすぐ前に進ませる……。言い換えると、この動物は、いずれか一方の反射だけではコマのようにぐるぐると回るだけになってしまうのだが、二つの反射が結びついて作用すれば、光源に向かって進むのである。…… 今や光源の方向に向かって特定の反応をしているのである」(本多啓訳 pp. 52-53)。

Holt はここで「知覚と運動」が一体となった組織が複合することで、彼が「特定の」なとよぶ、「外部の対象を基準」とする行動が成立する事情をモデル化している。「特定の行動」とは「有機体が環境の中のある対象または事実との関連を保ちながら」動くことであり、「外部に存在しながら回転軸」のように動物の動きを制約する「対象」と一体に成立する運動組織である。

事例 2: 第二の事例の対象者は、20 代前半の頸髄損傷患者 (K) である。彼は事故で頸椎の 5 番を脱臼・骨折し、肩以下全身が麻痺した。1998 年にはじめて観察したが、その時までには、事故からの一年間のリハビリテーションで車椅子からベットへの移乗、ベット柵を利用した姿勢の転換、平坦なマット上で両手で上体の支えての前後移動などの種々の行為を再習得していた。ただし排泄と更衣はまだ介助を必要としていた。1998 年 9 月に靴下履きの練習を開始したが、その日を含めて半年間の経過をビデオを記録し分析した。使用する靴下の入り口両側には輪状に閉じたヒモが縫い込まれており、そこに二本の親指を「ひっかけ棒」のようにして通し操作することができた。

身体が柔軟であるという特徴を持つ K は、初回時に全身を腰で二つに折り畳み、両大腿に上体を乗せ、両手を両足先まで接近させた。この屈曲姿勢を 8 分間維持して、両手で片方の下脚を他方の下脚に乗せようと試みたがうまく行かず、作業療法士の指示でベットの背を起こし、上体が起きる姿勢にした。この姿勢で 7 分間計 15 分で片足に靴下を履いた。

9 月、10 月、12 月に各一回、翌年の 3 月に二回、計 5 回記録したが、片足履きまでに要した時間は、15、15、7、5、2 分と短縮した。各回の靴下履きに要する「動作」を「両手、両腕、胴などの、わずかではあるが動かすことのできる各身体部位の位置や方向を自ら変えること」と定義し、その数をカウントした。それは各月 690、967、585、175、217 であった。同一基準で健常大学生の靴下履きの動作数は 15 回前後であったので、K の動作系列が特に練習開始当初では長大であることがわかる。

靴下履きをする幼児や、足に不自由さを持つ者は、床や椅子に座ったり、壁に尻を付けて姿勢を安定させてから、左右の足を順に手元に近づけ、靴下の入り口を広げ、履き入れる、という手順で靴下を履く。この行為のためには、全身中で手ともっとも距離がある足先で扱いにくい物を操作しなくてはならない。手先と足先を接近させるために全身は屈曲するので頭部が移動し、全身の平衡が崩れて、転倒の可能性が生ずる。したがって靴下を履くための行為は、この転倒可能性を予期しながら姿勢を調整しつつ、全身の屈曲を維持したまま、手先でのやっかいな操作を行わなければならない。靴下履きという行為には「転倒しない」ための姿勢の微調整、「全身の屈曲」姿勢の形成と保持、「手で靴下の操作」という三つの課題が含まれている。

靴下はそれに関わる行為を大きく 3 種に分けている。先にカウントした K の各月の動作を、靴下履き行為を成立させているこの 3 種に分類した。第 1 が「体幹の姿勢の調整」であり、第 2 が「全身の屈曲」の形成、すなわち「手を足に接近させるために脚を手元に持ってくること」。第 3 は「靴下につま先を入れる」、「靴下を引き上げるための手による操作」である。靴下を履くための 3 種のことをしている動作群をそれぞれ「下位行為」とよぶ。図 137 には K が 5 つの月で (縦軸)、片方の靴下を履き終えるまでの間 (横軸) に、3 種の下位行為がどのように分布したかを示した。図中の黒の部分は、行為系列で、一つの下位行為が単独で行われた所を、灰色は複数の下位行為が同時に行われた所を示している。

初回の 9 月では二種以上の下位行為が同時に行われている。10 月になると下位行為が単独で行われることが現れる。この月にはまず胴体の姿勢調整を行い、つぎに脚を手元に持ってくることと、胴体姿勢の再調整とが同時に行われている。さらに靴下の操作も、胴体姿勢や脚位置の調整とリズムカルに交代して行われている。12 月には各下位行為が順を追って行われ、下位行為が段階的に現れている。そして 3 月になると、この 12 月の段階化の方法が崩れ、再び 9 月に見られたような下位行為の複合が現れている。とくに最後の 3 月 30 日でその下位行為の同時化・複合化が顕著である。おそらくこれは靴下を履きに習熟した行為の特徴の一つを示しているだろう。

上記の分析は K 氏が靴下を履く度に、下位行為とよんだ動作群の連鎖・複合の意味を組み換えていることを示した。毎回異なる動作連鎖からなる組織は、結果とし

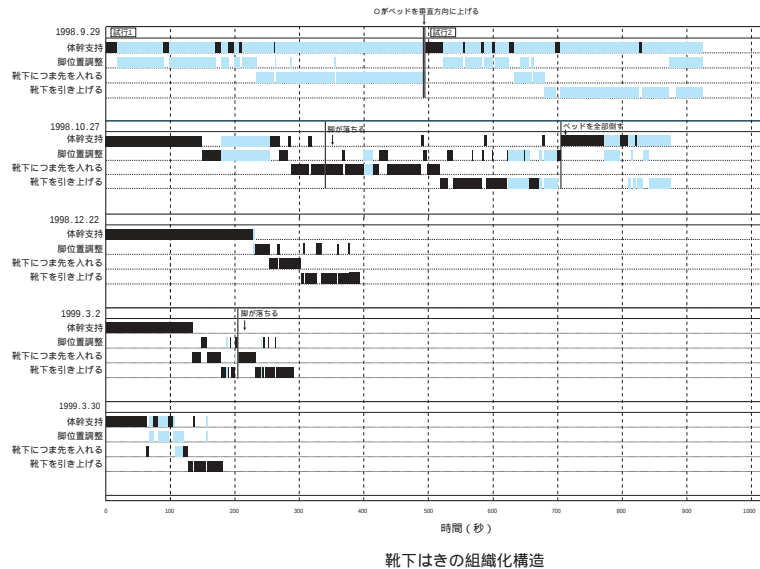


図 137: 4 種の下位行為の組織化として描かれた靴下履き

て全て「靴下履き」として成立していたので、K の行為はきわめて柔軟性をもっていたことになり、それは、K の靴下と関わる行為が複合の仕方を自在に変更できる下位行為の組織であることによって保証されていた。

K の靴下履き行為を形成していた下位行為の組織に起こった組み換えは「発達」とよぶことができるだろう。K の行為を構成する動作数と時間は半年の間に大きく減少した。量的な変化だけではなく、その組織には質的な転換 (混在→段階→同時) も起こっていた。下位行為の組織の変動は行為に生じた「発達」の姿を露にした [6]。

理論 3: Gibson の姿勢 Holt の意図を特定の行動として記述するというアイデアはプリンストン大学で彼の下に学んだ Gibson, J. J. に部分的に引き継がれた。Gibson は「生態学的視覚論」で、動物の行為に関連する新しい環境の単位を提案した [7]。従来の心理学が採用してきたのは感覚器の受容細胞に興奮を引き起こす「刺激」であったが、Gibson は知覚のためにより広い系を成す身体が抽出する「情報」を問題にした。情報とは、例えば光学的流動のように、動物周囲のエネルギー流動場に存在する環境と動物の両者を同時に含意するエネルギーの持続構造である。Gibson は環境と動物の両者を含意しているこの情報には「特定性 (specificity)」があると述べている。特定性で Gibson は環境と動物という二項の、媒介を必要としない直接的関係を意味している。例えば動物の移動は光学的流動によって制御されており、媒介を必要としない。進化や個体発達の結果、動物の行為が獲得してきたのは環境との「相補性 (reciprocity)」であるが、それを実現しているのが情報の特定性なのである。

Gibson は情報を特定する身体の単位を「姿勢」とよんだ [8]。姿勢とは身体による「環境への定位」のことである。例えば立位姿勢は、支持面の固さ・広さや、空と地面とが成す視覚的対比 (通常地上では上方向の光学的肌理が粗で下方向は密である) などの情報を利用して達成される。定位のためのあらゆる姿勢は、身体全体とその

諸部分、つまり頭部、体幹、四肢などの全てを含み、さらに、それら多数の微細な修正の動きによって成立している。つまり姿勢とは身体に生ずる定位のための変化の総体であり、周囲の情報との接続を図っている動的な統合である。姿勢は Holt が組織とよんで知覚と運動を一体とした単位に似ている。

Gibson に従えば、行為はこの姿勢を単位としている。定位のための姿勢の変化・動きがある目標を達成すれば、それはすなわち行為である。この姿勢からなる行為という組織には一つの特徴がある。例えば移動時には、立位姿勢が保持されることが示しているように、行為は環境のマクロな構造(地面や地平線など)への基礎的な定位の姿勢を基盤として成立している。その不変な基盤に種々の姿勢を組み込んでいって成立した組織が行為なのである。行為とは姿勢に姿勢を埋め込んで成立した動的単位である。

姿勢は、それが定位する環境の水準と相補的に成立している。姿勢を包摂した組織である行為はしたがって種々の環境の水準に同時に定位していることになる。Gibson はこのような姿勢の組織化の仕方を「入れ子(nesting)」とよんだ。入れ子とは複数の要素が、境界を明確にしないまま全体を成している様である。移動する行為のどの部分が立位の姿勢であるかと問われても、それを移動という行為から分離することは困難である。しかし立位姿勢が移動という行為に包摂され、それに基礎を提供していることはいうまでもないだろう。

特定の行動についての Holt の定義と、Gibson の姿勢の入れ子としての行為の理論は、靴下履きの事例を、行為を物と関連させて記述するもう一つの方法として敷衍する観点を示しているだろう。それは以下のようなものである。

- (5) 行為が全身に及ぶ動作連鎖の複合からなる成る場合がある。この連鎖を下位行為とよぶ。下位行為それぞれは、物が行為に課す、複数の課題の下に組織されており、それを解いている。
- (6) 全ての下位行為は、物が行為に課す、課題全体を同時に並行して解いている。
- (7) 下位行為には、他の下位行為に対して基盤を提供するような、頭部一体幹を中心とする定位の行為が含まれる(Gibson はそれを基礎的定位系とよんだ)。
- (8) 一回の行為の固有性は、複数の下位行為の成す時系列層構造として記述できる。
- (9) 反復して物と出会う際に行為には、量的、質的な変化が生ずる。質的な変化は下位行為の組織の組み替えとして記述できる。

4. 机面

これまでの考察では、行為が進行する間に生じているだろう物の側の変化には触れなかった。いうまでもなく卵の表面は衝突によって変形し続け、靴下は操作によってその姿を変え続けていた。この種の物の側に起こる変形が行為の進行にどのように関わっているのだろうか。

事例 3: 事例 1 で紹介した患者 M の卵割りは、リハビリテーション病院の日常動作訓練室の食卓机の上で行われた。そこにはボールと卵以外に、卵焼き調理全体の

過程に使用する種々の物(包丁、まな板、菜箸、醤油、砂糖など。物の合計は5から13個と幅があった)が散在して置かれていた。患者Mは卵をボールに衝突させて割り始める前に、毎回、机上の物の配置を変えた。卵とボールが第一回目の衝突をする前に、配置換えのためにMによって移動させられた物の数を、図132に示した各月ごとにカウントしてみた。その値は6、4、9、11、13、8、23回となり、増加の傾向があった。配置換えの数には、机上に置かれていた物の数が影響するはずなので、その数も数えたが、それは7、5、11、13、13、13、13であり、第4回目の試行以降の4回分では一定であった。物に対する配置換えの割合は後半で増大していた。

この事実は、Mの場合、机上の複数の物の配置を換えることが、じょじょにはあるが卵割り行為開始に先行する条件になっていったことを伺わせる(個々の物の配置でMが何をしていたのかについては現在検討中である)。事例1の考察で述べたように、月が進むに従ってMの卵割りの衝突系列には、健常者に類比できるような構造が現れた。行為の改善を示すこの変化と、机上の物の配置換えの増加は符合しており、物の配置変更の増加が、それに引き続く卵割り行為における構造の成立と関連している可能性が示唆される。卵に対する行為の性質が、卵とボールの衝突にはじまる時系列構造にだけでなく、卵と卵の周囲に置かれている種々の物同士の隣接(空間的)構造、すなわち複数の物の配置とも密接に関連して成立している可能性が示唆された。物と関係する行為に起こる変化の一つは、これまで見てきたように、その系列構造に観察できる。そしてそれが行為の扱う物と、その周囲にある物に対する配置換えという行為にも現れる可能性を以上の分析は示している。

事例4: 行為が、それが関わることになる物だけではなく、その物の周囲にある複数の物にその動きを制約されていることを示す例は他にもある。マイクロスリップ(手の行為の微小修正)とよばれる手による物の僅かな選択の動きである。この現象を最初に記載したのはReed & Schoenherrである[9]。彼らは大学生がコーヒーを入れる行為を観察し、4種のマイクロスリップを同定した。一つは対象に手を伸ばすが、それに触れる直前で一旦(約3分の1秒程度)止まり、再び手を伸ばし対象を掴む「躊躇」。第2が対象Aを掴むように開始された行為が、すぐそばの対象Bに軌道を変更して、それを掴む「軌道の変化」。第3が「軌道の変化」時に、手が結局は掴まない物に軽く触れる「無意味な接触」。最後が、たとえばカップの上辺を掴む手の形が開始された行為が、途中で把手を掴む手の形に急に変化するように起こる、「手のかたちの変化」である。

これまでのマイクロスリップについての諸研究は、コーヒーを入れ机上で行う際に、幅広い年齢層(7歳から75歳まで)に例外なく1分間に数回のマイクロスリップが観察できること、また、現れるマイクロスリップの数は、机上に配置された物が多いほど増加し、また、お仕着せの物の配置で行為を行わせるのではなく、行為者自身に行為開始前に物の配置を自由に変更することを許す条件や、同一の配置下でも行為を何度も反復して行うことを許す条件ではマイクロスリップが減少することも示されている。

マイクロスリップについての詳細な分析は、それが行為過程に一様に現れているのではなく、特定の所に偏っていることを示している。例えばコーヒーを入れると

いう行為は (A)「コーヒーの粉を容器からカップに入れる」、(B)「砂糖を容器からカップに入れる」、(C)「お湯をカップに注ぐ」、(D)「カップの内容をかき混ぜる」の一連の行為で成立している。一杯のコーヒーを入れる際に、(D) が行為の冒頭や、湯が入れられる前に行われることは通常ありえないが、このような例外的な場合を除き、この4種の行為の順序をいかようにも変更しても目標は実現する。一方、このコーヒー入れ全体の系列を構成する、下位行為の一つである (A) の「コーヒーの粉を容器からカップに入れる」行為は、「スプーンを持ち」、「コーヒー粉を容器からすくい」、「粉をカップに入れ」、「スプーンをテーブルの上に置く」という系列で成立しているが、このレベルでは行為はこの順序以外では成立しえない。つまりコーヒーを入れるという行為系列は、A、B、C、D などの系列が選択される「上位」のレベルでは選択の自由度が大きい、A や B などがそれぞれ個別に実現される「下位」のレベルでは自由度が小さい。つまり「下位」のレベルでは行為系列の進行は物に強く制約されているといえる。観察の結果は、マイクロスリップが「下位」レベルよりも、「上位」の A ~ D のつなぎ目で多く現れることを示した。マイクロスリップは行為過程が複数の物と関連できる可能性がある所で現れやすいことが示された [10, 11]。

マイクロスリップについてのこれらの観察は、行為が複数の物の選択として進行していることを示唆している。行為は結果として使用することになる物だけではなく、それに隣接して置かれている周囲の物にもその性質を部分的にゆだねている。行為は物の配置に制約されて進行している。行為はそれ自身が身体の動きの変形であるが、同時に行為は、それが対面している環境を修正する営みでもある。卵や靴下の事例が示したように、物は行為を変形するが、行為が行われるとき、物も変形している。物と行為、両者の変形は相伴って生じ、相互に制約し合っている。

以上の結果は以下のようにまとめることができる。

- (10) 行為は使用する複数の物の配置と、それらの周囲にある複数の物の配置に制約されている。つまり行為は周囲の物の配置に制約されている。
- (11) 配置の変更・修正、あるいは行為の微小な修正 (マイクロスリップ) を観察することで、行為を制約する物・環境のレベルを同定できる。

筆者らは脳梗塞で右側マヒとなった一名の患者が、発作前は非利き手であった左手で、何ヵ月もかけて鰯の干物を解体して「身を取る」行為に起こる変化を、鰯の身に起こる変化とともに記述する試みをしたことがある [12]。単体の物が行為によってそのすがたを複雑に変えていくような場合には、じょじょに現れる分解された物の要素の配置が行為を制約しはじめる。卵割り行為の「衝突の系列構造」や、靴下履き行為の「姿勢の入れ子」が対面しているのは、このような変形下にある物である。

本節のタイトルを「机面」とした、この種の行為の変化と物の変化が緊密に関連しながら進行することが観察できる一つの場所は机の上であるが、物が散在して置かれ、種々の規模の移動が許される適度な広さのある場所ならば、どこでも行為は物の配置換えを行い、物を微細に選択しはじめる。

5. 地面の散在物とその周囲

事例 5: 進化論の Darwin は死の前年に、40 年間をかけて資料を集めたミミズに関する書物を刊行した [13]。後年、ミミズの表土形成能力を実証して地質学に大きく貢献したと評価されることになるこの書物の第 3 章「ミミズの習性」では、ミミズが地面に掘って住処にするトンネルの入り口の穴を、外気の寒さや乾燥から守るために塞ぐ行為を観察している。Darwin のこの記録を行為による物を記述する試みを紹介する本稿が取り上げる最後の事例とする。「トンネル塞ぎ」行為の概略は以下のようであった。

Darwin はまずフィールドでミミズの穴に引き込まれている葉を数百枚採集し、それがどの部分から穴に引き込まれていたかを検討した。ごく普通の形状、つまり先端が尖った葉では 80% が葉先から、9% は基部 (枝に繋がる部分) から、11% は葉の真ん中から穴に引き込まれていた。人の眼から見ても引き込みやすい所をミミズは高い確率で利用していたことになる。葉の形状が変わると各部分の利用の割合は変化した。例えば葉の先端と基部の両方がさほど尖っていない楕円形の葉のキングサリでは、63% が葉先から、27% が基部から、10% が真ん中から引き込まれていた。この葉では基部の利用率が先端の尖った葉よりも大きい。他にも多種の葉で観察しているが、どの葉でもミミズが葉を穴に引き入れる際の部分の選択率は、その部分引き込みやすさに依存していた。

通常の葉とはまったく異なる形状、二本の針葉が基部で結合しているマツの葉の場合の観察した。冬の戸外では、ほぼ例外なく二本が結合した基部から引き込まれていた。もし基部ではなく片方の先端から引き入れれば穴の入り口で他方の先端が地面につかえてしまうので、ミミズは妥当な方法をとったといえる。しかし屋内の暖かい飼育用ポットに飼われているミミズに 42 本の針葉を Darwin が与えたところ、16 本も引き込みにくいはずの針葉の先端から引き込まれた。暖かく湿度が高い場所では、ミミズの行為は「いいかげん」になる、と Darwin は書いている。同じミミズを、幾晩か戸外に置いて、72 本の針葉を与えて観察してみたところ、全て基部から引き込んだ。結果は、ミミズの行為は葉の形と大気の性質の両方が複合した条件に制約されていることを示した。

葉の落ちて残った葉柄の利用についても観察している。約 2 ~ 5 インチのクレチマスの葉柄を穴から数百本引き抜いて調べた。よく踏み固められた砂利道では硬い方の先端から引き込まれた葉柄が、硬くない方の基部から引き込まれたものの 5 倍もあった。しかし柔らかい芝生や花壇の地面から引き抜いたものでは、硬い先端と柔らかい基部の差は 3 対 1 以下になった。地面の硬さと葉柄の硬さとの比がミミズの行為を制約していた。

ミミズが食用としているトネリコの葉柄を数百本も引き抜いて調べている。この植物では、先端と基部の使用比率はほぼ半々であった。基部から引き込まれた葉柄の大部分はかじられていた。ミミズは食べる場合には基部から、穴を塞ぐ場合には先端から引き込んでいた。トネリコの場合、ミミズは何に使用するのかによって使う場所を変えていた。

Darwin はさらに模擬葉として紙で人工葉を作成し観察した。紙の「葉」は、やや

硬い便箋から切り取った三角形 303 枚で、二つの等辺の長さは 3 インチ、120 枚では底辺が 1 インチの幅広、183 枚では半インチの幅狭であった。紙片を、夜の戸外に撒いたところ、幅広の三角形では先端から 59%、真ん中から 25%、基部から 16%の割合で、幅狭では同じく 65%、14%、21%の割合で引き込まれた。暖かい部屋の中で引き込まれた 63 枚の紙片では、先端から 44%、真ん中から 22%、33%が基部から引き込まれていた。各部の利用確率がその部分の引き込みやすさによって影響されていること、さらに大気の性質も同時に効果を持った点は紙の「葉」でも、自然の葉と同様であった。

ここには紙数の都合で観察のごく一部を紹介しただけである。ミミズが穴塞ぎのために利用した物の多様性について Darwin は執拗に記録している。ミミズは葉が無いときには小石を駕籠状に積んだり、動物の毛なども利用していた。ミミズは偶然周囲にある物に穴を塞ぐ性質を発見し、それを使う。いずれにしてもミミズは多種の物に「穴を塞げる性質」、物の部分に他よりも「引き込みやすい」性質を識別しており、その識別は単に当該の物の性質だけではなく、物とその周囲の大気の温度や湿度、さらには地面の硬さなども関与していた。

Darwin は本稿が前節までに示したように、ミミズが穴を塞ぐ行為の過程の記述も試みている。幾晩も、飼育中のミミズのトンネルへのマツの引き込みを観察して、ミミズはトンネルの入口に使えないほどたくさんの葉を集めたりしていることや、基部にふれるやいなや瞬間的にすばやく引っ張り込んだりする場合や、たまたま地面に刺さって立っていた基部を棒立ちになってつかみ葉の全体をまげて引き込んだりする場合もあると書いている。ただし観察してみて、ミミズはどのように葉を引き込むのかという問いに、一つの解答を用意することができないということもわかったようだ。穴を塞ぐミミズの行為過程は使用する物によって異なっていたからである。ミミズの行為は予想以上に柔軟であり、多種の物に応じているようであった。

当時からミミズのような「下等動物」の行為はもっぱら本能に基づいている、いや学習も可能だなどという論争があった。ミミズの行為過程の観察は、利用する物の一部(解発刺激)が一連の反射の連鎖を引き起こすというような厳格な本能説を否定した。ミミズがはじめて接する外国産の葉でも、自国産の葉と同様に識別したことも本能説を肯定しなかった。また Darwin は人工紙の実験で、先端から引き込まれた三角形の全ての部分の皺と汚れを精査し(ミミズがくわえるとそこは皺になり、分泌物で汚れる)、大部分の紙の先端以外には皺や汚れがなく、それらが最初から先端が引き込まれていることを確認した。つまりミミズは人工葉を引き込む際に、いろいろな部分を穴に引き込んでみて、結果として穴の形状にうまく合致した物を選ぶというような、試行錯誤とよばれている方法を用いていなかった。ミミズの行為を当時の単純な学習説で説明することも困難であった。本能説と試行錯誤説以外にも、概念「葉の幾何的形」が行為を導くという説が検討されこれも、ミミズの利用したことが幾何的な形というパラメータでは記述し尽くせないことが示され、否定されている。

Darwin のミミズの行為の研究は、このように当時の行為の原理を説明する諸理論が、必ずしも肯定できないことを示しつつ、行為が利用した物の具体を次々とあ

げつらうというふうに行進している。Darwin はこのような方法でミミズの穴塞ぎ行為を記述したともいえる。もしこの物の具体を羅列するという行為の記述方法を「ダーウィンの方法」とよぶとすれば、それは行為を、行為が識別し利用した物の性質の集合として記述する方法である。Darwin の記述には一部を除いて行為それ自体はあまり登場しない。行為はそれが発見し、結果として利用した周囲の性質に含意されているわけである。Darwin はミミズ個体群の行為をこのように物や環境の性質の集合として記述することで、ミミズの行為の類稀な柔軟性を示したが、彼自身はだから「ミミズには知能があると言わざるをえない」と結論づけている。

ダーウィンの方法を以下のようにまとめておこう。

- (12) 行為を、それが識別し、発見し、利用した周囲の物及び環境の性質として、さらにそれらが複合する性質の集合として記述する。

6. まとめ

心理学者が観察できるのは人を含む動物の行為であり、行為の周囲で変化すること、あるいは不変に止まることである。行為と周囲にはある充実した関係が生じており、その関係がこれまで多くの人を鼓舞し、彼を心理学者に育ててきた。だから、まずはその関係だけに注意して、詳細な記述を目指せば多くの成果が得られそうなものである。しかし、心理学研究はなかなかそこに係留することがなかった。

これはおそらく通常の心理学の方法が、行為と環境との間に満たすことのできない溝があると考えているからである。認知主義の行為研究の大部分は、行為を充実したプランの一部の「表出」としてしている。かつての行動主義は、行動と周囲とのわずかな関係（報酬になるかどうか）にだけ注目してきた。従って議論は常に、この行為と周囲の関係の不十分さを何で埋めるのかという点を巡って行われてきた。結局、行為と周囲の間には無いことが、この関係を説明するとされてきた。

本稿は行為が物・環境とが密に関係していると考えて、その関係を記述する方法を模索する試みを紹介してきた。本稿は、行為が、1) 物と接触する運動の系列として、2) 物を扱う全身の動作の層として、そして 3) 物の配置の変化や、物間を移行する行為の微小な動きとして、さらには 4) 行為に利用する物・環境の性質群として記述できることを示した。行為に関連する環境の性質 (Gibson がアフォーダンスとよんだ) はあまりに微細かつ多様であり、人類はまだその全てに言葉を与えていない。従って、その性質に意味があるとすれば、それは今のところ行為にとってだけの意味であり、行為によって知ることしかできない。物を行為で記述するということは、このレベルの意味の存在を、認知研究に取り込む可能性をひらくことである。

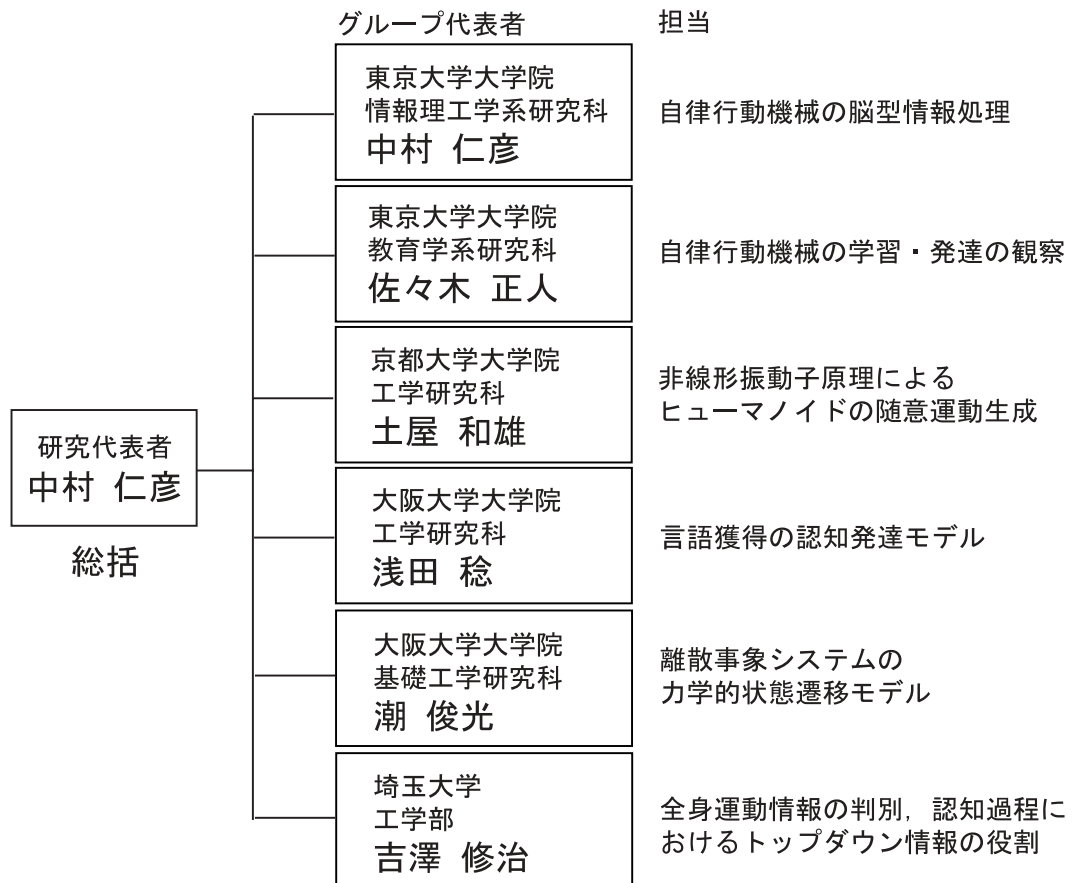
ここでの検討は、物・環境がそれに固有な行為を記述する方法を認知研究に提供する可能性を示唆した。物・環境が認知研究に方法をもたらすように、物・環境は動物にも知をもたらすだろう。動物の行為とは物・環境を知る方法のことであろう。

参考文献

- [1] J.Fagard : Linked proximal and distal changes in the reaching behavior of 5-to 12-month-old human infants grasping objects of different sizes, *Infant Behavior and Development*, Vol.23, pp.317–329, 2000.
- [2] 佐々木正人 : 表象とパフォーマンス, 安西祐一郎他編 : 認知科学ハンドブック, pp.603–616, 共立出版, 1992.
- [3] A.Takahashi, K.Hayashi and M.Sasaki : Movement sequences for cracking an egg, *Studies in perception and action XII*, pp.165–168, 2003
- [4] N.A.Bernstein : On dexterity and its development, M.L.Latash and M.T.Turvey (eds.), *Dexterity and its development*, Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, New Jersey, 1996. (工藤和俊訳 佐々木正人監訳 : デクステリティー巧みさとその発達, 金子書房, 2003.)
- [5] E.B.Holt : The physiology of wishes; And their integration, *The Freudian wishes and its place in ethics*, pp.47–99, Henry Holt and Company, 1916. (本多啓訳 : フロイト流の意図: 意図の生理学、およびその統合, 現代思想, 2000 年 4 月号, pp.96–117, 2000.)
- [6] 宮本英美他 : 頸髄損傷者の日常動作獲得における『同時的姿勢』の発達, 東京大学大学院教育学研究科紀要, 39 巻, pp.365–381, 1999.
- [7] J.J.Gibson : The ecological approach to visual perception, LEA, 1979. (古崎敬他訳 : 生態学的視覚論, サイエンス社, 1986.)
- [8] J.J.Gibson : Notes on action, E.Reed and R.Jones (eds.), *Reasons for realism; selected essays of James J.Gibson*, pp.385–392, LEA, 1975.
- [9] E.S.Reed and D.Schoenherr : The neuropathology of everyday life; On the nature and significance of micro-slips in everyday activities, (unpublished manuscript), 1992.
- [10] 鈴木健太郎 : 行為の推移に存在する淀み—マイクロスリップ, 佐々木正人, 三嶋博之編著 : アフォーダンスと行為, pp.48–84, 金子書房, 2001.
- [11] 鈴木健太郎, 佐々木正人 : 行為の潜在的なユニット選択に働くタスク制約: 日常タスクに観察されるマイクロスリップの分析, *認知科学*, 8(2), pp.121–138, 2001.
- [12] 佐々木正人他 : 行為の対象特定性—魚解体過程の分析—, 東京大学大学院教育学研究科紀要, 41 巻, pp.328–348, 2002.
- [13] C.R.Darwin : The formation of vegetable mould through the action of earth-worms, London, John Murray, 1881. (渡辺弘之訳 : ミミズと土, 平凡社, 1994.)

6 研究実施体制

(1) 体制



(2) メンバー表

中村グループ		
名前	所属：東京大学大学院 情報理工学系研究科	期間
中村 仁彦	教授	平成 10・10 から平成 15・11
Zvi Shiller	Academic College of J&S, Israel, Professor	平成 10・10 から平成 15・11

中村グループ		
名前	所属：東京大学大学院 情報理工学系研究科	期間
稲葉 雅幸	教授	平成 10・10 から平成 15・11
岡田 昌史	講師	平成 12・4 から平成 15・11
黄 強	科学技術振興事業団 研究員	平成 11・11 から平成 12・10
稲邑 哲也	講師	平成 12・4 から平成 15・11
関口 暁宣	弘前大学工学部 助手	平成 10・12 から平成 15・11
山根 克	助手	平成 10・12 から平成 15・11
大武 美保子	COE 特任助手	平成 15・4 から平成 15・11
羽尻 公一郎	立命館大学理工学部 助教授	平成 13・10 から平成 15・11
郷司 綾美	科学技術振興事業団事務員	平成 11・10 から平成 15・11
細川 明日香	科学技術振興事業団事務員	平成 15・8 から平成 15・11
水内 郁夫	博士課程	平成 10・12 から平成 13・3
星野 由紀子	博士課程	平成 10・12 から平成 13・3
金広 文男	博士課程	平成 11・11 から平成 12・3
岡田 慧	博士課程	平成 12・4 から平成 13・3
多谷 浩嗣	博士課程	平成 13・4 から平成 15・11
杉原 知道	博士課程	平成 13・4 から平成 15・11
栗原 一貴	博士課程	平成 12・4 から平成 14・9
江崎 秀明	修士課程	平成 11・4 から平成 12・3
星野 慎一郎	修士課程	平成 12・4 から平成 13・3
戸嶋 巖樹	修士課程	平成 11・4 から平成 14・3
伴 茂樹	修士課程	平成 11・4 から平成 14・3
篠原 徹也	修士課程	平成 12・4 から平成 15・3
鈴木 一郎	修士課程	平成 12・4 から平成 15・3
Vincent Penasse	修士課程	平成 12・10 から平成 15・11
Ponsean Pitakwatchara	修士課程	平成 13・4 から平成 13・12
門根 秀樹	修士課程	平成 13・4 から平成 15・11
中村 大介	修士課程	平成 13・4 から平成 15・11
樋原 直之	修士課程	平成 14・4 から平成 15・11
藤田 悠介	修士課程	平成 13・4 から平成 15・11
Lekskulchai Pongsak	修士課程	平成 14・4 から平成 15・11
丹下 学	学部 4 年生	平成 13・4 から平成 14・3
谷江 博昭	修士課程	平成 14・4 から平成 15・11
水川 秀	修士課程	平成 14・4 から平成 15・11
山本 裕介	修士課程	平成 14・4 から平成 15・11

中村グループ		
名前	所属：東京大学大学院 情報理工学系研究科	期間
梶山 博史	学部 4 年生	平成 14・4 から平成 15・3
神崎 秀	学部 4 年生	平成 14・4 から平成 15・3
合志 剣之助	学部 4 年生	平成 14・4 から平成 15・3
安永 能子	学部 4 年生	平成 14・4 から平成 15・3
岩城 洋平	学部 4 年生	平成 15・4 から平成 15・11
大里 健太	学部 4 年生	平成 15・4 から平成 15・11
黒田 知史	学部 4 年生	平成 15・4 から平成 15・11
中野 道樹	学部 4 年生	平成 15・4 から平成 15・11

浅田グループ		
名前	所属：大阪大学大学院 工学研究科	期間
浅田 稔	教授，阪大 FRC	平成 10・12 から平成 15・11
細田 耕	助教授，阪大 FRC	平成 11・4 から平成 15・11
高橋 泰岳	助手，阪大 FRC	平成 11・4 から平成 15・11
光永 法明	助手，阪大 FRC	平成 12・4 から平成 15・11
荻野 正樹	産官学連携推進研究員	平成 14・4 から平成 15・3
吉川 雄一郎	博士課程	平成 14・4 から平成 15・3

土屋グループ		
名前	所属：京都大学大学院 工学研究科	期間
土屋 和雄	教授	平成 10・12 から平成 15・11
辻田 勝吉	助手	平成 10・12 から平成 15・11
朝岡 忠	京都高度技術研究所	平成 10・12 から平成 12・3
Ahmet Onat	リサーチアソシエイト	平成 12・4 から平成 13・3
浦久保 孝光	博士課程	平成 10・12 から平成 15・3
西山 岳宏	博士課程	平成 14・4 から平成 14・3
青井 伸也	博士課程	平成 13・4 から平成 15・11
川上 学	修士課程	平成 13・4 から平成 15・3

吉澤グループ		
名前	所属：埼玉大学工学部	期間
吉澤 修治	教授	平成 11・4 から平成 15・11
溝口 博	東京理科大学理工学部 教授	平成 10・12 から平成 15・11
酒井 裕	助手	平成 12・4 から平成 15・11
平岡 和幸	助手	平成 11・4 から平成 15・11
後藤 由泰	修士課程	平成 11・4 から平成 12・3
日台 健一	修士課程	平成 11・4 から平成 13・3
村岡 太郎	修士課程	平成 11・4 から平成 13・3
高橋 徹	修士課程	平成 11・4 から平成 13・3
岡部 公輔	修士課程	平成 14・4 から平成 15・11
丸山 大樹	東京理科大学大学院工学系研究科修士課程	平成 15・4 から平成 15・11
平本 真事	東京理科大学工学部学部 4 年	平成 14・10 から平成 15・3

潮グループ		
名前	所属：大阪大学大学院 基礎工学研究科	期間
潮 俊光	教授	平成 10・12 から平成 15・11
山本 茂	助教授	平成 10・12 から平成 15・11
小林 啓吾	九州工業大学情報工学部 助教授	平成 11・4 から平成 15・11
高井 重昌	和歌山大学システム工学部 助教授	平成 13・4 から平成 15・11
高橋 秀行	修士課程	平成 12・4 から平成 15・11
仲谷 篤人	修士課程	平成 12・4 から平成 15・11
足立 正和	修士課程	平成 14・4 から平成 15・11
井上 顕吾	学部 4 年生	平成 11・4 から平成 12・3

佐々木グループ		
名前	所属：東京大学大学院 教育学研究科	期間
佐々木 正人	教授	平成 10・12 から平成 15・11
宮本 英美	情報学環 助手	平成 10・4 から平成 13・3
後安 美紀	博士課程	平成 10・12 から平成 12・3
小池 琢也	博士課程	平成 10・12 から平成 14・3
高橋 綾	博士課程	平成 10・12 から平成 15・11
林 浩司	学際情報学府博士課程	平成 12・4 から平成 15・11

荒井グループ		
名前	所属：産業技術総合研究所 知能システム部門	期間
荒井 裕彦	グループ長	平成 10・12 から平成 14・3
比留川 博久	グループ長	平成 10・12 から平成 14・3
藤原 清司	研究員	平成 12・4 から平成 14・3
大山 英明	研究員	平成 13・4 から平成 14・3
横井 一仁	主任研究官	平成 12・4 から平成 14・3
金子 健二	主任研究官	平成 12・4 から平成 14・3
梶田 秀司	主任研究官	平成 12・4 から平成 14・3

7 研究期間中の主な活動

(1) 研究会記録

「ロボットの脳を創る」研究会 日付，場所，発表者の順

第 1 回	98.11.10	東京大学	中村 (東大)
第 2 回	98.12.8	東京大学	土屋 (京大)
第 3 回	99.1.19	科学技術振興事業団本部	稲葉 (東大) MacDorman(阪大)
第 4 回	99.2.22 - 23	大阪大学	岡田 (東大)，吉澤 (東大)， 潮 (阪大)，溝口 (埼玉大)， 荒井 (機技研)
第 5 回	99.3.16	東京大学	黄 (機技研)，水島 (東大)
第 6 回	99.4.20	京都高度技術研究所	辻田 (京大)，土屋 (京大)
第 7 回	99.5.18	東京大学	浅田 (阪大)
第 8 回	99.6.14 - 15	KKR 伊豆長岡千歳荘	稲葉 (東大)，稲邑 (東大)， 細田 (阪大)
第 9 回	99.8.19 - 20	(株) インテック 大山研修センター (富山)	山口 (北大)，関口 (東大)， 江崎 (東大) Shiller(UCLA)
第 10 回	99.11.26	東京大学	MacDorman(阪大)，多谷 (阪大)， 黄 (東大)
第 11 回	00.1.14	東京大学	高橋 (阪大)，山根 (東大)
第 12 回	00.3.23 - 24	湯河原厚生年金会館	潮 (阪大)，細田 (阪大)， 稲葉 (東大)
第 13 回	00.5.26	東京大学	稲邑 (東大)，中村 (東大)， 小林 (阪大)
第 14 回	00.7.12	東京大学	山崎 (阪大)，稲邑 (東大)
第 15 回	00.9.29	東京大学	浅田 (阪大)，関口 (東大)
第 16 回	00.10.20	京都大学	稲邑 (東大)，土屋 (京大)

第 17 回	00.12.6	東京大学	佐々木 (東大), 後安 (東大), 小林 (阪大)
第 18 回	01.3.19 – 21	伊豆修善寺	全グループ
第 19 回	01.5.11	東京大学	全グループ
第 20 回	01.6.4	東京大学	全グループ
第 21 回	01.7.2	東京大学	羽尻 (IBM), 稲邑 (東大), 稲葉 (東大)
第 22 回	01.8.21	東京大学	全グループ
第 23 回	01.10.3	東京大学	比留川 (電総研), 岡田 (東大)
第 24 回	01.11.6	東京大学	全グループ
第 25 回	02.1.15	東京大学	全グループ
第 26 回	02.3.11	北海道大学	大森 (北大), 全グループ
第 27 回	02.7.26	東京大学	羽尻 (立命館大), 細田 (阪大)
第 28 回	02.9.11	京都大学	全グループ
第 29 回	02.11.4 – 5	湯の山温泉	全グループ
第 30 回	03.1.31	東京大学	全グループ
第 31 回	03.3.7	京都大学	中村 (東大) Hodgins(CMU), Schaal(USC) Shiller(College of J&S)
第 32 回	03.5.16	東京大学	全グループ
第 33 回	03.6.20	大阪大学	石黒 (阪大), 羽尻 (立命館大)
第 34 回	03.8.19 – 20	ハーヴェスト伊東	Pfeifer(チューリッヒ大), 大武 (東大)
第 35 回	03.10.15	東京大学	全グループ

(2) ワークショップ・シンポジウムなど

1. International Conference on Intelligent Robots and Systems, Las Vegas, USA.
ワークショップ名「Workshop on Birateral Paradigms of Human and Humanoid」,
October 27th, 2003 .
2. 2nd International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines
March4-8 2003, Kyoto. オーガナイズドセッション名「Robot Brain Project」
3. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 ROBOMECH2003 . オーガナ
イズドセッション名「ロボットの脳を創る」, 2003 年 6 月
4. 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2002) オーガナイ
ズドセッション, オーガナイズドセッション名「中村プロジェクト: CREST 脳
型情報処理機械」, 2002 年 12 月 20 日
5. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 ROBOMECH2002 . オーガナ
イズドセッション名「ロボットの脳を創る」, 2002 年 6 月 9 日

(3) 招聘した研究者など

1. 氏名，所属：Shiller, Zvi(UCLA, Assis. Prof)

招聘の目的：ヒューマノイドロボットが環境の中を運動する場合の幾何学的運動の最適化，および近似的実時間における準最適化に基づく行動知能の構築についての基礎的開発

滞在先：東京大学大学院情報理工学系研究科

滞在期間：平成 11 年 7 月～9 月

2. 氏名，所属：Shiller, Zvi(UCLA, Assis. Prof)

招聘の目的：ヒューマノイドロボットが環境の中を運動する場合の幾何学的運動の最適化，および近似的実時間における準最適化に基づく行動知能の構築についての基礎的開発

滞在先：東京大学大学院情報理工学系研究科

滞在期間：平成 13 年 5 月～6 月

3. 氏名，所属：黄強

招聘の目的：バランスコントロール理論をヒューマノイドロボットへ実装するプログラミング指導

滞在先：東京大学大学院情報理工学系研究科

滞在期間：平成 12 年 11 月

4. 氏名，所属：Walter Freeman (University of California, Berkeley)

招聘の目的：2000 年 9 月 29 日開催の，第 15 回「ロボットの脳を創る研究会」に参加，研究プロジェクトについての講演を依頼

滞在先：東京大学大学院情報理工学系研究科

滞在期間：2000 年 9 月 29 日

5. 氏名，所属：Zvi Shiller (College of Judea and Samaria, Israel)

招聘の目的：International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines におけるオーガナイズドセッションでの研究発表，および第 31 回「ロボットの脳を創る研究会」におけるディスカッション．タイトル「Motion Planning for High DOF Problems with Temporal Constraints」

滞在先：京都

滞在期間：2003 年 3 月 6～7 日

6. 氏名，所属：Jessica Hodgins (Carnegie Mellon University)

招聘の目的：第 31 回「ロボットの脳を創る研究会」におけるディスカッション．タイトル「Motion Generation and Control of CG Humans」

滞在先：京都

滞在期間：2003 年 3 月 6～7 日

7. 氏名, 所属 : Stefan Schaal (University of Southern California)
招聘の目的 : 第 31 回「ロボットの脳を創る研究会」におけるディスカッション .
タイトル「Human Motions and their Cognitive Issues」
滞在先 : 京都
滞在期間 : 2003 年 3 月 6 ~ 7 日
8. 氏名, 所属 : 大森隆司
招聘の目的 : 第 26 回「ロボットの脳を創る研究会」におけるディスカッション .
滞在先 : 北海道大学
滞在期間 : 2002 年 3 月 11 日
9. 氏名, 所属 : 石黒浩
招聘の目的 : 第 33 回「ロボットの脳を創る研究会」におけるディスカッション .
滞在先 : 大阪大学
滞在期間 : 2003 年 6 月 20 日

8 主な研究成果

(1) 著書 (国内 7 件, 海外 2 件)

1. 中村仁彦: ロボットの脳を創る –脳科学から知能の構成へ–, 岩波講座 物理の世界 物理と数学 1, 岩波書店, 2003.
2. Tetsunari Inamura, Iwaki Toshima and Yoshihiko Nakamura : Acquiring Motion Elements for Bidirectional Computation of Motion Recognition and Generation, Experimental Robotics VIII (B. Siciliano and P. Dario Eds), Springer, pp. 357 - 366, 2002.
3. Katsu Yamane : Simulating and Generating Motions of Human Figures, Springer Tracts in Advanced Robotics, Springer-Verlag, 2004 (in print).
4. 中村雄二郎・木村敏編, 講座生命 4 巻「共通感覚論の可能性」3 章「共変感覚」論担当, pp.99–131
5. 岡田美智男・三嶋博之・佐々木正人編, コンピュータと身体, 共立出版
6. 佐々木正人, 知覚はおわらない, 青土社
7. 佐々木正人・三嶋博之編訳, アフォーダンスの構想—知覚研究の生態心理学的デザイン「アフォーダンスの構想の源—ギブソン知覚システム論—」担当, 東京大学出版会, pp.7–46
8. 佐々木正人・三嶋博之編集, アフォーダンスと行為 3 章「ナビゲーションと遮蔽」担当, 金子書房, pp.85–130
9. 佐々木正人, レイアウトの法則, 春秋社

(2) 論文発表 (国内 24 件, 海外 11 件)

1. 中村仁彦： 行動から知能への力学的設計論に向けて, システム/制御/情報, Vol.46, No.1, pp.3-8, 2002.
2. 中村仁彦： Open Problem を探すよりも Open The Problem, 日本ロボット学会誌, Vol.20, No.2, pp.130-131, 2002.
3. 中村仁彦： 非線形力学系として統合されたロボットの情報処理と制御 - 運動の制御理論から知能の制御理論へ, 計測と制御, 第 40 巻, 第 6 号, pp.426-432, 2001.
4. 稲邑 哲也, 中村 仁彦, 戸嶋 巖樹, 江崎 英明： ミメシス理論に基づく見まね学習とシンボル創発の統合モデル, 日本ロボット学会誌, Vol.22, No.4, (掲載予定) .
5. Tetsunari Inamura, Yoshihiko Nakamura and Iwaki Toshima : Embodied Symbol Emergence based on Mimesis Theory, International Journal of Robotics Research, (In printing)
6. 稲邑 哲也： ロボティクスにおけるベイジアンネットの応用 - 実世界で活動するロボットのための経験的自律行動モデル - (解説論文), 人工知能学会誌, Vol.17, No.5, pp.546-552, 2002 .
7. K. Yamane and Y. Nakamura : Natural Motion Animation through Constraining and Deconstraining at Will, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, vol.9, no.3, pp.352-360, 2003.
8. K. Yamane and Y. Nakamura : Dynamics Filter—Concept and Implementation of On-line Motion Generator for Human Figures, IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol.19, no.3, pp.421-432, 2003.
9. 山根, 中村： ヒューマンフィギュアの全身運動生成のための協応構造化インタフェース, 日本ロボット学会誌, vol.20, no.3, pp.113-121, 2002.
10. Y. Nakamura and K. Yamane : Dynamics Computation of Structure-Varying Kinematic Chains and Its Application to Human Figures, IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol.16, no.2, pp.124-134, 2000.
11. 中村, 山根： 拘束条件が不連続に変化するリンク系の動力学—環境と接触しながら運動するヒューマンフィギュアへの応用—, 日本ロボット学会誌, vol.18, no.3, pp.127-135, 2000.
12. 中村, 山根, 永嶋： 構造変化を伴うリンク系の動力学計算法とヒューマンフィギュアの運動計算, 日本ロボット学会誌, vol.16, no.8, pp.124-131, 1998.
13. 光永 法明, 浅田 稔： 歩行中の観測を考慮した情報量に基づく注視制御, 日本ロボット学会誌, Vol.21, No.7, 日本ロボット学会, 2003 (掲載予定).
14. 高橋 泰岳, 浅田 稔： 階層型学習機構における状態行動空間の構成, 日本ロボット学会誌, Vol.21, No.2, pp.164-171, 2003.
15. 光永 法明, 浅田 稔： 情報量に基づく移動ロボットの注視制御のためのセンサ空間構成, 日本ロボット学会誌, Vol.20, No.7, pp.751-758, 2002.
16. 光永 法明, 浅田 稔. 移動体の意思決定のための情報量基準に基づく観測対象選

- 択戦略, 日本ロボット学会誌, Vol.19, No.6, pp.793-800, 2001.
17. 高橋 泰岳, 浅田 稔: 複数の学習器の階層的構築による行動獲得, 日本ロボット学会誌, Vol.18, No.7, pp.1040-1046, 2000.
 18. K.Tsuchiya, K.Tsujita and Y.Kawano: A Study on optimal motion of a biped locomotion machine, Artificial Life and Robotics 3, pp.55-60, Springer Verlag, 1999.
 19. T.Urakubo, K.Tsuchiya and K.Tsujita: Motion control of a two-wheeled mobile robot, Advanced Robotics, Vol.15, No.7, pp711-728, 2001.
 20. K. Tsuchiya, T. Nishiyama, K. Tsujita: A deterministic annealing algorithm for a combinatorial optimization problem using replicator equations, Physica D, 149, pp161-173, 2001.
 21. 浦久保 孝光, 土屋 和雄, 辻田 勝吉: あるクラスの非ホロノミックシステムに対するリャプノフ制御, 計測自動制御学会論文集, Vol. 37, No.11, pp1020-1025, 2001.
 22. K.Tsuchiya, T.Urakubo and K.Tsujita: Motion Control of a Nonholonomic System Based on the Lyapunov Control Method, Journal of Guidance, Control and Dynamics, Vol.25, No.2, pp285-290, 2002.
 23. 土屋和雄, 辻田勝吉: Central Pattern Generator モデルに基づく四脚歩行ロボットの歩行制御, 日本ロボット学会誌, 2002.
 24. K.Tsujita, K.Tsuchiya and A.Onat: Decentralized Autonomous Control of a Quadruped Locomotion Robot, Artificial Life and Robotics 5, pp.152-158, Springer Verlag, 2003.
 25. 小林啓吾, 仲谷篤人, 高橋秀行, 潮俊光: 時間付きペトリネットとモジュラステートネットを用いたヒューマノイドロボットの行動計画, システム制御情報学会論文誌, Vol.16, No.10, pp.493-499, 2003.
 26. 足立正和, 山本茂, 潮俊光: 対称性を有する区分的アファインシステムにおけるリミットサイクルの解析, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J86-A, No. 3, pp.207-212, 2003.
 27. 山崎達志, 潮俊光: 強化学習を用いた離散事象システムのスーパーバイザ制御, システム制御情報学会論文誌, Vol.16, No.3, pp.118-124, 2003.
 28. 村川正宏, 河西勇二, 安達敏男, 高須賀馨, 吉澤修治, 樋口哲也: 進化型アナログ LSI -遺伝的アルゴリズムによる製造誤差への適応-, 電気学会論文誌 C, vol.121-C, no.1, pp.134-141, 2001.
 29. Kazuyuki HIRAOKA, HAMAHIRA Masashi, Ken-ichi HIDAI, Hiroshi MIZOGUCHI, Taketoshi MISHIMA, and Shuji YOSHIZAWA: Fast algorithm for online linear discriminant analysis, IEICE Transactions Fundamental of Electronics, Communications and Computer Science, Vol. E84-A, pp.1431-1434, 2001.
 30. Yutaka Sakai: Neuronal integration mechanisms have little effect on spike auto-correlations of cortical neurons, Neural Networks vol.14, no.9, pp.1145-1152,

- 2001.
31. 宮本英美, 小池琢也, 佐々木正人, 富田昌夫, 玉垣努, 玉垣幹子, 梅村文子, 松本琢磨: 頸髄損傷者の日常動作の獲得における同時的姿勢の発達—靴下履きの縦断的観察—, 東京大学大学院教育学研究科紀要, 第 39 巻, pp.365–382, 1999
 32. 佐々木正人: 発達研究の現在—運動研究 1990 年代, 児童心理学の進歩, 39 巻, pp.2–26, 2000
 33. 鈴木健太郎, 佐々木正人: 行為の潜在的なユニット選択に働くタスク制約: 日常タスクに観察されるマイクロスリップの分析, 認知科学, 8(2), pp.121–138, 2001
 34. 佐々木正人, 宮本英美, 小池琢也, 有田幸司, 玉垣幹子: 行為の対象特定性—魚解体過程の分析, 東京大学大学院教育学研究科紀要, 第 41 巻, pp.327–348, 2002
 35. 佐々木正人: 物・環境を行為で記述する試み, 人工知能学会誌, 18(4), 399–407, 2003

(3) 国際会議論文 (査読審査あり)(92 件)

1. Masafumi OKADA, Daisuke NAKAMURA and Yoshihiko NAKAMURA : On-line and Hierarchical Design Methods of Dynamics Based Information Processing System, Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003.
2. Masafumi OKADA, Daisuke NAKAMURA and Yoshihiko NAKAMURA : Hierarchical Design of Dynamics Based Information Processing System for Humanoid Motion Generation, Proc. of 3rd International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, SaP-III-1, 2003.
3. K. Tatani and Y. Nakamura : Dimensionality Reduction and Reproduction with Hierarchical NLPCA Neural Networks -Extracting Common Space of Multiple Humanoid Motion Patterns—, Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1927–1932, 2003.
4. K. Tatani and Y. Nakamura : Reductive Mapping for Sequential Patterns of Humanoid Body Motion, Proc. of the 2nd International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, SaP-III-2, 2003.
5. Masafumi OKADA and Yoshihiko NAKAMURA, Polynomial Design of Dynamics-based Information Processing System, Proc. of International Workshop on Control Problems in Robotics, pp.91–104, Published by Springer, Control Problems in Robotics, A.Bicchi, H.Christensen and D.Prattichizzo (Eds.), 2002.
6. Masafumi OKADA, Koji TATANI and Yoshihiko NAKAMURA : Polynomial Design of the Nonlinear Dynamics for the Brain-Like Information Processing of Whole Body Motion, Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1410–1415, 2002.
7. A.Sekiguchi and Y.Nakamura : The Chaotic Mobile Robot, Vol.9-463, Systemics,Cybernetics and Informatics, 2000.

8. Tetsunari Inamura, Hiroaki Tanie and Yoshihiko Nakamura : From Stochastic Motion Generation and Recognition to Geometric Symbol Development and Manipulation, Proc. of Int'l Conf. on Humanoid Robots (Humanoids 2003), 2003.
9. Tetsunari Inamura, Hiroaki Tanie and Yoshihiko Nakamura : Keyframe Extraction and Decompression for Time Series Data based on Continuous Hidden Markov Models, Proc. of Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003), 2003.
10. Tetsunari Inamura, Hiroaki Tanie, Iwaki Toshima and Yoshihiko, Nakamura : An Approach from Motion Generation/Recognition to Intelligence based on Mimesis Principle, Proc. of Int'l Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, pp. SaA-II-1, 2003.
11. Tetsunari Inamura, Yoshihiko Nakamura and Moriaki Simozaki : Associative Computational Model of Mirror Neurons that connects Missing Link between Behaviors and Symbols, Proc. of Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS 2002), pp.1032–1037. 2002.
12. Tetsunari Inamura, Iwaki Toshima and Yoshihiko, Nakamura : Acquiring Motion Elements for Bidirectional Computation of Motion Recognition and Generation, Proc. of Int'l Symposium. on Experimental Robotics (ISER2002), pp. 357–366, 2002.
13. Tetsunari Inamura, Iwaki Toshima and Yoshihiko, Nakamura : Acquisition and Embodiment of Motion Elements in Closed Mimesis Loop, Proc. of Int'l Conf. on Robotics and Automation (ICRA2002), pp.1539-1544, 2002.
14. Tetsunari Inamura, Yoshihiko Nakamura, Iwaki Toshima, and Hideaki Ezaki : Mimesis Embodiment and Proto-symbol Acquisition for Humanoids, Proc. of Int'l Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM 2001), pp.159–164, 2001.
15. Tetsunari Inamura, Yoshihiko Nakamura, Hideaki Ezaki, and Iwaki Toshima : Imitation and Primitive Symbol Acquisition of Humanoids by the Integrated Mimesis Loop, Proc. of Int'l Conf. on Robotics and Automation (ICRA 2001), pp.4208–4213, 2001.
16. Qiang Huang, Yoshihiko, Nakamura and Tetsunari Inamura : Humanoids Walk with Feedforward Dynamic Pattern and Feedback Sensory Reflection, Proc. of Int'l Conf. on Robotics and Automation (ICRA 2001), pp.4220–4225, 2001.
17. Y. Nakamura, K. Yamane, I. Suzuki, and Y. Fujita: “Dynamic Computation of Musculo-Skeletal Human Model Based on Efficient Algorithm for Closed Kinematic Chains,” Proceedings of the 2nd International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, Kyoto, Japan, SaP-I-2, March 2003.
18. K. Yamane and Y. Nakamura: “Synergetic CG Choreography through Constraining and Deconstraining at Will,” Proceedings of International Conference

- on Robotics and Automation, pp.855–862, Washington DC, May 2002.
19. K. Yamane and Y. Nakamura: “Efficient Parallel Dynamics Computation of Human Figures,” Proceedings of International Conference on Robotics and Automation, pp.530–537, Washington DC, May 2002.
 20. K. Kurihara, S. Hoshino, K. Yamane, and Y. Nakamura: “Optical Motion Capture System with Pan-Tilt Camera Tracking and Realtime Data Processing,” Proceedings of International Conference on Robotics and Automation, pp.1241–1248, Washington DC, May 2002.
 21. K. Yamane and Y. Nakamura: “O(N) Forward Dynamics Computation of Open Kinematic Chains Based on the Principle of Virtual Work,” Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.2824–2831, Seoul, Korea, May 2001.
 22. Z. Shiller, K. Yamane, and Y. Nakamura: “Planning Motion Patterns of Human Figures Using a Multi-layered Grid and the Dynamics Filter,” Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1–8, Seoul, Korea, May 2001.
 23. K. Yamane and Y. Nakamura: “Interactive Motion Generation of Humanoid Robots via Dynamics Filter,” Proceedings of First RAS/RSJ Workshop on Humanoid Robots, Boston, MA, September 2000.
 24. Y. Nakamura and K. Yamane: “Real-Time Interactive Motion Generator of Human Figures,” Proceedings of International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, Montreal, Canada, August 2000.
 25. K. Yamane and Y. Nakamura: “Dynamics Filter: Towards Real-Time and Interactive Motion Generator for Human Figures,” Proceedings of Workshop on Interactive Robotics and Entertainment, pp.27–34, Pittsburgh, PA, April 2000.
 26. K. Yamane and Y. Nakamura: “Dynamics Filter—Concept and Implementation of On-Line Motion Generator for Human Figures,” in Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.688–695, San Francisco, CA, April 2000.
 27. K. Yamane and Y. Nakamura: “Dynamics Computation of Closed Kinematic Chains for Motion Synthesis of Human Figures,” Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.1108–1114, 1999.
 28. K. Yamane and Y. Nakamura: “Dynamics Computation of Structure-Varying Kinematic Chains for Motion Synthesis of Humanoid,” in Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.714–721, Detroit, U.S.A., May 1999.
 29. Tomomichi Sugihara and Yoshihiko Nakamura : Variable Impedant Inverted Pendulum Model Control for a Seamless Contact Phase Transition on Humanoid Robot, IEEE International Conference on Humanoid Robotics(Humanoids2003), 2003.

30. Masafumi OKADA, Tetsuya SHINOHARA, Tatsuya GOTOH, Shigeki BAN and Yoshihiko NAKAMURA : Double Spherical Joint and Backlash Clutch for Lower Limbs of Humanoids, Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2003.
31. Tomomichi Sugihara and Yoshihiko Nakamura : Whole-body Cooperative COG Control through ZMP Manipulation for Humanoid Robots, 2nd International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines(AMAM2003), 2003.
32. Tomomichi Sugihara and Yoshihiko Nakamura : Contact Phase Invariant Control for Humanoid Robot based on Variable Impedant Inverted Pendulum Model, IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'03), 2003.
33. Masafumi OKADA, Tetsuya SHINOHARA, Tatsuya GOTH, Shigeki BAN and Yoshihiko NAKAMURA : Humanoid Robot Mechanisms for Responsive Mobility, Proc. of 3rd International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, Sap-III-3, 2003.
34. Yoshihiko NAKAMURA, Masafumi OKADA, Tetsuya SHINOHARA, Tatsuya GOTO and Shigeki BAN : Mechanical Challenges for Further Humanoid Robot Evolution, Proc. of The Third IARP International Workshop on Humanoid and Human Friendly Robotics, 2002.
35. Tomomichi Sugihara, Yoshihiko Nakamura and Hirochika Inoue :Realtime Humanoid Motion Generation through ZMP Manipulation based on Inverted Pendulum Control, IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA'02), Washington DC, May., 2002
36. Tomomichi Sugihara and Yoshihiko Nakamura : Whole-body Cooperative Balancing of Humanoid Robot using COG Jacobian, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS'02), 2002.
37. Qiang Huang, Yoshihiko Nakamura and Tetsunari Inamura : Humanoids Walk with Feedforward Dynamic Pattern and Feedback Sensory Reection, pp.4220–4225, International Conference on Robotics and Automation, 2001.
38. Qiang Huang , Yoshihiko Nakamura, Hirohiko Arai and Kazuo Tanie : Development of a Biped Humanoid Simulator, F-AII-1, Volume3, International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2000. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS'02), 2002.
39. Masaki OGINO, Yutaka KATOH, Masahiro AONO, Minoru ASADA and Koh HOSODA : Reinforcement learning of humanoid rhythmic walking parameters based on visual information, Proc. of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003 (to appear).
40. Minoru ASADA, Yutaka KATOH, Masaki OGINO and Koh HOSODA : A humanoid approaches to the goal – Reinforcement learning based on rhythmic walking parameters –, Proc. of the 7th RoboCup International Symposium, CDROM, 2003.

41. Yuichiro YOSHIKAWA, Koh HOSODA, and Minoru ASADA : "Does the invariance in multi-modalities represent the body scheme? - a case study with vision and proprioception", 2nd International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, CD-ROM, SaP-II-1, 2003.
42. Noriaki MITSUNAGA and Minoru ASADA : Visual attention control for a legged mobile robot based on information criterion, Proc. of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 244-249, 2002.
43. Yasutake TAKAHASHI, Kazuhiro EDZAWA, and Minoru ASADA : Multi-Module Learning System for Behavior Acquisition in Multi-Agent Environment. Proc. of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.927-931, 2002.
44. Yuichiro YOSHIKAWA, Yoshiki TSUJI, Minoru ASADA, and Koh HOSODA : "View-based Imitation with Rotation Invariant Pan-Tilt Stereo Cameras", Proc. of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.159-164, 2002.
45. Masaki OGINO, Koh HOSODA and Minoru ASADA : Acquiring Passive Dynamic Walking Based on Ballistic Walking. Proc. of the Fifth International Conference on Climbing and Walking Robots, pp.139-146, 2002.
46. Noriaki MITSUNAGA and Minoru ASADA : Sensor Space Segmentation for Visual Attention Control of a Mobile Robot based on Information Criterion. Proc. of the 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 1714-1719, 2001.
47. Yuichiro YOSHIKAWA and Minoru ASADA and Koh HOSODA : View-Based Imitation Learning by Conflict Resolution with Epipolar Geometry. Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.1416-1427, 2001.
48. Yuichiro YOSHIKAWA, Minoru ASADA, and Koh HOSODA : Developmental Approach to Spatial Perception for Imitation Learning: Incremental Demonstrator's View Recovery by Modular Neural Network. Proc. of the 2nd IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robot, pp.107-114, 2001.
49. Noriaki MITSUNAGA and Minoru ASADA : Observation strategy for decision making based on information criterion. Proc. of the 2000 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 1038-1043, 2000.
50. Yasutake TAKAHASHI and Minoru ASADA : Vision-Guided Behavior Acquisition of a Mobile Robot by Multi-Layered Reinforcement Learning. Proc. of the 2000 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.395-402, 2000.
51. Minoru ASADA, Yuichiro YOSHIKAWA, and Koh HOSODA : Learning by Observation without Three-Dimensional Reconstruction. Proc. of the 6th International Conference on Intelligent Autonomous Systems, pp.555-560, 2000.

52. K. Tsuchiya, K. Tsujita: A principle of design of an Autonomous Mobile Robot, Proc. of the 4th International Symposium on Artificial Life and Robotics, Vol.1 pp320-323, 1999
53. K.Tsuchiya, T.Urakubo and K.Tsujita: A Motion Control of a Two-Wheeled Mobile Robot, Proc. of IEEE SMC'99, Vol.2, pp690-696, 1999
54. K.Tsuchiya, T.Nishiyama and K.Tsujita: A Deterministic Annealing Algorithm for a Combinatorial Optimization Problem by the use of Replicator Equations, Proc. of IEEE SMC'99, Vol. 1, pp256/261, 1999
55. K.Tsujita, A. Onat, K. Tsuchiya and Y.Kawano: Autonomous Decentralized Control of a Quadruped Locomotion Robot using Oscillators, Proc. of the 5th International Symposium on Artificial Life and Robotics, Vol.2, 703/710, 2000
56. K. Tsujita, K. Tsuchiya and A. Onat : Decentralized Autonomous Control of a Quadruped Locomotion Robot, Proc. of International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, WeA-I-2, 2000.
57. K. Tsuchiya, T. Nishiyama, K. Tsujita: An Algorithm for a Nonlinear Optimization Problem Using Replicator Equations, 7th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP), Vol. 2, pp1312-1317, 2000
58. K.Tsujita, K.Tsuchiya, A.Onat, S.Aoi and M.Kawakami: Locomotion Control of a Multipod Locomotion Robot with CPG Principles, Proc. of The Sixth International Symposium on Artificial Life and Robotics, Vol.2, pp421-426, 2001
59. K. Tsuchiya, K. Tsujita, M. Kawakami and S. Aoi : An Emergent Control of Gait Patterns of Legged Locomotion Robots, Preprints of The Fourth IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles, pp271-276, 2001.
60. Takehiro Nishiyama, Kazuo Tsuchiya and Katsuyoshi Tsujita: A Markov Chain Monte Carlo Algorithm for the Quadratic Assignment Problem Based on Replicator Equations, Proc. of International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN), pp148-155, 2001
61. K. Tsujita, K. Tsuchiya and A. Onat : Adaptive Gait Pattern Control of a Quadruped Locomotion Robot, Proc.of IROS 2001, pp2318-2325, 2001.
62. T.Urakubo, K.Tsuchiya and K.Tsujita: Attitude Control of a Spacecraft with Two Reaction Wheels, Proc. of 5th Cranfield Conference on Dynamics and Control of Systems and Structures in Space 2002, pp89-96, 2002
63. K.Tsuchiya, S.Aoi and K.Tsujita: Locomotion control of a multi-legged locomotion robot using oscillators, Proc. of IEEE SMC 2002, TA2G2,2002
64. K.Tsuchiya, S.Aoi and K.Tsujita: A Turning Strategy of a Multi-Legged Locomotion Robot, Proc. of AMAM2003, ThP- -1, 2003
65. K.Tsuchiya, S.Aoi and K.Tsujita: Locomotion Control of a Biped Locomotion Robot using Nonlinear Oscillators, Presented at IEEE/RSJ Int. Conf. On Intelligent Robotics and Systems(IROS2003), 2003
66. K.Tsuchiya, K.Tsujita and S.Aoi: Locomotion Control of Legged Robots us-

- ing Nonlinear Oscillators, Presented at IEEE/RSJ Int. Conf. On Intelligent Robotics and Systems(IROS2003), 2003
67. Tatsushi YAMASAKI and Toshimitsu USHIO : Supervisory Control of Partially Observed Discrete Event Systems based on a Reinforcement Learning, Proc. of 2003 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, October, 2003.
 68. Masakazu ADACHI, Toshimitsu USHIO, and Shigeru YAMAMOTO : Application of Lyapunov Function Based Synthesis of Nonsmooth Limit Cycles to Motion Generation for Humanoid Robots, Proc. of 2nd International Symposium of Adaptive Motion of Animals and Machines, SaP-II-4, March, 2003.
 69. Keigo KOBAYSHI, Atsushi NAKATANI, Hudeyuki TAKAHASHI, and Toshimitsu USHIO : Motion Planning for Humanoid Robots Using Timed Petri Net and Modular State Net, Proc. of 2002 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. 334-339, October, 2002.
 70. Masakazu ADACHI, Shigeru YAMAMOTO, and Toshimitsu USHIO : Computation of Limit Cycles in a Class of Hybrid Dynamical Systems with Certain Symmetric Properties, International Symposium on Nonlinear Thoery and its Applications, pp. 623-626, October, 2002.
 71. Keigo KOBAYSHI, Kengo INOUE, and Toshimitsu USHIO : LLP Supervisory Control with Timed Petri Net Models in Mobile Robots, Proc. of the 2001 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 3229-3234, 2001.
 72. Keigo KOBAYSHI and Toshimitsu USHIO : An Application of LLP Supervisory Control with Petri Net Models in Mobile Robots, Proc. of 2000 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. 3015-3020, 2000.
 73. Yutaka SAKAI, Shuji YOSHIZAWA, Hiroshi OHNO : Interpretation of interspike interval statistics through the Markov switching Poisson process, Proc. of 8th International Conference on Neural Information Processing, vol.2, pp.897-902, 2001
 74. Kenichi HIDAI, Hiroshi MIZOGUCHI, Kazuyuki HIRAOKA, Masaru TANAKA, Takaomi SHIGEHARA and Taketoshi MISHIMA, Robust Face Detection Against Brightness Fluctuation and Size Variation, Proc. of 2000 International Conference on Intelligent Robots and System, pp.1379-1384, 2000.
 75. Kazuyuki HIRAOKA, Ken-ichi HIDAI, Hiroshi MIZOGUCHI, Taketoshi MISHIMA and Shuji YOSHIZAWA : Fast algorithm for online linear discriminant analysis, International Technical Conference on Circuits/Systems Computers and Communications, pp.274-277 , 2000.
 76. Kazuyuki HIRAOKA, Ken-ichi HIDAI, Hiroshi MIZOGUCHI, Taketoshi MISHIMA and Shuji YOSHIZAWA : One-parameter family of nonlinear dynamics for on-

- line linear discriminant analysis, 2000 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications, pp.149-152, 2000.
77. Kazuyuki HIRAOKA, Shuji YOSHIZAWA, Ken-ichi HIDAI, Masashi HAMAHIRA, Hiroshi MIZOGUCHI, and Taketoshi MISHIMA : Convergence Analysis of On-line Linear Discriminant Analysis, International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN),III-387-391(CD-ROM), 2000
 78. Kazuyuki Hiraoka, Ken-ichi HIDAI, Masashi Hamahira, Hiroshi MIZOGUCHI, Tanaka MISHIMA, and Shuji YOSHIZAWA : Successive Learning of Linear Discriminant Analysis : Sanger-type Algorithm, 15th International Conference on Pattern Recognition , Vol. 2, pp. 664-667, 2000
 79. Kazuyuki HIRAOKA, Ken-ichi HIDAI, Hiroshi Mizoguchi, Taketoshi Mishima, and Shuji Yoshizawa : Online LDA which can perform both successive learning and incremental learning, The 4th. World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics , pp. 96-101, 2000
 80. Kazuyuki HIRAOKA, Soichiro MORISHITA, Hiroshi MIZOGUCHI, and Taketoshi MISHIMA : Person Identification from Binary Silhouette Image of Full-length Body, Proc. of the 2000 International Symposium on Mechatronics and Intelligent Mechanical System for 21 Century , pp. 23-26, 2000
 81. Yutaka SAKAI, Shuji YOSHIZAWA, and Shigeru SHINOMOTO : Double stochastic Poisson processes can reproduce spiking statistics of cortical neruons, Proc. of 7th International Conference on Neural Information Processing , pp.958-963, 2000
 82. Yutaka SAKAI, and Shuji YOSHIZAWA : Analysis of inter-spike interval statistics of cortical neurons, Abstracts of the joint meetings of the 23rd annual meetings of the Japan Neuroscience Society and the 10th annual meeting of the Japanese Neural Network Society, pp. S25 ,2000
 83. Soichiro MORISHITA, Kazuyuki HIRAOKA, Hiroshi MIZOGUCHI, and Taketoshi MISHIMA : Robust Online LDA by Adaptive Tuning of Learning Coefficient, Proc. of The 2001 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers, and Communications , pp. 945-948, 2001
 84. AZUMI Hiroshi, Kazuyuki HIRAOKA, and Taketoshi MISHIMA : Interpolation on data with multiple attributes by a neural network, Proc. of the ITC-CSCC 2002, International Technical Conference on Circuits/System, Computers and Communications, pp.814-817, 2002
 85. KAMIOKA Reina, KURATA Kouji, Kazuyuki HIRAOKA, and Taketoshi MISHIMA : Unsupervised Classification of Multiple Attributes via Autoassociative Neural Network, Proc. of the ITC-CSCC 2002, International Technical Conference on Circuits/System, Computers and Communications, pp.798-801, 2002
 86. Kazuyuki HIRAOKA, and Taketoshi MISHIMA : Complementary Discriminant Analysis for Classification of Double Attributes, Proc. of the ITC-CSCC 2002,

- International Technical Conference on Circuits/System, Computers and Communications, pp.806-809, 2002
87. Masaomi NISHIMURA, Kazuyuki HIRAOKA, and Taketoshi MISHIMA : Dimensionality Reduction for Pattern Recognition Based on Difference of Distribution among Classes, Proc. of the ITC-CSCC 2002, International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications, pp.1670-1673, 2002
 88. Kazuyuki HIRAOKA, and Taketoshi MISHIMA : Classification of double attributes via mutual suggestion between a pair of classifiers, Proc. of 9th International Conference on Neural Information Processing , pp.1852-1856, 2002
 89. Yutaka SAKAI : Spike independency in feed-forward networks, Proc. of 4th International Workshop Neural Coding'2001 , p.43, 2001
 90. Kosuke OKABE, Ken-ichi HIDAI, Hiroshi MIZOGUCHI, Kazuyuki HIRAOKA, Takaomi SHIGEHARA, Masaru TANAKA, Taketoshi MISHIMA, and Shuji YOSHIZAWA : Human Walk Pitch Extraction by Interactively Trainable Robot Vision for Human-Robot Synchronized Walking, Proc. of AMAM'03, SaP-I-4(1)-(5) , 2003
 91. Kosuke OKABE, Hiroshi MIZOGUCHI, Takaomi SHIGEHARA, Kazuyuki HIRAOKA, TANAKA Masaru, and Taketoshi MISHIMA : Face Detection System by Camera Array that Satisfies both Wide View and High Resolution, Proc. of AROB 8th '03, pp.665-668, 2003
 92. Aya TAKAHASHI, Koji HAYASHI, Masato SASAKI : Movement sequences for cracking an egg, Studies in perception and action XII, pp.165-168, 2003

(4) 口頭発表論文

1. 岡田昌史, 中村仁彦 : 力学的情報処理における知能ロボットの連続的記号空間の設計, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3B31, 2003.
2. 中村大介, 岡田昌史, 中村仁彦 : 自己組織的にシンボルの獲得を行うロボットの力学的情報処理, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3K34, 2003.
3. 門根秀樹, 岡田昌史, 中村仁彦 : 力学系の引き込みによる記号接地, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3K35, 2003.
4. 梶山博史, 岡田昌史, 中村仁彦 : 力学的情報処理系のモジュール化ネットワーク設計によるロボットの行動制御, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03, 2P2-3F-B5, 2003.
5. 多谷 浩嗣, 中村 仁彦 : 階層型 NLPCA によるヒューマノイドロボットの全身運動パターンの解析, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2003.
6. 多谷 浩嗣, 中村 仁彦 : ヒューマノイドロボットの全身運動の時系列パターンの低次元空間への写像, 第 8 回ロボティクス・シンポジア, 2003.
7. 岡田昌史, 中村大介, 中村仁彦 : 力学的情報処理系の階層化によるヒューマノイ

- ドロボットの行動生成, 計測自動制御学会 SI 部門講演会, pp.143-144, 2002.
8. 中村大介, 岡田昌史, 中村仁彦: 力学的情報処理によるヒューマノイドの自律的行動生成, 日本機械学会年度年次大会講演論文集, Vol.VI, pp.167-168, 2002.
 9. 多谷浩嗣, 中村仁彦: ヒューマノイドロボットの複数の全身運動パターンの共通空間の獲得, 第 20 回日本ロボット学会学術講演会, pp.1C37, 2002.
 10. 門根秀樹, 岡田昌史, 中村仁彦: 非線形力学系の同期を用いたロボットの運動制御, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'02, 2002.
 11. 中村大介, 岡田昌史, 中村仁彦: 力学脳型情報処理を用いたヒューマノイドの運動遷移, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'02, 2002.
 12. 多谷 浩嗣, 中村仁彦: ヒューマノイドロボットの動作パターンの抽象化と生成を目的とした砂時計型ネットの階層的統合モデル, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2002, 2002.
 13. 多谷 浩嗣, 中村 仁彦: ヒューマノイドロボットの運動パターンの縮約とそれに基づく運動生成, 第 16 回人工知能学会全国大会, 2002.
 14. 岡田昌史: 人間と環境の数理科学的記述と解析—ロボットの理解と人間の理解—, 第 19 回日本ロボット学会学術講演会, 2L12, 2001.
 15. 岡田昌史, 中村仁彦: N 次元時系列パターンを記憶・連想する非線形力学系の多項式表現, 第 19 回日本ロボット学会学術講演会, pp.1229-1230, 2001.
 16. 多谷 浩嗣, 中村仁彦: 非線形主成分分析の階層化によるヒューマノイドロボットの運動情報統合モデル, 第 19 回日本ロボット学会学術講演会, pp.555-556, 2001.
 17. 稲邑 哲也, 谷江 博昭, 中村 仁彦: 統計的行動認識・生成モデルの幾何空間における原始シンボルの発達と操作, 電子情報通信学会 ニューロコンピューティング研究会, 2003.
 18. Tetsunari Inamura, Hiroaki Tanie and Yoshihiko Nakamura: Proto-Symbol Development and Manipulation in the Geometry of Stochastic Model for Motion Generation and Recognition, Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems, Workshop on Birateral Paradigms of Human and Humanoid, 2003.
 19. 稲邑 哲也, 谷江 博昭, 中村 仁彦: 統計的情報処理に基づく時系列データのキーフレーム抽出・認識・再生, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会, pp. 2J22, 2003.
 20. 谷江 博昭, 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 統計的情報量を用いた原始シンボル空間の構成とそれに基づく原始シンボル系列の記号化, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会, pp. 3K36, 2003.
 21. 稲邑 哲也, 谷江 博昭, 中村 仁彦: 運動パターンの認識/生成の単一モデルとそれにもとづく離散的階層化による行動知能の集積, 人工知能学会全国大会 (第 17 回) 予稿集, pp. 3D4-04, 2003.
 22. 谷江 博昭, 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 連続分布型 HMM への位相構造導入による全身運動を埋め込んだ原始シンボル空間構成法, 人工知能学会全国大会 (第 17 回) 予稿集, pp. 3D4-03, 2003.

23. 稲邑 哲也, 谷江 博昭, 中村仁彦: 連続分布型隠れマルコフモデルを用いた時系列データのキーフレーム抽出とその復元, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2003 講演論文集, pp. 2P1-3F-C6, 2003.
24. 稲邑 哲也, 谷江 博昭, 中村仁彦: 隠れマルコフモデルによって抽象化された運動間の関係を記述する原始シンボル空間の構成, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2003 講演論文集, pp. 2P2-3F-B2, 2003.
25. 谷江 博昭, 稲邑 哲也, 中村仁彦: ミメシスの数学モデル: 隠れマルコフモデルを用いた階層的原始シンボル空間における運動の認識と生成, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2003 講演論文集, pp. 2P2-3F-B3, 2003.
26. 稲邑 哲也, 中村 仁彦: ミメシス原理にもとづく運動認識・生成から知能への接近 - ミラーニューロンの発達モデル -, 第 8 回ロボティクスシンポジウム, pp. 246-251, 2003.
27. 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 行動認識/生成の双方向計算モデルの獲得とヒューマノイドへの応用, 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会予稿集, Vol II, pp.141-142, 2002
28. 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 教示者と学習者の身体差を吸収するミラーニューロンモデル, 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 3H18, 2002
29. Tetsunari Inamura, Yoshihiko Nakamura and Iwaki Toshima: Acquiring Bi-directional Computation Model of Motion Recognition and Generation and Its Application to Humanoids, Workshop on Embodied Artificial Intelligence, Zurich, 2002.
30. 稲邑 哲也, 戸嶋 巖樹, 中村 仁彦: 行動の認識と生成の双方向計算モデルにおける行動要素の獲得, 脳と心のメカニズム 第 3 回夏のワークショップ「知能発達のメカニズム」, 2002
31. 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 人間ロボット間の共同注意とそれに基づく経験的シンボル接地の統合モデル, ベイジアンネットセミナー BN2002, 2002
32. 戸嶋 巖樹, 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 連続・離散ハイブリッド HMM による行動認識・獲得の同時学習モデル, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2002 講演論文集, pp. 2A1-L05, 2002.
33. 石原 辰也, 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 感覚系情報処理と運動系情報処理の相互作用による行動選択機構の実現, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2002 講演論文集, pp. 2P1-K08, 2002.
34. 稲邑 哲也, 戸嶋 巖樹, 中村 仁彦: ミメシスに基づくヒューマノイドの行動獲得と原始シンボルの創発, 日本人工知能学会全国大会 (第 16 回) 予稿集, pp. 1D1-02, 2002.
35. 稲邑 哲也: 人間との対話に基づくロボットの行動知能形成, 第 4 回情報論的学習理論ワークショップ・ベイジアンネットワークチュートリアル講演論文集, pp.33-41, 2001.
36. 稲邑 哲也, 中村 仁彦, 下崎 守朗: 連想記憶モデルを用いた行動認知と行動生成プロセスの統合, 第 19 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 1237-1238,

- 2001.
37. 戸嶋 巖樹, 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 関節間の相関演算による行動要素生成とHMMによる抽象化, 第19回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 409-410, 2001.
 38. 下崎 守朗, 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 連想記憶による全身行動パターンの認識, 記憶, 生成, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2001 講演論文集, pp. 2P1-B11, 2001.
 39. 戸嶋 巖樹, 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 力学的身体性を用いたミメシスの閉ループ化, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2001 講演論文集, pp. 1P1-D11, 2001.
 40. 稲邑 哲也, 戸嶋 巖樹, 江崎 秀明, 中村 仁彦: ミメシスループと原始シンボルを用いた全身行動の生成, 第18回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 801-802, 2000.
 41. 戸嶋 巖樹, 江崎 秀明, 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 他者行動の観察と自己行動要素による原始シンボルの生成, 第18回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 803-804, 2000.
 42. 中村 仁彦, 稲邑 哲也: 脳型情報処理をおこなうヒューマノイドロボットの研究, 第18回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 793-794, 2000.
 43. 大武, 山根, 中村: “袈裟斬り動作の体性感覚に基づく主観評価と運動計測に基づく客観評価,” 21回日本ロボット学会学術講演会, 2J26, 2003.
 44. 藤田, 中村, 山根, 鈴木: “筋骨格人体モデルにおける筋張力計算の数理計画問題,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03 講演論文集, 2P2-3F-B7, 2003.
 45. 合志, 中村, 岡田: “低自由度ヒューマンフィギュアとの双方向変換を用いた大自由度人体筋骨格モデルの運動制御,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03 講演論文集, 2P1-3F-C5, 2003.
 46. 鈴木, 栗原, 中村: “詳細な人体モデルのための表現豊かなモーションキャプチャシステム,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03 講演論文集, 2P2-3F-B4, 2003.
 47. 栗原, 鈴木, 丹下, 山根, 中村: “リアルタイムモーションキャプチャを用いたヒューマノイドのオプティカルコックピット,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'02 講演論文集, 2A1-L02, 2002.
 48. 丹下, 山根, 中村: “逆動力学計算を用いた力学的整合性を満たすヒューマノイド動作の振付け,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'02 講演論文集, 2P1-K10, 2002.
 49. 栗原, 鈴木, 丹下, 山根, 中村: “多面体探索と逆運動学計算を組み合わせたラベリング法による光学式リアルタイムモーションキャプチャ,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'02 講演論文集, 2P1-K11, 2002.
 50. 山根, 中村: “操作空間慣性逆行列を用いた力学的整合性を満たすヒューマノイド動作の振付け,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'02 講演

- 論文集, 2P1-K12, 2002.
51. 山根, 中村: “ $O(N)$ 順動力学計算法と陰積分による衝突・接触の高速シミュレーション,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’02 講演論文集, 2P2-L09, 2002.
 52. 鈴木, 山根, 多谷, 栗原, 中村: “高速動力学計算法を用いた詳細人体モデルに基づく人間の力学計算,” 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3C14, 2002.
 53. 栗原, 鈴木, 山根, 中村: “モーションキャプチャと詳細人体モデルを用いた逆運動学計算による筋骨格力学計算,” 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3C15, 2002.
 54. 星野, 山根, 岡田, 中村: “広範囲な計測を実現するトラッキングモーションキャプチャ,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’01, 1P1-H4, 2001.
 55. 栗原, 山根, 中村: “多面体探索による光学式モーションキャプチャのマーカ配置とラベリング,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’01, 1P1-H5, 2001.
 56. 瀬里, 山根, 中村: “ビヘイビアキャプチャシステムによる意識行動の同時実時間計測,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’01, 1P1-H7, 2001.
 57. 山根, 中村: “仮想仕事の原理に基づく並列 $O(\log N)$ 順動力学計算法,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’01, 2P2-H4, 2001.
 58. 鈴木, 山根, 稲邑, 中村: “モーション/コントローラデータベースに基づくヒューマノイドの遷移動作の生成,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’01, 2P2-H5, 2001.
 59. 山根, 中村: “ $O(\log N)$ 並列順動力学計算法とそのヒューマノイドシミュレータへの応用,” 第 19 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.1-2, 2001.
 60. 栗原, 山根, 中村: “並列計算による光学式モーションキャプチャのリアルタイムラベリング,” 第 19 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.595-596, 2001.
 61. 山根, 中村: “ヒューマンフィギュアの全身動作生成のための協応構造化インタフェース,” 第 19 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.1149-1150, 2001.
 62. 藤原, 岡本, 山根, 中村: “ビヘイビアキャプチャシステムの構築,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’00 講演論文集, 2A1-79-118, 2000.
 63. 岡本, 山根, 中村: “ビヘイビアキャプチャシステムにおけるリアルタイムモーションキャプチャ,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’00 講演論文集, 2A1-79-119, 2000.
 64. 山根, 中村: “ネットワーク分散計算による動力学シミュレーションの高速化,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’00 講演論文集, 2P1-79-126, 2000.
 65. 山根, 中村: “力学フィルタによるヒューマンフィギュアのインタラクティブな動作生成,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’00 講演論文集, 2P2-74-094, 2000.
 66. 古本, 山根, 中村: “人間の力学特性を考慮したヒューマンフィギュアのインタラクティブな動作生成,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’00

- 講演論文集, 2P2-74-095, 2000.
67. 星野, 山根, 岡田, 中村: “トラッキングモーションキャプチャ,” 第 18 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1K12, 2000.
 68. 山根, 中村: “仮想仕事の原理を用いた並列化可能な高速順動力学計算法,” 第 18 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.1137-1138, 2000.
 69. 山根, 中村: “力学フィルタによるヒューマノイドの運動生成—HRP 仮想プラットフォームへの適用—,” 第 17 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.1213-1214, 1999.
 70. 山根, 中村, 永嶋: “構造可変なリンク系の動力学計算法とヒューマンフィギュアの運動計算,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'98 講演論文集, 1BI2-4, 1998.
 71. 山根, 中村: “一般的な構造可変リンク系の運動計算—ヒューマノイドのシミュレーションへの応用,” 第 16 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.1349-1350, 1998.
 72. Lekskulchai Pongsak, Masafumi Okada and Yoshihiko Nakamura : Attitude estimation by compensating gravity direction, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 2A23, 2003.
 73. 山本裕介, 岡田昌史, 中村仁彦: 二重球面ジョイントを用いたヒューマノイドの肩関節機構の開発, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 2A25, 2003.
 74. 杉原知道, 中村仁彦: 高機動性獲得に向けた運動制御実験のための小型ヒューマノイドロボットの開発, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会, 2003.
 75. 神崎秀, 中村仁彦, 岡田昌史: バックラッシュクラッチを持つヒューマノイドの歩行制御, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03, 2P1-3F-C2, 2003.
 76. 篠原徹也, 樋原直之, 岡田昌史, 中村仁彦: ヒューマノイドロボットの運動性進化にむけての機構開発と運動制御, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03, 2P1-3F-C3, 2003.
 77. 杉原知道, 中村仁彦: 可変インピーダンス脚モデルによるヒューマノイドの即応的な脚運動制御, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2003.
 78. 杉原知道, 中村仁彦: 多点接触型剛体衝突モデルに基づくリンク系の外力計算法, 第 8 回ロボティクスシンポジウム, 2003.
 79. Lekskulchai PONGSAK, Masafumi OKADA and Yoshihiko NAKAMURA : Optimal Filtering for Humanoid Robot State Estimators, 計測自動制御学会 SI 部門講演会, pp.163-164, 2002.
 80. 篠原徹也, 岡田昌史, 中村仁彦: 全身型ヒューマノイドに用いる股関節機構の開発, 計測自動制御学会 SI 部門講演会, pp.161-162, 2002.
 81. 篠原徹也, 伴茂樹, 後藤達哉, 稲邑哲也, 岡田昌史, 中村仁彦: 二重球面ジョイントを用いた股関節機構を持つヒューマノイドの開発, 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1C16, 2002.
 82. 岡田昌史, 後藤達哉, 中村仁彦: 歩行ロボットの従反力運動を実現する膝関節機

- 構, 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1C19, 2002.
83. 杉原知道, 中村仁彦: 可変インピーダンス倒立振子に基づくヒューマノイドの接触状態非依存型コントローラの設計, 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 2002.
 84. 杉原知道, 中村仁彦: 重心 Jacobian を用いたヒューマノイドの全身協調バランス制御, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2002.
 85. 杉原知道, 中村仁彦: 実/仮想ロボットの統合的制御ソフトウェアシステム Z-REVICHIS の開発, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2002.
 86. 杉原知道, 井上博允: 倒立振子に基づいた ZMP 操作によるヒューマノイドの実時間動作生成, 第 19 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 2001.
 87. 吉川 雄一郎, 浅田 稔, 細田 耕: 身体図式獲得のための相互感覚地図の学習, 第 3 回 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会予稿集, pp.145-146, 2002.
 88. 枝澤 一寛, 高橋 泰岳, 浅田 稔: 複数学習器を用いたマルチエージェント環境における行動獲得. 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3H33, 2002.
 89. 荻野 正樹, 細田 耕, 浅田 稔. バリスティック歩行から PDW を実現する階層型コントローラ. 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, CD-ROM, 2002.
 90. 光永 法明, 浅田 稔. 歩行中の観測を考慮した情報量に基づく注視制御. 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1B24, 2002.
 91. 荻野 正樹, 細田 耕, 浅田 稔. バリスティック歩行によるロボットの二足歩行の実現. 第 23 回バイオメカニズム学術講演会 SOBIM2002 講演予稿集, pp.93-96, 2002.
 92. 光永 法明, 浅田 稔. 観測時間と履歴を考慮した情報量に基づく移動ロボットの行動決定のための効率的観測. 第 19 回日本ロボット学会学術講演会講演予稿集, pp.659-660, 2001.
 93. 吉川雄一郎, 浅田 稔, 細田 耕. 幾何学的な整合性の追求に基づく呈示者視野の復元と姿勢の模倣. 第 19 回日本ロボット学会学術講演会講演予稿集, pp.401-402, 2001.
 94. 光永 法明, 浅田 稔. 移動体の意思決定のための情報量基準による観測戦略. 第 5 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp.351-356, 2000.
 95. 吉川 雄一郎, 浅田 稔: 3 次元再構成を伴わない観察による他者行動の模倣. 第 5 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp.158-163, 2000.
 96. 土屋 和雄, 西山 岳宏, 辻田 勝吉: 分岐特性を用いた組合せ最適化問題の近似解法, 第 10 回自律分散システムシンポジウム, pp235-240, 1998
 97. 土屋 和雄, 西山 岳宏, 辻田勝 吉: 分岐特性を用いた組合せ最適化問題の近似解法第 2 報: 決定論的アニーリングアルゴリズムの解析, 第 11 回自律分散システムシンポジウム予稿集, pp181-186, 1999
 98. 土屋 和雄, 西山 岳宏, 辻田 勝吉: 力学系を用いた非線形最適化問題の近似解法, 第 12 回自律分散システムシンポジウム予稿集, pp189-194, 2000
 99. 土屋 和雄, 浦久保 孝光, 辻田 勝吉: あるクラスの非ホロノミックシステムに

- 対するリャプノフ制御, 第 2 3 回 Dynamical System Theory シンポジウム資料, pp115-118, 2000
100. 土屋 和雄, 浦久保 孝光, 長岡 弘太郎, 辻田 勝吉: 四輪移動車のフィードバック制御, 第 2 3 回 Dynamical System Theory シンポジウム資料, pp145-148, 2000
 101. 土屋和雄, 辻田勝吉: 歩行ロボットの適応的歩行制御, 第 36 回日本航空宇宙学会中部関西支部合同秋期大会講演会, 2000
 102. 辻田 勝吉, 土屋 和雄: 四脚歩行ロボットの自律分散型歩行制御, 第 18 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp785-786, 2000
 103. 西山岳宏, 土屋和雄, 辻田勝吉: レプリケータ方程式にもとづく組合せ最適化問題の動的モンテカルロアルゴリズム, 第 1 3 回自律分散システムシンポジウム予稿集, pp389-392, 2001
 104. 土屋 和雄, 辻田 勝吉: 自律行動機械システムの構成原理, 計測自動制御学会第 1 回制御部門大会予稿集, pp187-190, 2001
 105. 辻田 勝吉, 土屋 和雄: 四脚歩行ロボットの自律分散型歩行制御 - 反射型遊脚軌道補正による障害物回避 -, 第 19 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 pp211-212, 2001
 106. 西山 岳宏, 土屋 和雄, 辻田 勝吉: 非線形振動子系にもとづく組合せ最適化問題の解法, 第 1 4 回自律分散システムシンポジウム予稿集, pp67-72, 2002
 107. 土屋和雄, 青井伸也, 辻田勝吉: 多脚歩行ロボットの動力学解析, 第 1 2 回アストロダイナミクスシンポジウム講演後刷集, pp67-72, 2002
 108. 土屋 和雄, 青井 伸也、辻田 勝吉: 振動子を用いた多脚歩行ロボットの歩行制御, 2002 年日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3I16, 2002
 109. 土屋 和雄, 辻田 勝吉, : 自律分散システムとしての歩行ロボット (C P G モデルにもとづく脚歩行ロボットの歩行制御), 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2002 (SSI2002) 講演論文集, pp315-316, 2002
 110. 土屋 和雄, 青井 伸也、辻田 勝吉: 振動子系を用いた 2 脚歩行ロボットの歩行制御, SI2002 予稿集, 2P12 - 06, 2002
 111. 土屋 和雄, 青井 伸也, 辻田 勝吉: 多脚歩行ロボットの動力学解析, 第 1 5 回自律分散システム・シンポジウム予稿集, 2A2-1, 2003
 112. 土屋 和雄, 川上 学, 辻田 勝吉: 4 脚歩行ロボットの最適歩行パターン, 第 15 回自律分散システム・シンポジウム予稿集, 1A2-1, 2003
 113. 高橋秀行, 小林啓吾, 潮俊光: ハイブリッドオートマトンを用いたヒューマノイドロボットの周期的動作の生成, 2003 年自動制御連合講演会, 2003.
 114. Masakazu ADACHI, Toshimitsu USHIO, and Shigeru YAMAMOTO : Synthesis of Hybrid Systems with Limit Cycles Using Piecewise Quadratic Lyapunov Functions, 第 16 回回路とシステム (軽井沢) ワークショップ論文集, pp. 249-254, 2003.
 115. 仲谷篤人, 高橋秀行, 小林啓吾, 潮俊光: LLP スーパーバイザとステートネットに基づくロボット行動実現 第 2 報 時間付きペトリネットを用いた行動計画, 第 1 回システムインテグレーション部門講演会, pp. 149-150, 2002.

116. 高橋秀行, 仲谷篤人, 小林啓吾, 潮俊光: LLP スーパバイザとステートネットに基づくロボット行動実現 第1報 モジュラステートネットを用いた行動制御, 第1回システムインテグレーション部門講演会, pp. 147-148, 2002.
117. 平岡 和幸, 濱平 仁: 逐次学習型の線形判別分析アルゴリズムについて— 学習アルゴリズムの提案と局所収束性の証明 —, 電子情報通信学会技報, NC99-73, pp. 85-92, 1999
118. 平岡和幸, 日台健一, 濱平仁, 溝口博, 重原孝臣, 三島健稔: オンライン線形判別分析アルゴリズムの導出とこれを用いた顔判別, 第5回ロボティクスシンポジア, 13C4, pp.226-231, 2000
119. 平岡和幸 日台健一 濱平仁 溝口博 三島健稔 吉澤修治: 逐次学習型線形判別分析アルゴリズムの性能比較, 第19回ロボティクス・メカトロニクス講演会予稿集, pp.737-738,2000
120. 酒井裕: Synfire chain and Independency propagation, 日本物理学会第55回年次大会, 講演概要集 55 巻, 2 号, p.256, 2000
121. 森下壮一郎, 平岡和幸, 溝口博, 三島健稔: オンライン線形判別分析の頑健化に向けた学習係数の自動調節, 電子情報通信学会 2000 年情報・システムソサイエティ大会講演論文集, p.217, 2000
122. 村岡太郎, 酒井裕, 吉澤修治: 二次元動画像からの動作情報の抽出, 第11回日本神経回路学会講演論文集, pp.115-116, 2001
123. 酒井裕, 中原裕之, 甘利俊一: 順方向性神経回路網を安定に伝播する多様なスパイク相関, 第11回日本神経回路学会講演論文集, pp.175-176, 2001
124. 岡部公輔, 日台健一, 平本真事, 溝口博, 平岡和幸, 重原孝臣, 三島健稔, 吉澤修治: 認識対象パターンの対話的教示が可能な OLDA ベース任意画像パターン認識システム, 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2002) 講演論文集 (II), pp.159-160, 2002
125. 日台健一, 岡部公輔, 溝口博, 平岡和幸, 重原孝臣, 三島健稔, 吉澤修治: オンライン線形判別分析に基づく適応的顔認識システムの構築, 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2002) 講演論文集 (II), pp.157-158, 2002
126. 駄竹清秀, 酒井裕, 吉澤修治: 両眼競合知覚の神経機構, 電子情報通信学会技報, NC2002-20, pp.7-12, 2002
127. 丸山大樹, 岡部公輔, 溝口博, 平岡和幸, 重原孝臣, 田中勝, 三島健稔, 吉澤修治: 人とロボットの歩行同期に向けた神経振動子の視覚刺激への引き込みシミュレーション, 第21回日本ロボット学会学術講演会, 3H26, 2003
128. 岡部公輔, 溝口博, 丸山大樹, 平岡和幸, 重原孝臣, 三島健稔, 吉澤修治: 人とロボットの歩行同期のための視覚による踵追跡・歩行ピッチ抽出, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03, 2P2-3F-B6(1)-(2), 2003
129. 酒井裕, 吉澤修治: STDP によるシナプスパターンの競合と調節のメカニズム, 電子情報通信学会技報, NC2003-21, pp. 1-6, 2003

(5) 特許出願 (国内 9 件 , 海外 6 件)

1. 国内

1. 出願番号 : 特願 2003-129774
発明者 : 中村仁彦 , 稲邑哲也 , 谷江博昭
発明の名称 : 隠れマルコフモデルによる運動データの認識・生成方法 , それを用いた運動制御方法およびそのシステム
出願人 : 科学技術振興事業団
出願日 : 2003 年 5 月 8 日
2. 出願番号 : 特願 2001-228804
発明者 : 中村 仁彦 , 山根 克
発明の名称 : リンク系動力学高速計算法
出願人 : 東京大学
出願日 : 2001 年 7 月 30 日
3. 出願番号 : 特願 2001-242435
発明者 : 中村 仁彦 , 山根 克
発明の名称 : 木構造リンク系のポーズおよび動作を生成する方法
出願人 : 東京大学
出願日 : 2001 年 8 月 9 日
4. 出願番号 : 特願 2002-034535
発明者 : 中村 仁彦 , 山根 克 , 丹下 学
発明の名称 : 人型リンク系の運動生成方法
出願人 : 東京大学
出願日 : 2002 年 2 月 12 日
5. 出願番号 : 特願 2002-033991
発明者 : 中村 仁彦 , 山根 克 , 栗原 一貴 , 鈴木 一郎
発明の名称 : 受動的光学式モーションキャプチャデータの処理法
出願人 : 東京大学
出願日 : 2002 年 2 月 12 日
6. 出願番号 : 特願 2002-154853
発明者 : 中村 仁彦 , 山根 克 , 鈴木 一郎
発明の名称 : 身体力学計算法 , 身体力学計算プログラム及びそれを記録した記録媒体 , 身体力学モデル及びそのモデルデータを記憶した記録媒体
出願人 : 科学技術振興事業団
出願日 : 2002 年 5 月 29 日
7. 出願番号 : 特願 2002-165234
発明者 : 中村 仁彦 , 山根 克 , 多谷 浩嗣
発明の名称 : 身体モデル生成方法 , 身体モデル生成プログラム及びそれを記録した記録媒体 , 身体モデルデータを記録した記録媒体
出願人 : 科学技術振興事業団

- 出願日: 2002 年 6 月 6 日
8. 出願番号: 特願 2002-034076
EP(03250854-1), 韓国 (2003-8749), 中国 (03103824-7)
発明者: 中村仁彦, 岡田昌史, 後藤達哉
発明の名称: バックラッシュクラッチおよびそれを具えたロボット用関節機構
出願人: 東京大学
9. 出願番号: 特願 002-030320
EP(03250735-2), 韓国 (2003-0007522), 中国 (03120087-7)
発明者: 中村仁彦, 岡田昌史, 篠原徹也
発明の名称: 双腕ロボットの双腕肩関節機構および二足歩行ロボットの両足股関節機構
出願人: 東京大学

(6) 受賞

1. Finalist of Best Conference Paper Award, IEEE International Conference on Robotics and Automation, Masafumi OKADA, Koji TATANI and Yoshihiko NAKAMURA : Polynomial Design of the Nonlinear Dynamics for the Brain-like Information Processing of Whole Body Motion, 2002.
2. 稲邑 哲也 : 2003 年 3 月 : 船井情報科学奨励賞受賞「統計的手法に基づくヒューマノイドロボットの行動認識、生成、抽象化の研究」
3. 2003 年 6 月 : 2002 年度人工知能学会全国大会優秀論文賞受賞, 稲邑 哲也, 戸嶋 巖樹, 中村 仁彦 : ミメシスに基づくヒューマノイドの行動獲得と原始シボルの創発, 日本人工知能学会全国大会 (第 16 回)
4. 2003 年度 日本ロボット学会 研究奨励賞
鈴木, 山根, 多谷, 栗原, 中村: “高速動力学計算法を用いた詳細人体モデルに基づく人間の力学計算,” 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3C14, 2002.
5. 2003 International 3D Awards, Technological Innovation Special Award
“AnimaniumTM: An Application for Character Animation with Flexible Inverse Kinematics” by University of Tokyo and Sega Corporation.
6. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門 ROBOMECH 表彰
丹下, 山根, 中村: “逆動力学計算を用いた力学的整合性を満たすヒューマノイド動作の振付け,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'02 講演論文集, 2P1-K10, 2002.
7. 2001 IEEE Robotics and Automation Society King-Sun Fu Memorial Best Transactions Paper Award
Y. Nakamura and K. Yamane: “Dynamics Computation of Structure-Varying Kinematic Chains and Its Application to Human Figures,” IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 16, no. 2, pp.124-134, 2000.
8. 2000 年度 日本ロボット学会誌 論文賞

- 中村, 山根, 永嶋: “構造変化を伴うリンク系の動力学計算法とヒューマンフィギュアの運動計算,” 日本ロボット学会誌, vol.16, no.8, pp.124–131, 1998.
9. 2000 年度 日本ロボット学会 研究奨励賞
山根, 中村: “力学フィルタによるヒューマノイドの運動生成—HRP 仮想プラットフォームへの適用—,” 第 17 回日本ロボット学会学術講演会, pp.1213–1214, 1999.
10. 2002 IEEE Robotics and Automation Society King-Sun Fu Memorial Best Transactions Paper Award
Yoshihiko Nakamura, Woojin Chung and Ole Jacob. Sordalen: “Design and Control of the Nonholonomic Manipulator,” IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol.17, No.1, pp.48–59, 2001.
11. 第 18 回日本ロボット学会研究奨励賞. 光永 法明, 浅田 稔. 歩行中の観測を考慮した情報量に基づく注視制御. 第 20 回日本ロボット学会学術講演会, 1B24, 2002.

9 結び

2003 年 10 月に IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) において研究代表者と Carnegie-Mellon University(CMU) の Jessica Hodgins 教授がオーガナイザーとなって Bilateral Paradigms of Human and Humanoid という丸 1 日の Workshop を開催した. 10 名のスピーカのうち 6 名を研究チームから出した. 世界から同会議にやってきた多数の方々に参加いただき, CREST の研究成果を中心に発表を行った.

アメリカでは, スピーカの一人である Christopher Atkeson 教授 (CMU) を代表者として, ヒューマノイドによる人間の理解をテーマにした NSF の研究がスタートしたとの説明があった. また聴衆として参加されたイタリアの Scuola Superiore Sant’Anna の Paolo Dario 教授からは EU のプロジェクトとして Neuro Robotics を開始したとの紹介があった. また同教授は IEEE の Robotics and Automation Society の President として, この分野の重要性を指摘し, 国際的に協調してこのような会議を今後定期的に行うべきとの発言を行った. Workshop の後も両教授と今後の連携について相談を行った. なお, この Workshop の資料は Springer 社から Springer Tracts in Advanced Robotics のシリーズの一巻として出版される予定である.

最後に, あえて個人的な立場で付け足しとしての言葉を述べたい. 1998 年 12 月から 2003 年 11 月までの 5 年間を本研究に集中できたのは, 一人の研究者として幸運であった. 力学現象で知能の情報処理のメカニズムに迫りたいという一心のプロポーザルを評価いただき, 研究のチャンスを与えていただいた甘利俊一領域統括はじめ領域評価委員の皆様に深く感謝を申し上げる.

CREST の年間研究費は, 大学の標準的な研究費である校費の数十倍に当たる. これに負けない研究成果を出すために, どのように研究費を有効に使えば良いか, ロボティクスにおいて理論的研究, 理論検証的実験が研究スタイルであった者にとってプロポーザルを書く段階から創造的な体験であった. 力学現象と知能の情報処理を

結びつけるという、長い間に思考の深いところで少しずつイメージを造ってきていたリスクの高い研究テーマに、ヒトの脳とヒューマノイドとのつながりをもたせて、思い切って取り組むことにしたのが本研究であった。研究チームのメンバー、研究室のスタッフ、学生たちにも恵まれ、それまでの研究の連続性を離れて新しい研究分野を切り拓くことができたと今となっては自負している。このような長期的でリスクの高い取り組みを見識高く与えたCRESTプログラムの意義を深く感じている。

領域事務所の皆様には、さまざまな、しかも数多くのご支援をいただきました。おかけした迷惑にもかかわらず、最後まで暖かく対応いただいたことに頭が下がる思いです。ありがとうございました。

