



基底関数ネットワークを用いたモデル獲得による運動制御に関する研究

安東, 隆志

(Degree)

博士 (工学)

(Date of Degree)

2002-03-08

(Date of Publication)

2010-01-22

(Resource Type)

doctoral thesis

(Report Number)

乙2609

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/D2002609>

※ 当コンテンツは神戸大学の学術成果です。無断複製・不正使用等を禁じます。著作権法で認められている範囲内で、適切にご利用ください。



博士論文

基底関数ネットワークを用いたモデル獲得
による運動制御に関する研究

平成 14年 1月

神戸大学大学院自然科学研究科

安東 隆志

目次

第1章 序論	1
1.1 はじめに	1
1.2 工学的な運動制御手法	2
1.2.1 フィードバック制御による運動制御	2
1.2.2 現代の制御	2
1.2.3 計算トルク制御	3
1.3 生体における運動制御	4
1.3.1 サイバネティックス	4
1.3.2 生体における運動モデルの獲得と制御	5
1.4 運動モデルの獲得と制御	6
1.4.1 適応制御	6
1.4.2 非線形適応制御	8
1.4.3 工学的な運動モデルの獲得と制御の提案	9
1.4.4 本論文の構成	12
第2章 1自由度剛体運動系のモデル獲得と制御	17
2.1 はじめに	17
2.2 非線形制御系の定式化	18
2.3 非線形モデルの獲得による適応制御	21
2.3.1 ゲイン調整則と非線形性のモデル化	21

2.3.2	モデル獲得のための重み学習則	24
2.4	数値実験によるモデル獲得の確認	27
2.4.1	数値実験の方法	27
2.4.2	数値実験条件の設定	28
2.4.3	数値実験結果	30
2.5	磁気浮上系での軌道追従実験	31
2.5.1	実験装置の概要	31
2.5.2	実験結果と考察	32
2.6	おわりに	33
第3章	多自由度単一剛体運動系のモデル獲得と制御	35
3.1	はじめに	35
3.2	剛体運動系の定式化	36
3.2.1	運動方程式の導出	36
3.2.2	非線形フィードバック系の導出	39
3.3	非線形性のモデル化とゲイン調整	40
3.3.1	ゲイン調整による線形化	40
3.3.2	非線形性のモデル化	41
3.3.3	ゲイン調整則	42
3.4	学習による非線形モデルの獲得	43
3.4.1	誤差システムの導出と漸近安定条件	43
3.4.2	非線形モデル獲得のための重み学習則	45
3.4.3	強正実であるための条件	47
3.5	軌道追従制御実験	49
3.5.1	実験装置の構成	49
3.5.2	実験結果と考察	51

3.6	おわりに	52
第 4 章	複数の剛体からなる運動系のモデル獲得と制御	55
4.1	はじめに	55
4.2	剛体運動系の定式化	56
4.2.1	運動方程式の導出	56
4.2.2	非線形フィードバック系の導出	59
4.3	非線形性のモデル化とゲイン調整	60
4.3.1	ゲイン調整による駆動系の線形化	60
4.3.2	駆動特性, 重力, 減衰のモデル化	61
4.3.3	摩擦力のモデル化	62
4.3.4	慣性モーメントのモデル化	63
4.3.5	ゲイン調整則	64
4.4	非線形モデルの獲得	64
4.4.1	誤差システムの導出と漸近安定条件	64
4.4.2	非線形モデル獲得のためのパラメータ学習則	65
4.4.3	強正実であるための条件	68
4.4.4	制御系の構成	70
4.5	2自由度リンク運動系での軌道追従制御実験	72
4.5.1	実験装置の構成	72
4.5.2	実験条件の設定	73
4.5.3	実験結果と考察	73
4.6	おわりに	76
第 5 章	H_∞ 制御組み込みによる軌道追従性能の向上	77
5.1	はじめに	77

5.2	運動学習系の導出	79
5.2.1	運動系の導出	79
5.2.2	$\mathbf{K}_D, \mathbf{K}_P, \mathbf{u}_B$ の調整による運動系の線形化と逆動力学の 導出	80
5.2.3	非線形性のモデル化	81
5.2.4	モデル獲得のための学習則	82
5.3	H_∞ 制御による軌道制御性能の向上	84
5.3.1	H_∞ 制御器の組み込み	84
5.3.2	感度と相補感度に対する重み関数の設定	86
5.4	数値実験によるモデル獲得の確認	88
5.4.1	数値実験の方法	88
5.4.2	目標軌道の設定	90
5.4.3	数値実験結果	90
5.5	運動学習と H_∞ 制御による軌道制御実験	92
5.5.1	実験装置と条件の設定	92
5.5.2	H_∞ 制御器の設計	94
5.5.3	実験結果と考察	96
5.6	おわりに	98
第 6 章	基底関数ネットワークによる慣性行列とコリオリカベクトルのモデル 化	101
6.1	はじめに	101
6.2	運動系の定式化と逆動力学の導出	102
6.2.1	ラグランジュ方程式による運動系の定式化	102
6.2.2	$\mathbf{K}_D, \mathbf{K}_P, \mathbf{u}_B$ の調整による運動系の線形化と逆動力学の 導出	104

6.3	運動学習系の導出	105
6.3.1	基底関数ネットワークによる非線形性のモデル化	105
6.3.2	運動系のモデル獲得のための学習則	109
6.4	H_∞ 制御の組み込みによるモデル獲得誤差の低減	112
6.5	運動系のモデル獲得による軌道制御実験	113
6.5.1	2種類の2自由度リンク運動系	113
6.5.2	実験装置と実験条件の設定	114
6.5.3	H_∞ 制御器の設計	115
6.5.4	目標軌道の設定	116
6.5.5	実験結果と考察	116
6.5.6	検討	117
6.6	おわりに	119
第7章	サウンドサーボシステム	125
7.1	はじめに	125
7.2	音源方向の検出法	125
7.3	サウンドサーボシステムの製作	129
7.4	音源追従実験	129
7.5	実験結果と考察	130
7.6	おわりに	131
第8章	結言	133
付録A	Popovの超安定論	135
A.1	超安定条件	135
A.2	強正実条件	136

付録 B H_∞ 制御	137
B.1 H_∞ 標準問題	137
B.2 リカッチ代数方程式の解	138

第1章 序論

1.1 はじめに

今日、運動の制御技術は産業用ロボットアームの軌道制御、工作機械の位置決め制御、航空機の姿勢制御など産業に深く浸透している [1]. 最近ではインターネットの普及により遠隔から操作して手術をおこなうマニピュレータ [2, 3] やロボット玩具、ヒューマノイドロボットが登場し、情報・通信技術と結びついて医療や福祉など人々の生活にも身近なものになりつつある [4]. また、微細加工技術 [5] を用いたマイクロマシン製造が可能となりつつあり、その中でも精密・超精密位置決め技術が用いられている. これらの制御技術が可能となった背景には数学的手法による制御理論の発達とそれを実現可能とするコンピュータ技術の発達がある. コンピュータ技術の発達については周知の通りであり、多くの文献、解説もあるので、ここでは数学的手法に基づいた制御理論の歴史的背景を概観することによって今日の制御技術に至った経緯を紹介し、本研究で提案する運動制御手法の位置づけと役割について論じる. 特に、解析的に構築された現代の工学的な運動制御の手法と、進化によって獲得された生体の運動制御の仕組みを対比させることによって両者の違いを明らかにし、本研究で提案する運動モデルの獲得と制御の工学的な役割を述べる.

1.2 工学的な運動制御手法

1.2.1 フィードバック制御による運動制御

1765年にJ.Wattによって蒸気機関が発明された。この蒸気機関の回転速度を制御する遠心调速器は感度を高くすると不安定振動を起こし、蒸気機関によって機械化が進む中で、安定した動力を得るためにはこの問題を解決する必要があった。1868年にJ.C.Maxwellが遠心调速器を安定化させるためには制御系を微分方程式として記述し、その微分方程式から導かれる特性方程式の解の実数部の符号を調べることにより安定性を論じることを提唱した[10]。これが自動制御の始めとされている[11, 12]。その後、通信機分野ではフィードバック増幅回路が発明されたが、感度を高めると不安定になり、発振することが問題となった。そこで、安定性を図的に判別する方法が考案され、これを機械系の制御に融合したサーボテックニックと呼ばれる古典制御理論が確立された。

1950年代ではロケット開発が活発となり、ロケットの燃料を節約するために、ある制約条件を満足しながら評価関数を最適化する最適制御が提案されるようになった。この制御手法は変分法に基づいており、現代制御理論と呼ばれている。現代制御理論は行列、ベクトルを用いて表現され、計算機を用いるのに適した離散値表現に変換することが容易であるので、現在ではロケットや惑星探査用人工衛星の軌道制御などに成果を挙げており、様々な産業機械やロボット、製造プラントに応用されている。

1.2.2 現代の制御

これらの制御手法では制御器を設計するために制御対象を線形微分方程式としてモデル化し、オフラインでの同定実験により、その係数を決定する必要がある。したがって、古典制御理論や現代制御理論では線形微分方程式によるモデル化が

前提となっており、同定精度が制御系の安定性や性能に大きく影響する。そこで、モデル化誤差を含む外乱から出力への伝達関数の最大ゲイン (H_∞ ノルム) を評価指標としてフィードバック制御器を設計する H_∞ 制御理論が考案されて現在に至っている [16, 18, 19]。この制御理論は最適制御を包含し、モデル化誤差や制御系の変動を許容できる特性を持っており、その許容限度を測る指標として μ -安定解析などが提案されている。このような現代の制御理論を理解するためには微分幾何学など高等数学の知識を必要とするため、実務に携わる技術者と制御の研究者の間に乖離が生じていることが懸念されている。しかし、このような現代制御理論は市販ソフトにパッケージとして組込まれ、現代制御理論を理解していなくとも利用できるように工夫されている。また、半導体技術の進歩によって高性能な計算機が安価に入手可能となっているので、このような高性能な計算機に現代制御理論によって設計された制御器を組込むことにより、以前は不可能であった多自由度の運動制御も可能となっている。

1.2.3 計算トルク制御

運動制御を含めた制御全般についてのフィードバック制御について述べたが、ロボットアームなどの運動制御については制御対象が力学法則に支配されることを利用したフィードフォワード制御手法が考案されている。この手法は計算トルク制御と呼ばれ、固定された第1関節軸から順次先端の関節軸に至るまで目標軌道と目標速度を用いて加速度を計算し、得られた加速度を用いて先端の関節軸から固定された第1関節軸に至るまで所要の関節軸トルクを計算する方法である。この手法ではロボットアームを構成する剛体リンクの慣性モーメント、質量、重心位置がわかっているならば、目標軌道に沿ってロボットアームを運動させるためのトルクが与えられるので、運動系の持つ非線形性を補償することができ、フィードフォワード制御を構成することができる。計算トルク制御をフィードバック制御

と組み合わせることでロボットアームに対して高性能な軌道追従性能を得ることができる [20, 60].

1.3 生体における運動制御

1.3.1 サイバネティックス

前節では計算機を用いて工学的に運動制御を実現するための歴史的な背景と制御手法について概観したが、ここでは現在のところ解明されている生体の運動制御について概観する。人間を含む生体は非常に多自由度の肢体を操る高度な運動制御を実現している。しかし、生体は上述のような微分方程式を導き、制御則を決定しているのではなく、学習によって運動を理解し、制御をおこなっている。その学習メカニズムはまだ完全には解明されていないが、N.Wienerは電気、機械と生体の制御メカニズムに共通性があることに着目し、これらを統一的に扱う学問としてサイバネティックスを提唱した [21]。その一例として、小脳または脊髄に損傷を受けた患者が持つ手足の痙攣を挙げ、これは機械系におけるフィードバックの異常と同様な現象であることを指摘している。生体の筋肉中には筋紡錘と呼ばれる変位センサが存在し、筋肉・筋紡錘と脊髄の間には脊髄反射弓と呼ばれるネガティブフィードバックが形成されている。したがって、フィードバック系に異常が起きると目標値からのズレを修正する機能が正常に働かず、手足に振動が発生する。すなわち、小脳や脊髄に損傷を受けた患者の持つ手足の痙攣と、先に挙げた遠心调速器の不安定振動、通信機におけるフィードバック増幅器の発振はフィードバック系の異常であり、本質的に同じ問題と考えることができる。

1.3.2 生体における運動モデルの獲得と制御

N.Wienerはフィードバックという概念を用いて機械系と生体における制御系の統一的な体系を築き上げることを目指したが、生体の制御系にはフィードバックだけでは説明できないことがある。ここではその例として、追従眼球運動と呼ばれる生体の機能について述べる。

動物は様々な姿勢、運動をしても視点をある一点に固定することができる。また、動く物体を追視することもできる。このような運動を追従眼球運動と呼ぶ。追従眼球運動はフィードバックだけでは説明することはできない。眼球には慣性があり、筋肉は強い非線形性を持つことが知られているので、フィードバックだけでは遅れが生じ、筋肉の駆動特性が未知では眼球を正確に動かすことができないからである。したがって、追従眼球運動をおこなうためには姿勢による角度の変化を打ち消し、動く物体に追従するような眼球の目標軌道を生成し、眼球の運動をこれに追従させなければならない。そのためには眼球の慣性、筋肉の非線形特性を制御系にモデルとして獲得していなければならない。設楽ら [22, 23] は、猿を使った追従眼球運動実験において眼球の角度、角速度、角加速度のそれぞれに定数をかけ、重ねあわせると小脳のプリキンエ細胞と呼ばれる神経細胞から発するパルス頻度とよく一致することを示した。すなわち、小脳から眼球の角度、角速度、角加速度を合成した信号が発生しており、小脳が眼球運動系を内部モデルとして獲得し、眼球運動系の逆システムを生成することによりフィードフォワード制御をおこなっていることを示した。また、川人らは人間の腕関節の粘弾性は腕の軌道制御をおこなうには十分ではなく、フィードバック制御だけでは説明できないことを指摘し、生体は運動系を内部モデルとして獲得し、そのモデルを用いてフィードフォワード制御をおこなっていることを主張し、これをフィードバック誤差学習と呼んでいる [24, 25]。また、運動の駆動系である筋肉そのものは非線形な特性を持っているが、中枢内に組込まれた運動時の挙動は線形であることが

知られており、小脳によるゲイン調整によって粘弾性が調整され、非線形性が補償されていると考えられている [26].

以上のように生体の運動制御系にはフィードバック制御だけではなく、学習によって得られるフィードフォワード制御が用いられており、それを実現するための運動モデルの獲得に小脳が大きく関わっていることがわかってきている。さらに生体のような多自由度の運動系は非線形であるにも関わらず、生体は随意運動を可能としており、これを実現するためには脳全体の中で複雑な情報処理が合理的になされていると考えられる。そのような複雑な処理を瞬時にこなすことができるのは脳や脊髄からなる神経系が高度に分散化されており、並列処理をおこなっているからだと考えられる。先にも述べたように、運動系では脊髄反射弓によるフィードバック系が構成されており、このフィードバック系は小脳と連絡され、それぞれが下位処理系と上位処理系としての役割を持っている。さらに、小脳は大脳やその他の情報処理器官と連絡し、様々な情報の送受信をおこない、それぞれの機能は独立な処理装置として機能している。また、それぞれの機能はさらに分散化され、神経細胞単体の処理にまで細分化されるが、それらが一斉に同時処理されるために複雑な計算を短時間でこなうことができると考えられる。

1.4 運動モデルの獲得と制御

1.4.1 適応制御

J.C.Maxwell の提案から現代制御に至るまで、工学的な運動制御手法は制御対象を線形微分方程式でモデル化し、オフラインでその係数を同定することによりフィードバック制御器を設計する手法が主流である。一方、生体は運動を試行錯誤しながらオンラインで制御系内に運動モデルを獲得することによりフィードフォワード制御をおこなう。また、工学的な現代の制御理論では高性能な計算機に逐

次処理され、その性能を発揮するのに対し、生体は処理内容を分散化・階層化し、神経細胞レベルまで細分化することにより並列処理し、運動制御を実現することを述べた。しかし、工学的な制御手法の中にも適応制御 [27, 28, 29, 31] と呼ばれる、オンラインで制御対象をモデル化しながら制御する手法がある。そこで、ここでは適応制御の概略を述べることにする。

適応制御は制御対象と参照モデル (Reference Model) と呼ばれる線形モデルを予め線形微分方程式としてモデル化しておき、参照モデルからの出力と制御対象からの出力との差をとり、その誤差が0に収束するように制御系のパラメータを修正しながら制御する手法である。パラメータの修正則には Lyapunov の安定論を用いるのが一般的であるが、Popov の超安定論を用いた手法も提案されている。運動系からの出力を参照モデルに追従させるので、モデル規範適応制御 (Model Reference Adaptive Control System, MRACS) と呼ばれる。適応制御は速度と高度が広範囲に変動する航空機の自動操縦に関連した研究が始まりとされており、制御系が変動しても、その変動に適応できるところに特長がある。

適応制御にはモデル規範適応制御の他に、生体に備わる神経ネットワーク [36] の特性をモデル化したバックプロパゲーションと呼ばれるニューラルネットワークを用いて適応制御をおこなう手法も研究されるようになった [40, 41, 42]。この手法では制御対象をニューラルネットワークに学習させるため、解析的なモデルの記述を必要としないこと、制御対象を線形系に限定しないことに利便性がある。初期のニューラルネットワークを用いた適応制御は、制御対象をオフラインで学習させるものであった [43]。その後、オンラインで制御対象をモデル化しながら制御するニューロ適応制御も試みられた [44, 45]。また、モデル規範適応制御とニューロ制御を融合することにより、オンラインで学習しながら制御対象をモデル化し、ニューラルネットワークに制御させる手法も考案されている。

1.4.2 非線形適応制御

一般に運動系は非線形微分方程式として記述され、自由度が増すほどに複雑となり、正確なモデル化すら困難となる。また、単純な非線形系であっても線形近似によって得られる線形系とは非常に異なる挙動を示すことがわかってきており、線形制御則では非線形系を十分に制御できないことが認識されつつある。そのような問題の例として、リンク機構などの複数の剛体からなる運動系において、非駆動軸を有する場合の非ホロノミックシステムの制御 [50, 51, 53], パラメータが大きく変動する場合、それに合わせてゲインを調整するゲインスケジューリング [56], 非線形性を変数変換により線形化する厳密な線形化 [57] などの手法が提案されている。

適応制御においては制御対象を線形微分方程式として表現するため、運動系のような非線形系では十分な制御性能を得ることはできない。しかし、非線形パラメータが運動方程式に対して線形であることを用いた非線形適応制御 [59], 非線形性を基底関数ネットワークとして表現し、モデル化する非線形適応制御 [63] が考案されている。基底関数ネットワークとは単純な形状を持つ関数からの出力に荷重をかけて足し合わせることによって非線形性などの関数形状を近似表現するものであり、基底関数としてガウス関数を用いるガウシアン動径基底関数 (Gaussian Radial Basis Network Function, GRBF) ネットワークがよく用いられる。基底関数の荷重を制御対象である運動系からの出力と参照モデルからの出力との誤差を用いて修正することにより荷重を修正し、制御対象と参照モデルを一致させる。荷重の修正則の導出には Lyapunov の安定論を用いたものが一般的である。この手法ではニューラルネットワークでは困難であった運動系を含むオンラインのモデル化が容易である。

また、ロボットアームの制御では、計算トルク制御と適応制御を組み合わせた手法も考案されており、ロボットアームを構成する剛体リンクのパラメータの一

部が未知であってもオンラインで同定しながら軌道追従を達成する手法が考案されている [60]. この手法では計算トルク制御によって非線形性が補償されるので、フィードバック制御だけでは得られない軌道追従性能が得られ、さらにパラメータが同定されることによって軌道追従性能が向上する特徴を持つ。

1.4.3 工学的な運動モデルの獲得と制御の提案

以上では、フィードバック制御に基づく工学的運動制御と生体による運動制御の実現過程には大きな違いがあることを述べた。特に生体では運動モデルを獲得することによって追従眼球運動などの軌道追従制御を実現していることを述べたが、それ以外にも運動モデルを獲得することは、運動における消費エネルギーを節約することにも効果がある。すなわち、運動系の持つ慣性力と運動体に作用する重力によって生じる固有運動を利用することによって、運動を持続させるエネルギーを最小化することが可能である。これを実現するためには慣性モデルと重力モデルを内部モデルとして保持しておき、これに基づいて関節角軌道または関節トルクを生成する必要がある。このような例として人間が平坦な道を長時間歩行できるのは肢体の持つ固有運動を巧妙に利用していることが指摘されており [61], これも生体の運動モデル獲得と制御の例証と言える。

一方、工学的にも制御系内のパラメータを修正することによって出力を目標軌道に追従させる適応制御が提案されていることについて述べ、運動系などの非線形系に対しても適用可能な非線形適応制御やニューラルネットワークを用いた適応制御について述べた。しかし、これらの手法は運動系のモデルを獲得する所までには至っておらず、慣性力と重力の関係を正確に反映したモデル化ができるとは限らない。ここでは、これまでの手法の問題点を抽出し、これらの問題点を解決するための方法として、工学的に運動モデルの獲得と制御をおこなう方法が有効であることを考察し、本研究の工学的な利点と役割について述べる。

線形近似モデルによるフィードバック制御では、制御対象となる運動系を同定実験により集中定数系線形微分方程式とてモデル化し、制御則を決定する。この手法では同定されたモデルの精度が制御性能を左右し、稼動中に何らかの理由で運動系が変動した場合、同定実験をやり直す必要がある。 H_∞ 制御を用いれば、ある許容範囲においてモデルの変動を許容し、制御性能を維持することができるが、運動モデルが常に許容範囲に納まる保証はない [68]。また、運動系が位置や回転角などの変位に応じて変動する場合、それらをモデル化誤差として取り扱うだけでは軌道追従制御などをおこなう場合、十分な制御性能が確保されないことが懸念される。

ニューラルネットワークは運動系を含まない静的な信号処理系に対して定式化されている。たとえば、階層型ニューラルネットワークとして代表的なバックプロパゲーションでは、ニューラルネットワークからの出力信号を直接教師信号と比較し、その誤差を用いてニューラルネットワークのパラメータを修正するアルゴリズムとなっている。しかし、ニューラルネットワークを制御器として用いる場合、ニューラルネットワークからの出力は運動系への入力となり、運動系からの出力と教師信号である目標軌道との差、すなわち出力誤差を用いてニューラルネットワークのパラメータを調整する学習則を得なければならない。したがって、出力誤差を逆伝播させてニューラルネットワークのパラメータを修正するためには運動系の逆入出力関係を導く必要がある。しかし、制御対象が線形でないか、または未知である場合には学習則の導出は困難である。また、このようにして制御対象がニューラルネットワークに陰にモデル化されても運動系の力学的な構造がニューラルネットワークに反映されず、運動系の特性を生かした制御を実現することは期待できない。さらに、学習には数万回を要し、多くの時間がかかるという問題がある。

適応制御においても、運動制御での強い非線形性に対処するために非線形モデ

ルを取り扱う非線形適応制御や、計算トルク制御と組み合わせた手法が提案されているが、これらの手法は慣性パラメータをオンラインで同定するために運動加速度を計測する必要が生じる。運動加速度を計測するためには変位・角度を計測するセンサ以外に加速度センサを用いるか、変位・角度を数値微分して求める必要がある。数値微分で求める場合、変位・角度に対して2階微分を実行すると誤差が極度に増大するという問題が生じる。また、適応制御により得られた非線形性が必ずしも運動系の力学的な構造を反映しているとは限らず、運動モデルに力学的な構造が反映されないと、運動系固有の運動、すなわち慣性力と重力の関係を利用した効率的な制御が期待できない。ニューラルネットワーク、適応制御などの手法は数値実験において検証されたものが多く、実際の運動系に適用した研究は少ない [64, 65, 66]。さらに、これらの手法は運動系の自由度の増大に伴う計算量の増大に対しては、高性能な計算機をもって対処することが前提となり、自由度の大きな運動系に対しては高額な費用が伴う。さらに、これらの手法は互いの長所を融合させて、より高い制御性能を実現するための研究はほとんどなされていない。

そこで、本研究では生体と同様にオンラインで短時間に運動系のモデルを制御系内に構成し、制御する手法を提案する。すなわち、運動系に含まれる非線形性が慣性行列、重力ベクトルなどの力学構造を持つことに着目し、基底関数ネットワークとしてこれらを表現し、制御する手法を提案する。本研究では、これを基底関数ネットワークによる非線形性のモデル化と呼び、運動系に含まれる慣性行列、重力ベクトル、駆動力特性などを基底関数ネットワークとして表現し、制御系内に運動系が有する力学構造を反映する制御対象のモデルを構成することをモデル獲得と呼ぶ。また、運動系のモデル獲得を行いながら制御をおこなうことを運動学習と呼ぶ。獲得されるモデルは運動系の力学的な構造を反映しており、獲得された慣性力モデルと重力モデルを利用したフィードフォワード制御が可能となる。

また、本研究ではモデル獲得による制御と現代制御の手法を融合することで、より高性能な運動制御を実現することが可能となる。

さらに、本研究で提案する手法では、ハード面において次の特徴を持ち、安価に実現することが可能である。すなわち、1) フィードバック系と運動学習系を分散化し、それぞれの処理系は独立に並列処理される。2) 分散化されたフィードバック系と運動学習系をそれぞれ下位と上位に階層化し、上位運動学習系からの指令によって下位フィードバック系のパラメータなどを調整し、制御系を効率的に構成できる。運動自由度が多くなることによって処理内容が複雑になっても処理系を分散化および階層化することにより、計算機にかかる負担を軽減することができる。計算機の処理能力の過負荷を回避することができる。

次節では具体的な運動モデルに対して運動モデルの獲得と制御を適用することについて述べる。

1.4.4 本論文の構成

以上では、現代の工学的な制御手法に至るまでの歴史的な背景を概観した。また、工学的な運動制御と生体の運動制御を比較し、両者の違いを明らかにした。さらに、適応制御などのようにオンラインで制御対象をモデル化し、制御する手法も工学的に研究されていることを紹介し、本研究で提案する運動系のモデルを獲得し制御する手法と、その役割について述べた。以下では、各章ごとに本論文の構成を述べることにより、本研究の概略を述べる。

まず、第2章では1自由度剛体運動系に対する手法を提案する。1自由度剛体運動系として金属性の剛体を一方向対して2個1組の電磁石で正向きと負向きに吸引することにより剛体の軌道を制御する問題を取り扱う。この問題では、電磁力が強い非線形性を持つため駆動特性が非線形となりフィードバック制御だけでは安定性と十分な応答性が保証されず、正向と負向に吸引する2個の電磁石の特性

の違いによってバイアス力が発生するので、フィードバック制御だけでは軌道追従誤差が生じる。これらの問題を解決するため、1) 駆動特性とバイアス力を基底関数ネットワークにより表現し、モデルとして獲得するための学習則と、2) 基底関数ネットワークにより表現された駆動特性モデルとバイアス力モデルを用いたフィードバックゲイン調整則とバイアス力補正入力調整則を与える。また、磁気浮上系での1自由度運動系において軌道追従制御実験をおこない、提案する手法の有効性を確認する。

第3章では単一の剛体からなる多自由度運動系に対する手法を提案する。多自由度運動系として、平面内で剛体を軌道制御する磁気浮上系を取り扱う。この運動系では x, y 軸の並進運動と z 軸回りの回転運動の3自由度運動となる。この場合、正向きと不向きに吸引する2個1組の電磁石が3組必要となる。ここでは x 方向に2組、 y 方向に1組配置し、 x 方向の2組の電磁石で x 方向の並進運動と回転運動を制御し、 y 方向の1組の電磁石で y 方向の並進運動を制御する。この運動系では x 方向の2組の電磁石により x 方向の並進運動行おうとすると、剛体の重心まわりの力のバランスがとれないと回転運動が発生する。また、 y 方向についても力の作用線と剛体の重心位置のずれによって回転運動が発生する。したがって、回転運動の伴わない並進運動をおこなうためには、剛体の重心位置を同定し、重心まわりの回転モーメントを打ち消す必要がある。したがって、平面内で剛体を軌道制御する磁気浮上系では電磁石の駆動特性と慣性モーメント、重心位置を知る必要がある。そこで、1) 慣性モーメントと重心位置からなる慣性パラメータを推定し、駆動特性とバイアス力を基底関数ネットワークとして表現し、獲得するための学習則、2) 基底関数ネットワークにより表現された駆動特性モデルとバイアス力モデルを用いたフィードバックゲイン調整則とバイアス力補正入力の調整則、3) 逆システムを構成するための慣性行列調整則を与える。また、平面内で剛体を軌道制御する磁気浮上系において軌道追従制御実験を行い、提案する手法の有効性

を確認する。

第4章では複数の剛体からなる運動系に対する手法を提案する。ここでは、ダイレクト駆動2自由度リンク運動系を取り扱う。この運動系では、リンクの姿勢による慣性モーメントの変化、リンク同士の干渉、コリオリ力の他に、逆起電力による抵抗と回転軸における粘性摩擦、回転軸における乾性摩擦などの外力が存在し、減速機構を備えたものと同程度の軌道制御性能を得ることは困難となる。そこで、これらの問題を解決するため、1) 慣性行列のモデル化に必要なパラメータを解析的に確定し、駆動特性行列、粘性摩擦力、動摩擦力、重力を基底関数ネットワークとしてモデル獲得するための学習則、2) 獲得した駆動特性モデルを用いたフィードバックゲインとコリオリ力、粘性摩擦力、動摩擦力、重力の基底関数ネットワークモデルを用いた外力補正入力の調整則、3) 逆システムを構成するための慣性行列調整則、を提案する。また、ダイレクト駆動2自由度リンク運動系における軌道追従制御実験により本章で提案する手法の有効性を確認する。

第5章では提案する手法と H_∞ 制御を融合し、軌道追従精度の向上を図る。本章では慣性行列に含まれる慣性モーメントの推定と、粘性摩擦力、重力を基底関数によりモデル化する。しかし、クーロン摩擦力は外乱としてモデル化せず、これらを非モデル化力と呼び、モデル化誤差と非モデル化力を合わせたものをモデル獲得誤差と呼ぶ。軌道誤差を小さくするために運動学習を継続すると、モデル獲得誤差が蓄積されて制御系が不安定になる。これを避けるために運動学習を打ち切ると、それ以上軌道追従性能を向上させることができなくなる。そこで、 H_∞ 制御を融合することで運動学習を打ち切った後にモデル獲得誤差の影響を抑制し、軌道追従性能を向上させることを提案する。本章では、まず、ダイレクト駆動2自由度リンク運動系において運動モデルが制御系内に獲得されることを数値実験において確認する。次に、軌道追従制御実験において H_∞ 制御を組み合わせることにより高い軌道追従性能が得られることを確認する。

第6章では基底関数ネットワークにより、慣性モーメント、コリオリ力を含むすべてのモデルを獲得させる手法により、より多自由度の運動系に適用可能となることを示す。前章までの手法では、運動学習則を導くためにあらかじめ解析的に運動方程式を記述しておき、慣性行列とコリオリ力ベクトルの構造を確定し、推定すべきパラメータを決定しなければならない。したがって、制御する運動系が変わるごとに運動学習則を変更しなければならない。しかし、この方法では運動系が多自由度になると運動方程式に含まれる慣性行列、コリオリ力ベクトルの導出が非常に困難となる。そこで、基底関数ネットワークを用いて慣性行列を表現し、運動学習則を与えておけば、その後運動系に変更があっても運動自由度と幾何学的構造が同じならば運動方程式を導出をしない必要がない手法を提案する。本章では、2種類のダイレクト駆動2自由度リンク運動系において軌道追従実験を行い、提案する手法の有効性を確認する。

第7章では応用として、サウンドサーボシステムについて述べる。サウンドサーボシステムとは音源の方向にマイクを追従させるシステムである。本章では、サウンドサーボを実現するための方法と音源追従実験をおこなった結果を示し、有効性について確認する。

第8章では第2章から第7章までの本研究における成果を総括し、本研究の意義を明確にする。

第2章 1 自由度剛体運動系のモデル 獲得と制御

2.1 はじめに

電磁力を用いて精密な運動制御をおこなう場合、電磁力の持つ非線形性が問題となり、従来の線形制御理論では満足な制御性能を達成することができない。たとえば、本研究で扱う磁気浮上位置決め機構では、電磁石の持つ強い非線形性により、広範囲での安定性と位置決め精度を確保することが困難となる [13]。そのため、所定の位置決め性能を達成するためには、非線形性を考慮した運動制御が必要となる。

非線形性を考慮した制御方法に座標変換による厳密な線形化 [57] があるが、制御をおこなう前に電磁石の非線形性の同定実験をおこなう必要がある。また、電磁石の特性は常に一定ではなく、発熱などにより特性が変化し、同定したパラメータでは軌道追従精度を維持することが困難となる。一方、適応制御では目標軌道との追従誤差を常に検出しながら、その誤差をゼロにするようにモデルを獲得すると同時に制御をおこなうことができるため、同定実験などを必要とせず、特性の変化に対応することもできる [33, 34, 62]。最近の研究では、強い非線形性をネットワークに獲得させる方法が提案されている。この方法ではネットワークの結合強度を決定する学習則が制御性能を決定する。Sanner ら [63] は、ガウシアン基底関数により構成されるネットワークに非線形性を獲得させる学習則を Lyapunov の安定論に基づいて導いた。また、Hao ら [65, 66] は、同様な手法を磁気浮上系に適

用し、強い非線形性を有する制御対象に対して優れた追従性能を達成できることを示した。しかし、これまでの手法では、一つの処理装置を用いてすべての処理をおこなうことを前提としているため、運動系の自由度が増すことによる処理装置の負担が増大し、その処理性能に強く依存することになる。

本研究では非線形性を有する運動系に対して、非線形モデルを獲得し、同時に制御する手法を提案する。この手法では 1) 電磁力などの非線形性を有する不安定な運動系に対して、安定化するためのフィードバック系を構成し、そのフィードバックゲインを獲得した非線形モデルを用いて調整することにより運動系を線形化する。フィードバックゲイン調整に必要な非線形モデルはネットワークに獲得され、その結合強度は Popov の超安定論を用いて容易に導くことができる。2) 未知の非線形な運動系を既知の線形な運動系に帰着させることができるので、その逆動力学を構成することにより、目標軌道と出力軌道を一致させることができる。3) フィードバック系と調整系を別々の処理装置に分散して構成することができるので、運動系の自由度が増しても、自由度の数に応じてフィードバック系を構成することができる。すなわち、自由度が増すことによって生じる処理装置の負担の増加を避けることができる。また、本研究では磁気浮上位置決め機構において目標軌道追従実験をおこない、高速かつ高精度な軌道追従性能を示す。この結果、運動系の持つ未知の非線形性がネットワークに精度良く獲得されると同時にフィードバックゲインが良好に調整されることを示す。

2.2 非線形制御系の定式化

電磁石の吸引により正負の向きにテーブルを移動させるため、Fig.2.1 に示す 2 個 1 組の電磁石で吸引し合う問題を非線形制御系として定式化する。まず、電磁石の駆動特性を次式で表す。

$$f_{MG} = k_P(y)i_p^2 - k_N(y)i_N^2 \quad (2.1)$$

ここに、 f_{MG} は電磁石の駆動力、 y は物体の位置、 $k_P(y), k_N(y)$ は電磁石の非線形性を表す関数であり、ギャップの自乗に反比例する関数としてしばしば表現される。 i_P, i_N はそれぞれの電磁石を駆動する電流である。電磁石のコイルインダクタンスと抵抗によって決まる時定数は運動系の時定数よりも十分小さく、コイルインダクタンスの影響を無視できる。したがって、電磁石駆動電流と電磁石の端子電圧 v_P, v_N の関係はオームの法則により次式となる。

$$i_P = \frac{v_P}{R_P} \quad (2.2)$$

$$i_N = \frac{v_N}{R_N} \quad (2.3)$$

ここに、 R_P, R_N はそれぞれ正負の電磁石の抵抗である。次に電磁石の端子電圧を次式で与える。

$$v_P = a_{AMP} \sqrt{v_B + v} \quad (2.4)$$

$$v_N = a_{AMP} \sqrt{v_B - v} \quad (2.5)$$

ここに、 v はコントローラの制御出力、すなわち電磁石への制御信号、 v_B は制御出力に対するバイアス電圧である。 a_{AMP} は電磁石を駆動するアンプの増幅率であ

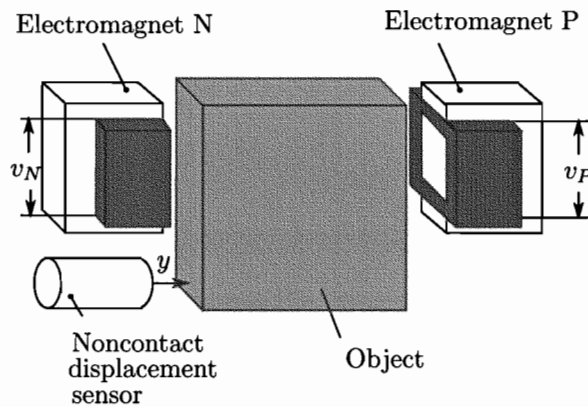


Fig. 2.1 A motion system using electromagnetic force

る．式(2.1)に式(2.2)~(2.5)を代入することにより

$$f_{MG} = k(y)v + f_D(y) \quad (2.6)$$

となる．ここに，

$$k(y) = a_{AMP}^2 \left(\frac{k_P(y)}{R_P^2} + \frac{k_N(y)}{R_N^2} \right) \quad (2.7)$$

$$f_D(y) = v_B a_{AMP}^2 \left(\frac{k_P(y)}{R_P^2} - \frac{k_N(y)}{R_N^2} \right) \quad (2.8)$$

である．式(2.8)を見ると， v_B が f_D の要因となっているが， $v_B = 0$ とすると，正負の電磁石が別々に作用するので，式(2.9)のような一つの運動方程式で運動系を表現することができない．また，平衡位置での支持剛性がゼロになり，平衡位置で不安定になってしまうという問題が発生する．以上の理由により $v_B > 0$ でなければならず，式(2.4)，(2.5)の根号内为正となるためには $v_B > \max |v|$ となる．

駆動力(2.6)を用いると，運動方程式は

$$m\ddot{y} = k(y)v + f_D(y) \quad (2.9)$$

となる．ここに， m は物体の質量である．

運動方程式(2.9)に対し，物体の運動系を安定化するためのフィードバック則を次式で与える．

$$v = -K_D \dot{y} - K_P(y - u + u_B) \quad (2.10)$$

ここに， K_P, K_D はそれぞれ比例ゲイン，微分ゲイン， u は運動系への入力， u_B は f_D を相殺するためのバイアス入力である．式(2.9)に式(2.10)を代入することにより，未知の非線形特性を含む運動制御系

$$\begin{aligned} m\ddot{y} + K_D k(y)\dot{y} + K_P k(y)(y - u) \\ = f_D(y) - K_P k(y)u_B \end{aligned} \quad (2.11)$$

が構成される。これに対し、

$$K_D = \frac{a}{k(y)} \quad (2.12)$$

$$K_P = \frac{b}{k(y)} \quad (2.13)$$

$$u_B = \frac{f_D(y)}{b} \quad (2.14)$$

となるようにフィードバックゲインを調整することができれば、この制御系は次の線形系に帰着できる。

$$m\ddot{y} + a\dot{y} + b(y - u) = 0 \quad (2.15)$$

ここに、 a, b は実定数であり、式(2.15)が安定となるように選ぶ。さらにこの線形系に対して逆動力学

$$u = \frac{1}{b}(m\ddot{y}_M + a\dot{y}_M + by_M) \quad (2.16)$$

を与える。ここに、 y_M は目標軌道である。式(2.12)~(2.14)のフィードバックゲイン調整ができれば、運動系(2.15)と逆動力学系(2.16)が相殺し、目標軌道 y_M と物体の運動軌道 y は一致する。しかし、 $k(y), f_D(y)$ が未知であるため、このままでは実現することはできない。そこで、次に $k(y), f_D(y)$ をモデルとして獲得し、フィードバックゲイン調整をおこなう手法について述べる。

2.3 非線形モデルの獲得による適応制御

2.3.1 ゲイン調整則と非線形性のモデル化

目標軌道 y_M と運動軌道 y の誤差システムを導き、適応制御をおこなうためのフィードバックゲイン調整則を与える。まず、式(2.11)を次式のように変形する。

$$\begin{aligned} m\ddot{y} + a\dot{y} + b(y - u) &= (a - K_D k(y))\dot{y} \\ &\quad + (b - K_P k(y))(y - u) \\ &\quad + (f_D(y) - K_P k(y)u_B) \end{aligned} \quad (2.17)$$

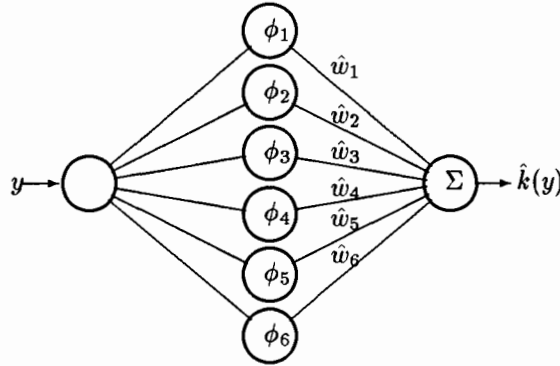


Fig. 2.2 Basis function network for nonlinear model

式 (2.16) を式 (2.17) に代入し，軌道追従誤差を

$$e = y_M - y \quad (2.18)$$

とおくことにより，

$$\begin{aligned} m\ddot{e} + a\dot{e} + be &= -(a - K_D k(y))\dot{y} \\ &\quad - (b - K_P k(y))(y - u) \\ &\quad - (f_D(y) - K_P k(y)u_B) \end{aligned} \quad (2.19)$$

が得られる．ここで， $k(y)$ ， $f_D(y)$ は未知関数であるので，その推定関数をそれぞれ $\hat{k}(y)$ ， $\hat{f}_D(y)$ とし制御系内に獲得する．獲得した非線形性を用いて K_D, K_P, u_B の調整則を次式で与える．

$$K_D = \frac{a}{\hat{k}(y)} \quad (2.20)$$

$$K_P = \frac{b}{\hat{k}(y)} \quad (2.21)$$

$$u_B = \frac{\hat{f}_D(y)}{b} \quad (2.22)$$

式 (2.19) に式 (2.20)~(2.22) を代入すると，

$$m\ddot{e} + a\dot{e} + be = \tilde{k}(y)v_{FB} + \tilde{f}_D(y) \quad (2.23)$$

ここに,

$$v_{FB} = -\frac{ay + b(y - u) + \hat{f}_D(y)}{\hat{k}(y)} \quad (2.24)$$

$$\tilde{k}(y) = \hat{k}(y) - k(y) \quad (2.25)$$

$$\tilde{f}_D(y) = \hat{f}_D(y) - f_D(y) \quad (2.26)$$

$k(y)$ と $f_D(y)$ は未知であるが, 制御系にモデルを獲得するためには何らかの表現をしなければならない. ここでは n 個の基底関数 $\phi_i(y)$ ($i = 1 \dots n$) を用いてこれらの非線形性を次のように表現する.

$$k(y) = \sum_{i=1}^n w_i^K \phi_i(y) \quad (2.27)$$

$$f_D(y) = \sum_{i=1}^n w_i^D \phi_i(y) \quad (2.28)$$

ここに w_i^K , w_i^D はそれぞれ $k(y)$, $f_D(y)$ の基底関数の重みである. このような級数表現は Fig.2.2 に示すようなネットワークとして表現することができる. このとき, 基底関数と重みはそれぞれネットワークのユニットと結合強度に相当する. 式 (2.23) に式 (2.27), (2.28) を代入して整理すると,

$$m\ddot{e} + a\dot{e} + be = -r \quad (2.29)$$

となる. ここに,

$$r = \sum_{i=1}^n \tilde{w}_i^K \phi_i(y) v_{FB} - \sum_{i=1}^n \tilde{w}_i^D \phi_i(y) \quad (2.30)$$

$$\tilde{w}_i^K(t) = \hat{w}_i^K(t) - w_i^K \quad (2.31)$$

$$\tilde{w}_i^D(t) = \hat{w}_i^D(t) - w_i^D \quad (2.32)$$

である.

2.3.2 モデル獲得のための重み学習則

Popovの超安定論に基づくLandauの適応制御手法 [27] に従って, 重み \hat{w}_i^K, \hat{w}_i^D の学習則を導く. まず, 拡張誤差を

$$\varepsilon = e + c\dot{e} \quad (2.33)$$

とおくと, 式 (2.30) と式 (2.33) に対して, 次の積分不等式 (Popov の積分不等式)

$$\eta(0, t) \equiv \int_0^t \varepsilon r dt \geq -\gamma^2 \quad (2.34)$$

が成立し, かつ伝達関数

$$G(s) = \frac{cs + 1}{ms^2 + as + b} \quad (2.35)$$

が強正実であれば, 式 (2.29) は漸近安定となる. すなわち, 運動軌道 y は目標軌道 y_M に漸近的に一致する. ここに, c は定数, γ は t に依存しない有限な定数である. また, 伝達関数 (2.35) が強正実であるための条件は,

$$c > \frac{m}{a} \quad (2.36)$$

である. ここで, 式 (2.30) を不等式 (2.34) に代入して得られる次の不等式が成立すれば, 式 (2.34) は成立する.

$$-\int_0^t \tilde{w}_i^K \varepsilon \phi_i(y) v_{FB} dt \geq -(\gamma_i^K)^2 \quad (2.37)$$

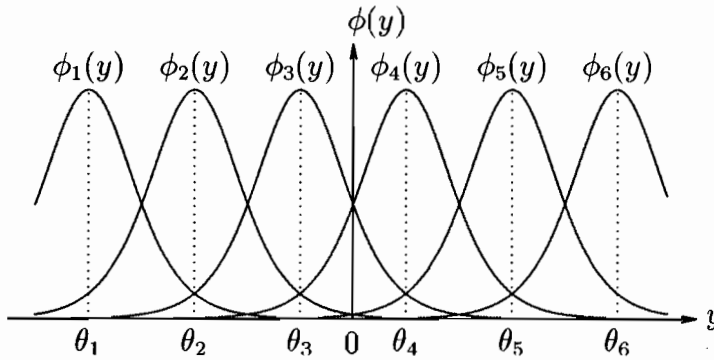


Fig. 2.3 Shapes and locations of basis functions($n = 6$)

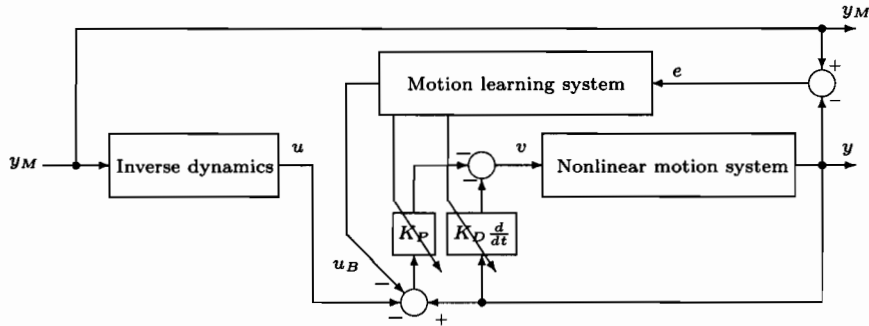


Fig. 2.4 Schematic of the proposed control method for nonlinear motion systems

$$-\int_0^t \tilde{w}_i^D \varepsilon \phi_i(y) dt \geq -(\gamma_i^D)^2 \quad (2.38)$$

ここに、 γ_i^K, γ_i^D は t に依存しない有限な定数である。ここで重みの学習則を次の系として与える。

系 1

$$\dot{w}_i^K(t) = -\alpha \varepsilon \phi_i(y) v_{FB} \quad (2.39)$$

$$\dot{w}_i^D(t) = -\beta \varepsilon \phi_i(y) \quad (2.40)$$

とおくと、不等式 (2.37), (2.38) が成立する。ここに、 α, β は正の定数である。

[証明]

式 (2.37), (2.38) を証明することにより、式 (2.34) が成立することを示す。

$$\begin{aligned} \text{式 (2.37) の左辺} &= \frac{1}{\alpha} \int_0^t \tilde{w}_i^K \dot{w}_i^K dt \\ &= \frac{1}{2\alpha} \int_0^t \frac{d}{dt} (\tilde{w}_i^K)^2 dt \\ &= \frac{1}{2\alpha} [\{\tilde{w}_i^K(t)\}^2 - \{\tilde{w}_i^K(0)\}^2] \\ &\geq -\frac{1}{2\alpha} \{\tilde{w}_i^K(0)\}^2 \equiv -(\gamma_i^K)^2 \end{aligned} \quad (2.41)$$

同様に

$$\text{式 (2.38) の左辺} = \frac{1}{\beta} \int_0^t \tilde{w}_i^D \dot{w}_i^D dt$$

$$\geq -\frac{1}{2\beta}\{\tilde{w}_i^D(0)\}^2 \equiv -(\gamma_i^D)^2 \quad (2.42)$$

[証明終わり]

系の学習則と強正実条件 (2.36) により式 (2.29) は漸近安定となり、

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{w}_i^K(t) = w_i^K \quad (2.43)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{w}_i^D(t) = w_i^D \quad (2.44)$$

となる。ここで、

$$\phi_i(y) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma(y-\theta_i)}} \left\{ 1 - \frac{1}{1 + e^{-\sigma(y-\theta_i)}} \right\} \quad (2.45)$$

とする。Fig.2.3 に $\phi_i(y)$ の形状と配置を示す。 $\phi_i(y)$ は中心値 θ_i において最大値をとり、他は0になるような関数となっている。中心値 θ_i を適当な間隔をおいて $\phi_i(y)$ を配置し、結合することによって非線形性を表現することができる。学習則 (2.39), (2.40) はこの基底関数を含んでいるので、入力 y が中心値 θ_i の近傍に来たとき基底関数 $\phi_i(y)$ の値が増大してそのネットワークの持つ重みを強化し、対象の持つ特性を獲得するが、それ以外では学習がおこなわれない。これはニューラルネットワークにおいて、シナプス荷重はニューロンが発火するときに増大するという Hebb の学習仮説 [36] と同様な性質を与える。

Fig.2.4 に提案する適応制御手法のブロック図を示す。このブロック図はフィードバック系、運動学習系、逆動力学系の3つの系から成り立っている。フィードバック系は不安定な運動系を安定化し、運動学習系は運動系のモデル獲得とフィードバックゲイン調整をおこない、非線形な運動系を線形化する。運動学習系は線形化された運動系と相殺し、その結果、運動軌道 y は目標軌道 y_M に一致する。

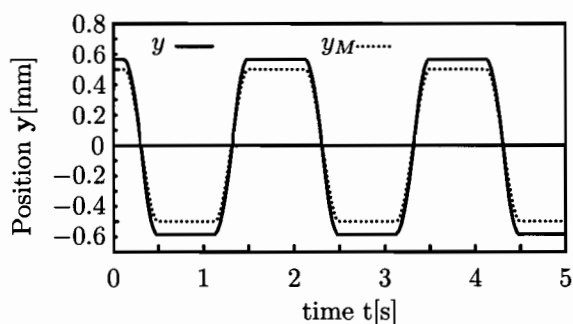


Fig. 2.5 Tracking trajectory before motion learning

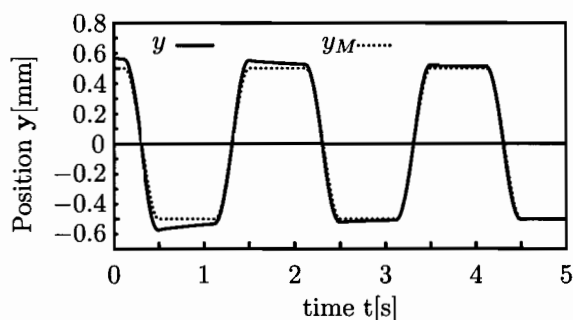


Fig. 2.6 Tracking trajectory during motion learning

2.4 数値実験によるモデル獲得の確認

2.4.1 数値実験の方法

ここでは、提案する手法により運動系のモデルが獲得されることを数値実験で確認する。数値実験では全てのパラメータを設定することができるので、本手法で獲得されたモデルと比較することが可能である。まず、数値実験をおこなうために式 (2.11) を離散化する。式 (2.11) の中にある $k(y)$, $f_D(y)$ の設定については次節で述べる。サンプリング時間を T_s 、時間 $t = kT_s$ (k は非負の整数) における運動軌道ベクトル $\mathbf{y} = \mathbf{y}[k]$ 、速度 $\dot{\mathbf{y}} = \dot{\mathbf{y}}[k]$ とし、以下の手順で数値実験をおこなう。

Step1 運動軌道の初期値ベクトル $\mathbf{y}[0] = \mathbf{y}_0$ (フィードバックによる粘弾性とバイアスカが平衡する位置)、速度の初期値ベクトル $\dot{\mathbf{y}}[0] = \mathbf{0}$, $k = 0$ とする。

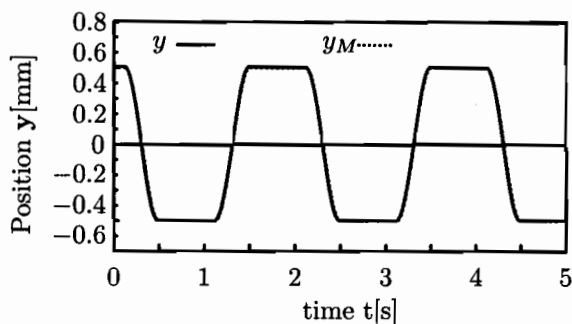


Fig. 2.7 Tracking trajectory after motion learning

Step2 式 (2.11) に運動軌道ベクトル $\mathbf{y} = \mathbf{y}[k]$, 速度ベクトル $\dot{\mathbf{y}} = \dot{\mathbf{y}}[k]$ を代入して
 加速度ベクトル $\ddot{\mathbf{y}}[k] = \ddot{\mathbf{y}}$ を求める。

Step3 次式により, 加速度ベクトル $\ddot{\mathbf{y}}[k]$ から次の時間ステップの運動軌道ベクトル $\mathbf{y}[k+1]$, 速度ベクトル $\dot{\mathbf{y}}[k+1]$ を計算する。

$$\dot{\mathbf{y}}[k+1] = \dot{\mathbf{y}}[k] + \ddot{\mathbf{y}}[k]T_s \quad (2.46)$$

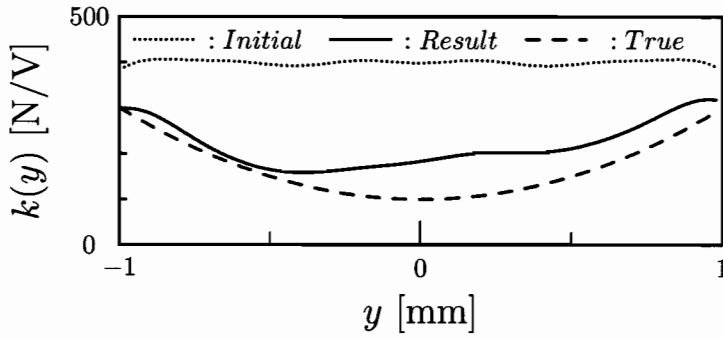
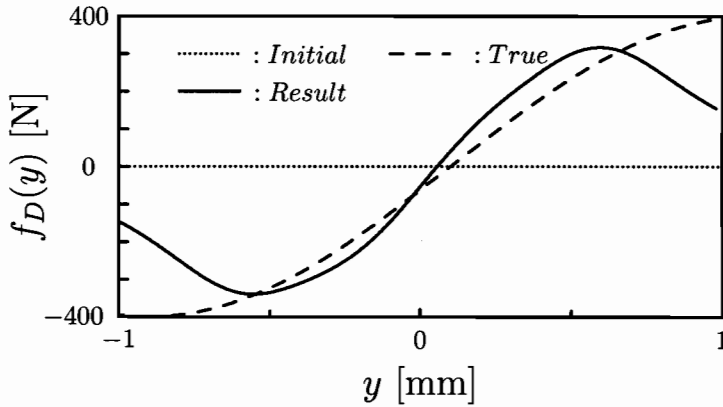
$$\mathbf{y}[k+1] = \mathbf{y}[k] + \dot{\mathbf{y}}[k]T_s + \frac{1}{2}\ddot{\mathbf{y}}[k]T_s^2 \quad (2.47)$$

Step4 Step2, Step3 を繰り返し, k が目標軌道数列の最後に達したら, 計算を終了する。

2.4.2 数値実験条件の設定

以下に定数などの数値実験条件の設定をおこなう。式 (2.1) において通常 $k_P(y) = c_P/(d_P - y)$, $k_N(y) = c_N/(d_N - y)$ として定式化される。ここに, c_P , c_N , d_P , d_N は定数である。このように定式すると $k(y)$ は下に凸な関数となり, $f_D(y)$ は負から正に変化する単調増加関数となる。しかし, これらの関数は両端で特異点を持つので, この数値実験では電磁石の駆動特性 $k(y)$ とバイアス力 $f_D(y)$ を次式で設定する。

$$k(y) = 400(1 + 2y^2) \quad (2.48)$$

Fig. 2.8 Result of obtaining $k(y)$ Fig. 2.9 Result of obtaining $f_D(y)$

$$f_D(y) = 400 \sin \frac{\pi}{2}(y - 0.1) \quad (2.49)$$

y の範囲は $L[-1, +1][\text{mm}]$ とする。電磁石の非線形性を近似するための基底関数 ϕ_i の個数 $n=6$, $a = 2.5 \times 10^2$, $b = 1.0 \times 10^4$, $c = 7.5 \times 10^{-2}$, 学習係数 $\alpha = 1.0 \times 10^3$, $\beta = 2.0 \times 10^4$ としている。基底関数の広がりを決める係数 $\sigma = 6.0$, 中心値 $[\theta_1 \cdots \theta_6] = [-1.0 \quad -0.6 \quad -0.2 \quad 0.2 \quad 0.6 \quad 1.0]$ とする。これらの数値は関数近似をおこなうのに適当であることを予め数値的に確認してある。重みの初期値は区間 L において $k(y) = 400$, $f_D(y) = 0$ となるようにそれぞれ $[\hat{w}_1^K \cdots \hat{w}_1^K] = [306 \quad 225 \quad 243 \quad 243 \quad 225 \quad 306]$, $[\hat{w}_1^D \cdots \hat{w}_6^D] = [0 \cdots 0]$ と設定している。

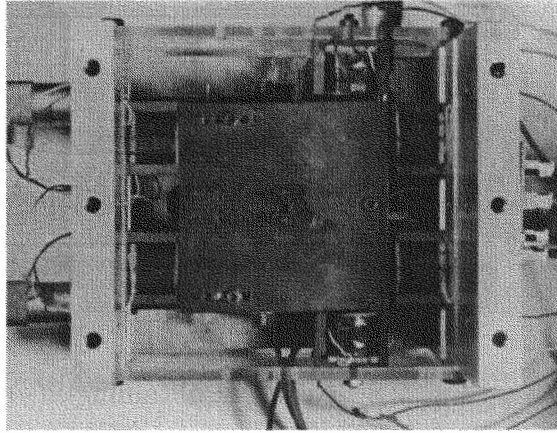


Fig. 2.10 Picture of apparatus

2.4.3 数値実験結果

まず、数値実験における軌道追従結果を図2.5~2.7に示す。図2.5は運動学習前の運動軌道を示しており、バイアス力によって運動軌道が目標軌道からずれており、これを補正しなければ満足な軌道追従性能が得られないことを示している。図2.6は運動学習中の運動軌道を示しており、運動学習により軌道追従性能が改善されていく様子が見える。図2.7は運動学習後の運動軌道を示しており、目標軌道と一致していることから、運動学習によってバイアス力が補正され、応答性が改善されることによって軌道追従性能が向上したことを示している。図2.8と図2.9はそれぞれ運動学習後の駆動特性モデル $\hat{k}(y)$ とバイアス力モデル $\hat{f}_D(y)$ を実線で示している。運動学習前の点線で示す初期設定から数値実験で設定した鎖線で示す $k(y)$, $f_D(y)$ に近接しており、運動学習によって運動系に含まれる非線形性が獲得されることが確認できる。

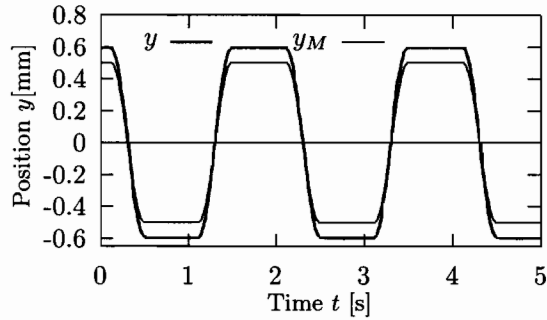


Fig. 2.11 Response before motion learning

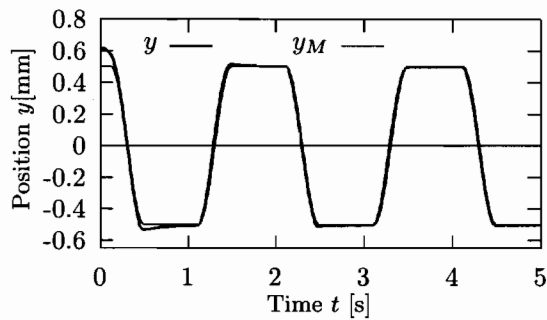


Fig. 2.12 Response during motion learning

2.5 磁気浮上系での軌道追従実験

2.5.1 実験装置の概要

未知の非線形性を持つ磁気浮上位置決め機構に対して本手法を適用する実験をおこなう。実験装置は、Fig.2.10に示すように、正形状のテーブル(80[mm]×80[mm]×2[mm], $m=0.15$ [kg])を紙面垂直に手前の向きに電磁石(この写真では取り外しである)で吸引浮上させ、x軸(紙面左右)2組、y軸(紙面上下)1組の電磁石で吸引することにより位置決めをおこなう。今回の実験ではy軸方向のみの1自由度運動をさせる。運動系を安定化するためのフィードバック制御はDSPによりおこない、サンプリング周期は0.2[ms](5[kHz])である。ゲインの調整と非線形モデルの獲得はパーソナルコンピュータによりおこない、サンプリング周期は10[ms](100[Hz])である。実験条件は数値実験条件と同じに設定する。

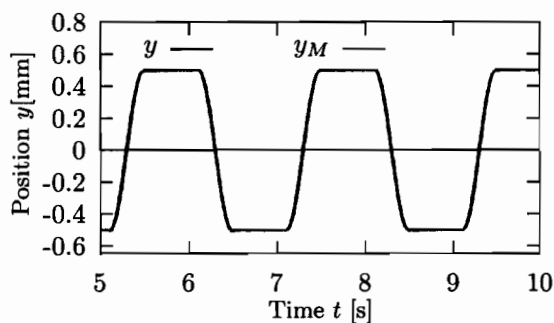
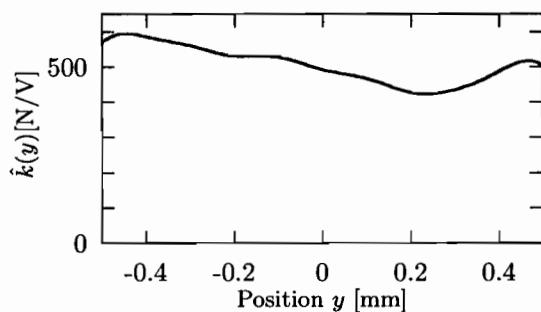


Fig. 2.13 Response after motion learning

Fig. 2.14 $\hat{k}(y)$ modeled as network after motion learning

2.5.2 実験結果と考察

本手法を磁気浮上系に適用した実験結果について考察する。まず、Fig.2.11に目標軌道と学習前の運動系の追従軌道を示す。モデルが獲得されていないため、運動軌道は目標軌道から大きくずれている。次に Fig.2.12に学習中の運動軌道を示す。学習開始から約2秒後には運動軌道が目標軌道にほぼ一致しており、提案する手法が高速に運動系のモデルを獲得できることを示している。Fig.2.13に学習後から5秒後の運動軌道を示す。この図から学習後は運動軌道が目標軌道にほぼ完全に一致しており、モデル獲得が正確におこなわれ、フィードバックゲインの調整が有効に働いていることがわかる。Fig.2.14と Fig.2.15に獲得された $\hat{k}(y)$ と $\hat{f}_D(y)$ を示す。両者は位置に対して変化しており、運動系の持つ非線形性の強さを知ることができる。運動軌道が目標軌道に一致していることから、これらの獲得

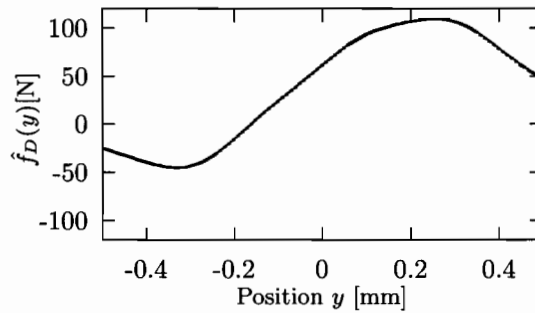


Fig. 2.15 $\hat{f}_D(y)$ modeled as network after motion learning

されたモデルは妥当なものであると結論できる。

2.6 おわりに

本研究では非線形性を有する運動系に対して、その運動系のモデルを獲得し、同時に適応制御する手法を提案した。この手法では 1) 電磁力などの非線形性を有する不安定な運動系に対して、安定化するためのフィードバック系を構成し、そのフィードバックゲインを獲得した非線形モデルを用いて調整することにより運動系を線形化することができる。2) 未知の非線形な運動系を既知の線形な運動系に帰着させることができるので、その逆動力学を構成することにより、目標軌道と出力軌道を一致させることができる。3) フィードバック系と調整系を別々の処理装置に分散して構成することができるので、運動系の自由度が増しても、自由度の数に応じてフィードバック系を分散し、構成することができる。また、提案する手法を用いて磁気浮上系での目標軌道追従実験をおこない、高速かつ高精度な軌道追従性能を示した。この結果、提案する手法が強い非線形性を有する運動系の制御に対して有効であると結論できる。

第3章 多自由度単一剛体運動系のモデル獲得と制御

3.1 はじめに

高速かつ高精度な剛体の軌道追従制御をおこなうためには、その剛体運動系の逆動力学を構成することによりフィードフォワード制御をおこなうことが最も効果的である。しかし、駆動系に電磁力を用いる場合、その駆動特性が位置または角度に依存する非線形性を持ち、しかも発熱などにより駆動特性が変動するので、このような剛体運動系のモデルを獲得し、逆動力学を構成することは非常に困難となる。

このような背景のもとに、適応制御では非線形性の補償と逆動力学の獲得が試みられており、学習による運動系の制御へと発展してきている。辻 [41] らは非線形系に対してニューラルネットワークを併用した適応制御を提案した。Sanner[63] らはガウシアン基底関数 (GRBF) を用いて非線形性をネットワーク表現し、非線形系の適応制御を提案した。Hao[65, 66] らは GRBF ネットワークを用いて磁気浮上系での適応非線形制御をおこなった。Kemal[67] らはロボットマニピュレータに対し、複数のモデルから高速にモデルを獲得する手法を提案した。

しかし、これまでの研究では制御対象モデルの獲得と非線形補償を一つの処理系でおこなっているため、処理装置にかかる負担が大きい。今後さらに高速化が要求され、しかも多変数系を扱わなければならなくなると、さらに高速な処理装置が必要となり、高価で高性能なハードウェアに制御性能が強く依存することが

予測される。したがって、ハードウェアの性能向上に期待するこれまでの手法では、コストや信頼性において問題を残すことになる。

そこで、不確定な運動系に対する制御性能の向上と分散による処理装置の負担の軽減、高速化を目的として、1) 駆動系に存在する非線形モデルの獲得、2) 獲得した非線形モデルを用いた運動系の線形化、3) 線形化された運動系の逆動力学構成による高性能な運動制御を実現するための手法を提案する。本研究では運動モデルを獲得し、そのモデルを用いて逆動力学を構成することにより目的の運動を達成することを運動学習と呼ぶ。また、提案する手法を磁気浮上系に適用し、磁力により浮上したテーブルの運動軌道を目標軌道に追従させる実験をおこなう。この実験により、テーブルが高速に目標軌道に追従することを確認し、提案する手法の有効性を示す。

3.2 剛体運動系の定式化

3.2.1 運動方程式の導出

本論文では、電磁力により剛体を空中で非接触支持し、面内運動させる問題を考える。Fig.3.1に非接触支持されるテーブルと、それを運動させるための電磁石の配置、渦電流式非接触変位センサの配置を示す。図中に示す記号を用いて運動方程式を次式で与える。

$$\left. \begin{aligned} m\ddot{x} &= f_1 + f_2 \\ I_z\ddot{\theta} &= -(l_M - y_G)f_1 + (l_M + y_G)f_2 - (l_M + x_G)f_3 \\ m\ddot{y} &= f_3 \end{aligned} \right\} \quad (3.1)$$

ここに、 x 、 y はそれぞれ x 軸、 y 軸方向の変位、 θ は z 軸まわりの回転である。 m は物体の質量、 I_z は重心を通る z 軸まわりの慣性モーメント、 l_M は座標軸から電磁石の力の中心線までの距離、 l_S は座標軸から変位センサの中心線までの距離、 x_G, y_G は浮上物体の重心位置である。 f_i は電磁石によって発生する電磁力であり、次式

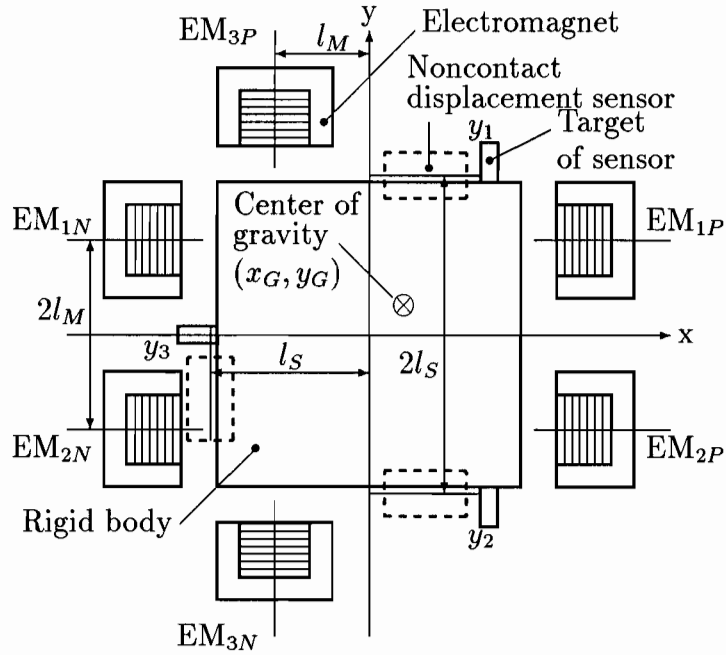


Fig. 3.1 Rigid body motion model

で与える.

$$f_i = k_{P_i}(y_i)i_{P_i}^2 - k_{N_i}(y_i)i_{N_i}^2 \quad (3.2)$$

ここに, $k_{P_i}(y_i), k_{N_i}(y_i)$ は電磁石のギャップに依存する非線形性を表す関数であり, i_{P_i}, i_{N_i} はそれぞれ電磁石 EM_{P_i}, EM_{N_i} を駆動する電流である. 電気系の時定数は運動系の時定数よりも十分小さく, コイルインダクタンスの影響は無視できるので, 正負の電磁石の抵抗をそれぞれ R_{P_i}, R_{N_i} とすると, 駆動電流 i_{P_i}, i_{N_i} と電磁石の端子電圧 v_{P_i}, v_{N_i} の関係はオームの法則により $i_{P_i} = v_{P_i}/R_{P_i}, i_{N_i} = v_{N_i}/R_{N_i}$ となる. そこで, 電磁石の端子電圧を次式で与える.

$$v_{P_i} = p_i(v_{B_i} + v_i)^{1/2} \quad (3.3)$$

$$v_{N_i} = p_i(v_{B_i} - v_i)^{1/2} \quad (3.4)$$

ここに, v_i はコントローラの制御出力, すなわち電磁石の制御信号, v_{B_i} は一定のバイアス電圧, p_i は制御電圧の増幅率である. オームの法則と式 (3.2), (3.3),

(3.4) により, 制御量 v_i と電磁力 f_i の関係は次式で与えられる.

$$f_i = k_i(y_i)v_i + f_{Di}(y_i) \quad (3.5)$$

$$k_i(y_i) = p_i^2 \left(\frac{k_{Pi}(y_i)}{R_{Pi}^2} + \frac{k_{Ni}(y_i)}{R_{Ni}^2} \right) \quad (3.6)$$

$$f_{Di}(y_i) = p_i^2 v_B \left(\frac{k_{Pi}(y_i)}{R_{Pi}^2} - \frac{k_{Ni}(y_i)}{R_{Ni}^2} \right) \quad (3.7)$$

この式から f_i が変位に依存する非線形性 $k_i(y_i)$, $f_{Di}(y_i)$ を含むことがわかる. 変位センサの出力 y_i に対する運動方程式を導くための座標変換をおこなう. 座標変換式

$$\begin{bmatrix} x \\ l_S \theta \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 \\ -0.5 & 0.5 & 0 \\ -0.5 & 0.5 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

を用いると, 運動方程式 (3.1) は

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{y}} = \mathbf{L}(\mathbf{y})\mathbf{K}(\mathbf{y})\mathbf{v} + \mathbf{L}(\mathbf{y})\mathbf{f}_D(\mathbf{y}) \quad (3.9)$$

となる. 式 (3.8) の θ には左辺のベクトルの次元をそろえるために l_S がかけてある. ここに, $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ y_3]^T$, $\mathbf{v} = [v_1 \ v_2 \ v_3]^T$, $\mathbf{K}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{k_1(y_1), k_2(y_2), k_3(y_3)\}$, $\mathbf{f}_D(\mathbf{y}) = [f_{D1}(y_1) \ f_{D2}(y_2) \ f_{D3}(y_3)]^T$, \mathbf{M} は慣性行列, $\mathbf{L}(\mathbf{y})$ はアクチュエータの配置によって決まる行列であり,

$$\mathbf{M} = m \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 \\ -0.5I_z/ml_S l_M & 0.5I_z/ml_S l_M & 0 \\ -0.5 & 0.5 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

$$\mathbf{L}(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ -1 + y_G/l_M & 1 + y_G/l_M & -1 - x_G/l_M \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

m は精密に計測することができるが, I_z , x_G , y_G が未知であるので, \mathbf{M} , $\mathbf{L}(\mathbf{y})$ は不確定な行列となる.

3.2.2 非線形フィードバック系の導出

運動系を安定化するためのフィードバック系を導く。運動方程式に対し、制御量 \mathbf{v} に対するフィードバック制御則を次式で与える。

$$\mathbf{v} = -\mathbf{K}_D \dot{\mathbf{y}} - \mathbf{K}_P (\mathbf{y} - \mathbf{u} + \mathbf{u}_B) \quad (3.12)$$

ここに、 $\mathbf{K}_P = \text{diag}\{k_{P1}, k_{P2}, k_{P3}\}$ は比例ゲイン、 $\mathbf{K}_D = \text{diag}\{k_{D1}, k_{D2}, k_{D3}\}$ は微分ゲイン、 \mathbf{u} はプラントへの入力、 \mathbf{u}_B はドリフト \mathbf{f}_D を補償するためのバイアス入力である。式 (3.9) に式 (3.12) を代入することにより、非線形フィードバック系が導かれる。

$$\begin{aligned} \mathbf{J}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{K}_D \mathbf{K}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} + \mathbf{K}_P \mathbf{K}(\mathbf{y})(\mathbf{y} - \mathbf{u}) \\ = \mathbf{f}_D(\mathbf{y}) - \mathbf{K}_P \mathbf{K}(\mathbf{y})\mathbf{u}_B \end{aligned} \quad (3.13)$$

ここに、

$$\begin{aligned} \mathbf{J}(\mathbf{y}) &= \mathbf{L}(\mathbf{y})^{-1} \mathbf{M} \\ &= 0.5m \begin{bmatrix} 1 + 0.5\nu_1(\mathbf{y}) & -0.5\nu_2(\mathbf{y}) & -\nu_3(\mathbf{y}) \\ -0.5\nu_1(\mathbf{y}) & 1 + 0.5\nu_2(\mathbf{y}) & \nu_3(\mathbf{y}) \\ -1 & 1 & 2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.14)$$

$$\begin{aligned} &[\nu_1(\mathbf{y}) \ \nu_2(\mathbf{y}) \ \nu_3(\mathbf{y})]^T \\ &= \begin{bmatrix} I_Z/ml_S l_M + y_G/l_M - x_G/l_M \\ I_Z/ml_S l_M - y_G/l_M - x_G/l_M \\ 1 - x_G/l_M \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.15)$$

3.3 非線形性のモデル化とゲイン調整

3.3.1 ゲイン調整による線形化

まず、ゲイン調整による運動系の線形化について述べる。もし、定数行列 $\mathbf{A} = \text{diag}\{a_1 \ a_2 \ a_3\}$, $\mathbf{B} = \text{diag}\{b_1 \ b_2 \ b_3\}$ を用いて

$$\mathbf{K}_D = \mathbf{A}\mathbf{K}^{-1}(\mathbf{y}) \quad (3.16)$$

$$\mathbf{K}_P = \mathbf{B}\mathbf{K}^{-1}(\mathbf{y}) \quad (3.17)$$

$$\mathbf{u}_B = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{f}_D(\mathbf{y}) \quad (3.18)$$

となるように調整することができれば、式 (3.13) における非線形性 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$, $\mathbf{f}_D(\mathbf{y})$ は線形化され、

$$\mathbf{J}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{y}} + \mathbf{B}(\mathbf{y} - \mathbf{u}) = 0 \quad (3.19)$$

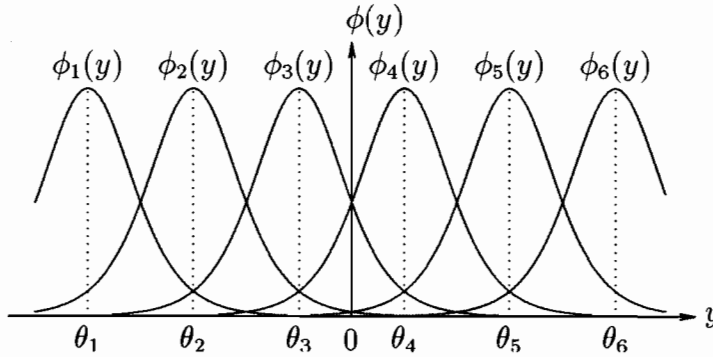
となる。この制御系に対して逆動力学系を構成することにより、目標軌道から入力を与える。すなわち、

$$\mathbf{u} = \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{J}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{A}\dot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{B}\mathbf{y}_M) \quad (3.20)$$

とおく。ここに、 $\mathbf{y}_M = [y_{M1} \ y_{M2} \ y_{M3}]^T$ は目標軌道である。式 (3.20) を式 (3.13) に代入して整理することにより

$$\mathbf{J}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e} = 0 \quad (3.21)$$

ここに、 $\mathbf{e} = \mathbf{y}_M - \mathbf{y}$ である。したがって、式 (3.21) が安定になるように \mathbf{A} , \mathbf{B} を設定することにより $\mathbf{e} \rightarrow \mathbf{0}$ とすることができ、剛体の変位を目標軌道に一致させることができる。しかし、現実には、 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$, $\mathbf{f}_D(\mathbf{y})$, $\mathbf{L}(\mathbf{y})$, \mathbf{M} が未知であるため、このままでは式 (3.16)~(3.18), (3.20) を実現することはできない。そこで、次にこれらの未知パラメータと非線形性をモデルとして獲得する手法を述べる。

Fig. 3.2 Shape and locations of basis functions ($n = 6$)

3.3.2 非線形性のモデル化

運動系の非線形性のモデル化について述べる．まず、 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$ と $\mathbf{f}_D(\mathbf{y})$ を連続 1 次独立な関数 ϕ_j ($j = 1 \dots n$) を用いて次式のようにモデル表現できるものと仮定する．

$$k_i(\mathbf{y}_i) = \sum_{j=1}^n w_{ij}^K \phi_j(\mathbf{y}_i) \quad (3.22)$$

$$f_{D_i}(\mathbf{y}_i) = \sum_{j=1}^n w_{ij}^D \phi_j(\mathbf{y}_i) \quad (3.23)$$

ここに、 w_{ij}^D 、 w_{ij}^K は重み係数である．このように基底関数を用いた表現をおこなうためには (a) 非線形性が有界であること、(b) 非線形性が連続で滑らかであることが前提条件となる．一般に制御対象に含まれるパラメータが無窮大となることは考えられないので、前提条件 (a) は自然に満たされ、磁気浮上系においては乾性摩擦が作用しないため、前提条件 (b) も満たされる．ここで、基底関数群 ϕ_j として、Fig.3.2 に示すように中心 θ_j に最大値を持ち、その前後に滑らかに減少する関数を選んで配置すると、式 (3.22)、(3.23) により非線形性を滑らかに表現することができる．そこで、基底関数を次式で与える．

$$\phi_j(\mathbf{y}_i) = \left\{ 1 - \frac{1}{1 + e^{\sigma(\mathbf{y}_i - \theta_j)}} \right\} \frac{1}{1 + e^{\sigma(\mathbf{y}_i - \theta_j)}} \quad (3.24)$$

ここに、 σ は基底関数の広がりを決める関数である．式 (3.24) で基底関数を表現する理由は 3.4.2 節で説明する．非線形な特性を式 (3.22)、(3.23) のように表現す

ることによって、未知の非線形性を推定する問題は重み係数 w_{ij}^D , w_{ij}^K を推定する問題に置き換えることができる。 w_{ij}^D , w_{ij}^K は駆動系に存在する未知の非線形性の真値を与えるので、制御系に獲得される非線形モデルを次式で与える。

$$\hat{k}_i(y_i) = \sum_{j=1}^n \hat{w}_{ij}^K \phi_j(y_i) \quad (3.25)$$

$$\hat{f}_{Di}(y_i) = \sum_{j=1}^n \hat{w}_{ij}^D \phi_j(y_i) \quad (3.26)$$

ここに、 \hat{w}_{ij}^D , \hat{w}_{ij}^K は w_{ij}^D , w_{ij}^K の推定値である。

3.3.3 ゲイン調整則

運動軌道 \mathbf{y} を目標軌道 \mathbf{y}_M に一致させるためのゲイン調整則について述べる。非線形モデル (3.25), (3.26) を用いて、 k_{Di} , k_{Pi} , u_{Bi} の調整則を次式で与える。

$$k_{Di} = \frac{a_i}{\hat{k}_i(y_i)} \quad (3.27)$$

$$k_{Pi} = \frac{b_i}{\hat{k}_i(y_i)} \quad (3.28)$$

$$u_{Bi} = \frac{\hat{f}_{Di}(y_i)}{b_i} \quad (3.29)$$

すなわち、 $\mathbf{K}_D = \mathbf{A}\hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1}$, $\mathbf{K}_P = \mathbf{B}\hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1}$, $\mathbf{u}_B = \mathbf{B}^{-1}\hat{\mathbf{f}}_D(\mathbf{y})$ となる。

逆動力学を構成するため、まず、慣性モーメントを次式により推定する。

$$\hat{I}_Z = \hat{w}_0^I m l_M l_S \quad (3.30)$$

次に、重心位置 x_G , y_G はテーブルとともに移動するので、次式で推定する。

$$\hat{x}_G = x + \hat{w}_0^X l_S \quad (3.31)$$

$$\hat{y}_G = y + \hat{w}_0^Y l_S \quad (3.32)$$

3.4 学習による非線形モデルの獲得

3.4.1 誤差システムの導出と漸近安定条件

ここでは、目標軌道と運動軌道の誤差システムを導出し、その誤差が漸近収束するための条件を与える。

まず、逆動力学を用いて運動系の入力 \mathbf{u} を次式で与える。

$$\mathbf{u} = \mathbf{B}^{-1}(\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{A}\dot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{B}\mathbf{y}_M) \quad (3.33)$$

ここに、 $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ は $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ を推定する行列であり、式 (3.14), (3.15), (3.30)~(3.32) を用いて推定する。

次に、式 (3.13) に式 (3.22), (3.23), (3.25)~(3.29), (3.33) を代入して整理することにより、次の誤差システムが得られる。

$$\mathbf{J}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e} = -\mathbf{r} \quad (3.34)$$

$$\mathbf{r} = \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}}_M - \tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y})\mathbf{v}_{FB} - \tilde{\mathbf{f}}_D(\mathbf{y}) \quad (3.35)$$

また、誤差出力を次式で与える。

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{e} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{e}} \quad (3.36)$$

ここに、 $\mathbf{v}_{FB} = \text{diag}\{v_{FB1}, v_{FB2}, v_{FB3}\}$ とし、

$$v_{FBi} = -\frac{1}{\hat{k}_i(y_i)} \{a_i \dot{y}_i + b_i (y_i - u_i) + \hat{f}_{Di}(y_i)\} \quad (3.37)$$

である。また、

$$\tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y}) = \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y}) - \mathbf{K}(\mathbf{y}) \quad (3.38)$$

$$\tilde{\mathbf{f}}_D(\mathbf{y}) = \hat{\mathbf{f}}_D(\mathbf{y}) - \mathbf{f}_D(\mathbf{y}) \quad (3.39)$$

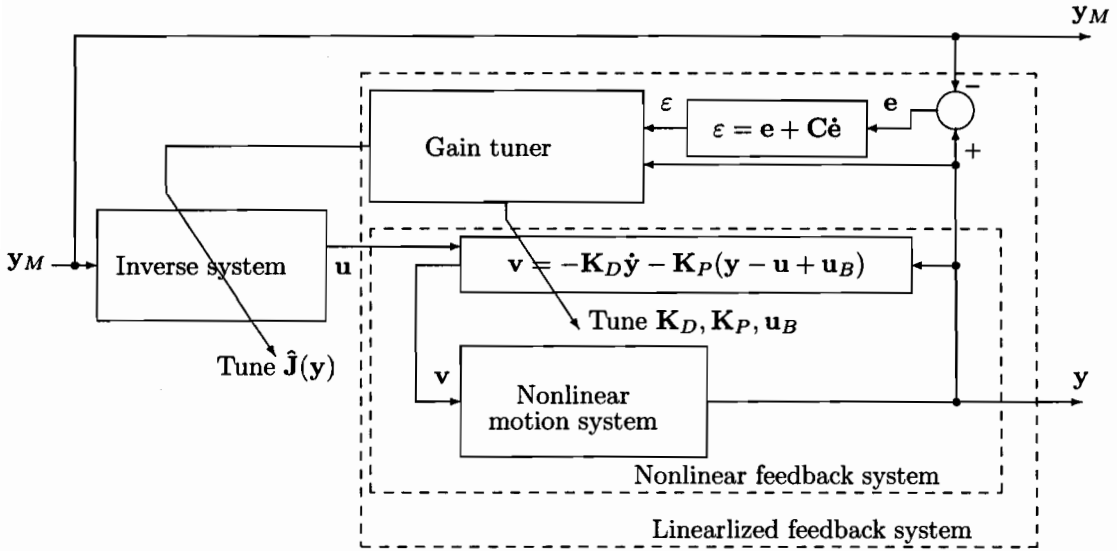


Fig. 3.3 Block diagram of control structure

$$\begin{aligned}
 \bar{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) &= \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) - \mathbf{J}(\mathbf{y}) \\
 &= \frac{m}{4} \begin{bmatrix} \tilde{\nu}_1(\mathbf{y}) & -\tilde{\nu}_2(\mathbf{y}) & -2\tilde{\nu}_3(\mathbf{y}) \\ -\tilde{\nu}_1(\mathbf{y}) & \tilde{\nu}_2(\mathbf{y}) & 2\tilde{\nu}_3(\mathbf{y}) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.40)
 \end{aligned}$$

である．以後 $\tilde{(\cdot)} = \hat{(\cdot)} - (\cdot)$ とする．

Popov の超安定論 [79] によれば，式 (3.34) が強正実となるように \mathbf{C} を決定し，式 (3.35) と式 (3.36) に対して，次の積分不等式

$$\int_0^t \boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{r} dt \geq -\delta^2 \quad (3.41)$$

が成立すれば，誤差システム (3.34) は漸近収束する．ここに， $\boldsymbol{\varepsilon}^T$ は $\boldsymbol{\varepsilon}$ の転置ベクトル， δ^2 は t に依存しない正の定数である．

3.4.2 非線形モデル獲得のための重み学習則

非線形モデル獲得に必要なパラメータの学習則をここで述べる．まず，非線形性をモデル化するパラメータ学習則を次式で与える．

$$\dot{w}_{ij}^K = -\alpha_K \varepsilon_i \phi_j(y_i) v_{FBi} \quad (3.42)$$

$$\dot{w}_{ij}^D = -\alpha_D \varepsilon_i \phi_j(y_i) \quad (3.43)$$

ここに， α_K ， α_D は正の定数である．次に，重心位置と重心まわりの慣性モーメントを推定するためのパラメータ学習則を次式で与える．

$$\dot{w}_0^I = \alpha_I \ddot{\theta}_M(\varepsilon_1 - \varepsilon_2) \quad (3.44)$$

$$\dot{w}_0^X = \alpha_X \ddot{y}_M(\varepsilon_1 - \varepsilon_2) \quad (3.45)$$

$$\dot{w}_0^Y = \alpha_Y \ddot{x}_M(\varepsilon_1 - \varepsilon_2) \quad (3.46)$$

ここに， α_I ， α_X ， α_Y は正の定数である．

系 2 学習則 (3.42)~(3.46) は積分不等式 (3.41) を満足する．

[証明]

式 (3.35) を式 (3.41) に代入して

$$\int_0^t \varepsilon^T \mathbf{r} dt = \int_0^t \varepsilon^T \{ \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}}_M - \tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y}) \mathbf{v}_{FB} - \tilde{\mathbf{f}}_D(\mathbf{y}) \} dt \quad (3.47)$$

第 1 項について

$$\begin{aligned} \int_0^t \varepsilon^T \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}}_M dt &= \int_0^t \left\{ \underbrace{\tilde{w}_0^I \ddot{\theta}_M(\varepsilon_1 - \varepsilon_2)}_{\dot{w}_0^I / \alpha_I} \right. \\ &\quad \left. + \underbrace{\tilde{w}_0^X \ddot{y}_M(\varepsilon_1 - \varepsilon_2)}_{\dot{w}_0^X / \alpha_X} + \underbrace{\tilde{w}_0^Y \ddot{x}_M(\varepsilon_1 - \varepsilon_2)}_{\dot{w}_0^Y / \alpha_Y} \right\} dt \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \int_0^t \left\{ \frac{1}{\alpha_I} \tilde{w}_0^I \dot{\tilde{w}}_0^I + \frac{1}{\alpha_X} \tilde{w}_0^X \dot{\tilde{w}}_0^X + \frac{1}{\alpha_Y} \tilde{w}_0^Y \dot{\tilde{w}}_0^Y \right\} dt \\
&= \frac{1}{2} \int_0^t \frac{d}{dt} \left\{ \frac{1}{\alpha_I} (\tilde{w}_0^I)^2 + \frac{1}{\alpha_X} (\tilde{w}_0^X)^2 + \frac{1}{\alpha_Y} (\tilde{w}_0^Y)^2 \right\} dt \\
&\geq -\frac{1}{2} \left[\frac{1}{\alpha_I} (\tilde{w}_0^I)^2 + \frac{1}{\alpha_X} (\tilde{w}_0^X)^2 + \frac{1}{\alpha_Y} (\tilde{w}_0^Y)^2 \right]_{t=0} \\
&\equiv -\delta_1^2 (\text{定数}) \tag{3.48}
\end{aligned}$$

第2項について同様に

$$\begin{aligned}
&-\int_0^t \varepsilon^T \tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y}) \mathbf{v}_{FB} dt \\
&= -\frac{1}{\alpha_K} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n \int_0^t \tilde{w}_{ij}^K \underbrace{\varepsilon_i \phi_j(\mathbf{y}_i) v_{FBi} / \hat{k}_i(\mathbf{y}_i)}_{-\dot{\tilde{w}}_{ij}^K / \alpha_K} dt \\
&\geq -\frac{1}{2\alpha_K} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n [(\tilde{w}_{ij}^K)^2]_{t=0} \\
&\equiv -\delta_2^2 (\text{定数}) \tag{3.49}
\end{aligned}$$

第3項について同様に

$$\begin{aligned}
&-\int_0^t \varepsilon^T \hat{\mathbf{f}}_D(\mathbf{y}) dt \\
&= -\frac{1}{\alpha_D} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n \int_0^t \tilde{w}_{ij}^D \underbrace{\varepsilon_i \phi_j(\mathbf{y}_i)}_{-\dot{\tilde{w}}_{ij}^D / \alpha_D} dt \\
&\geq -\frac{1}{2\alpha_D} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n [(\tilde{w}_{ij}^D)^2]_{t=0} \\
&\equiv -\delta_3^2 (\text{定数}) \tag{3.50}
\end{aligned}$$

式(3.48), (3.49), (3.50)から

$$\int_0^t \varepsilon^T \mathbf{r} dt \geq -(\delta_1^2 + \delta_2^2 + \delta_3^2) \equiv -\delta^2 \tag{3.51}$$

となり, 式(3.41)が成立する. 学習則(3.42)~(3.46)により, 非線形モデル(3.25), (3.26), (3.30)~(3.32)が獲得される.

[証明終わり]

実際に計算機を用いて学習則 (3.42)~(3.46) を計算するためには、時間に関して離散化をおこなう必要がある。すなわち、 $\hat{w}_{ij}^K(t) = \hat{w}_{ij}^K(kT) = \hat{w}_{ij}^K[k] (k = 0, 1, 2, \dots)$ とすると、 $\dot{\hat{w}}_{ij}^K = (\hat{w}_{ij}^K[k+1] - \hat{w}_{ij}^K[k])/T$ のように離散化され、たとえば、式 (3.42) は $\hat{w}_{ij}^K[k+1] = \hat{w}_{ij}^K[k] + T\alpha_K \varepsilon_i[k] \phi_i(y_i[k]) v_{FBi}[k]$ のように計算する。他の学習則についても同様である。

学習則 (3.42), (3.43) は基底関数 $\phi_j(y_i)$ を含んでおり、これらの基底関数が同時に値を持つと、 $\hat{w}_{ij}^K, \hat{w}_{ij}^D$ の学習に干渉が生じる。そこで、 $\phi_j(y_i)$ が y_i のある区間において値を持ち、その区間以外では0となるように設定すると、 $\phi_j(y_i)$ が値を持つ区間において学習がおこなわれ、その区間以外では学習がおこなわれない。この区間を基底関数ごとに重なり合わないように配置することにより、学習の干渉を避けることができる。以上のような性質に加え、連続で滑らかな非線形性を表現するためには、 $\phi_j(y_i)$ がある値を中心として、その左右に0へ減少して行くような形状でなければならない。基底関数を式 (3.24) に選んだ理由は、これらの条件を満足しているからである。

パラメータ $w_{ij}^K, w_{ij}^D, w_0^I, w_0^X, w_0^Y$ を推定することにより非線形モデルを獲得すると同時に、その獲得したモデルを用いて $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}), \mathbf{K}_D, \mathbf{K}_P, \mathbf{u}_B$ の調整と逆動力学を構成することにより、目的の運動を達成することを運動学習と呼ぶ。

3.4.3 強正実であるための条件

ここでは、式 (3.34) が強正実となるために \mathbf{C} に課せられる条件を与える。簡単のため、

$$\mathbf{A} = a\mathbf{I} \quad (3.52)$$

$$\mathbf{B} = b\mathbf{I} \quad (3.53)$$

$$\mathbf{C} = c\mathbf{I} \quad (3.54)$$

とする．ここに， a, b, c は正の定数である． \mathbf{T} を $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ の対角化行列，すなわち， $\mathbf{T}^{-1}\mathbf{J}(\mathbf{y})\mathbf{T} = \text{diag}\{\mu_1 \mu_2 \mu_3\}$ とし， $\mathbf{T}\eta = \mathbf{e}, \mathbf{T}\tau = \mathbf{r}$ とおくと式(3.34)は

$$\mu_i \ddot{\eta}_i + a\dot{\eta}_i + b\eta_i = -\tau_i \quad (3.55)$$

$$\epsilon_i = \eta_i + c\dot{\eta}_i \quad (3.56)$$

のように変換され，次の状態方程式が得られる．

$$\begin{bmatrix} \dot{\eta}_i \\ \ddot{\eta}_i \end{bmatrix} = \mathbf{A}_E \begin{bmatrix} \eta_i \\ \dot{\eta}_i \end{bmatrix} + \mathbf{b}_E(-\tau) \quad (3.57)$$

$$\mathbf{A}_E = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -b/\mu_i & -a/\mu_i \end{bmatrix} \quad (3.58)$$

$$\mathbf{b}_E = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.59)$$

この式に Kalman-Yakobuvovich の補助定理 [31] を適用する．すなわち，正定対称行列 $\mathbf{P}(2 \times 2)$ ， $\mathbf{Q} = \text{diag}\{q \ q\}(q > 0)$ および， $\mathbf{c} = [1 \ c]$ を用いて Lyapunov 方程式を与える．

$$\mathbf{A}_E^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A}_E = -\mathbf{Q} \quad (3.60)$$

$$\mathbf{b}_E^T \mathbf{P} = \mathbf{c} \quad (3.61)$$

これを解くことにより $c = \mu_i/a + \mu_i q/2a$ ，すなわち，

$$c > \max_{i=1,2,3} \left(\frac{\mu_i}{a} \right) \quad (3.62)$$

が得られる．

以上で得られた制御構造は，Fig.3.3のようにブロック図として示すことができる．このブロック図が示すように，提案する制御構造は主としてフィードバック系，ゲイン調整系，逆動力学の3つのブロックから成り立っている．フィードバック系は運動系を安定化し，ゲイン調整系は非線形モデルを獲得すると同時に，獲

Table 3.1 Constants

α_D	α_K	α_I	α_X	α_Y	a	b	c
750	75	3.75	0.015	0.015	18	600	0.1

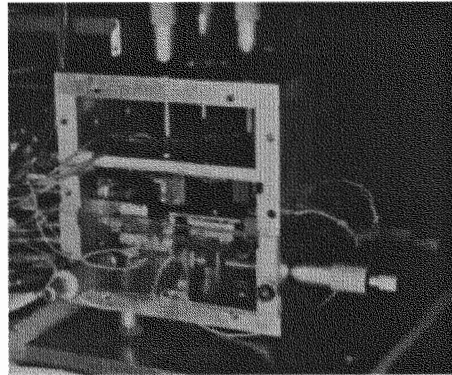


Fig. 3.4 Magnetic levitation and position system used in experiment

得したモデルを用いて非線形フィードバック系の線形化をおこなう。そしてゲイン調整によって線形化されたフィードバック系に対し、剛体の持つ慣性パラメータを推定することで逆動力学を構成し、フィードフォワード制御をおこなっている。この制御構造ではフィードバック系と調整系を独立に構成することにより、処理系を分散することが可能である。

3.5 軌道追従制御実験

3.5.1 実験装置の構成

提案する手法の有効性を確認するための実験に用いる磁気浮上位置決め機構について述べる。本機構は Fig.3.4 に示すように、中に組み込まれた正方形のテーブル（80mm×80mm×2mm, $m=0.15\text{kg}$ ）を吸引浮上させ、x軸（紙面左右）2組, y軸（紙面上下）1組の電磁石で吸引することにより位置決めをおこなうものである。テーブルの可動範囲は $L[-1, +1](\text{mm})$ である。制御系はフィードバック系と調整系

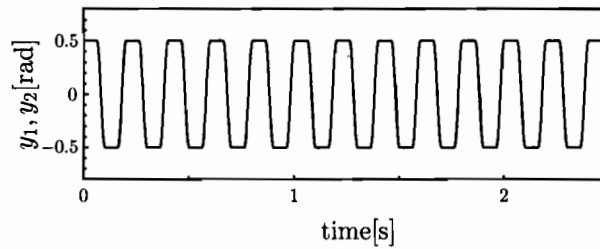
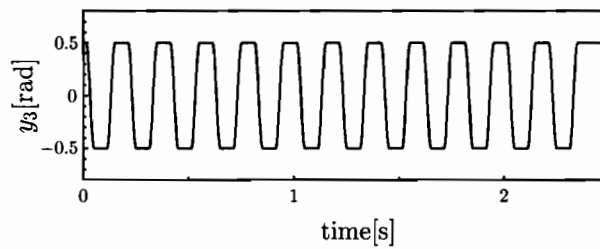
(a) Object trajectory y_{M1}, y_{M2} (b) Object trajectory y_{M3}

Fig. 3.5 Objective trajectory

に分散されている。フィードバック (3.12) を DSP (TMS320C30, clock 33MHz) により実行し、サンプリングレートは 5kHz である。また、フィードバックゲインの調整 (3.27), (3.28), ドリフト補償 (3.29) と学習によるパラメータ推定 (3.42)~(3.46) をパーソナルコンピュータ (i486, clock 20MHz) により実行し、サンプリングレートは 100Hz である。2つの処理は並列に実行されるが、PC が 1 回サンプルされる間に、DSP は 50 回サンプルするので、この 50 個のサンプルデータを相加平均することにより、PC のサンプルデータとしている。すなわち、運動学習に用いる運動の出力信号は $\bar{y}_i = \frac{1}{50} \sum_{l=1}^{50} y_i(l)$ とする。こうすることにより、出力信号のノイズをろ過することができ、ノイズによる調整系の発散を防ぐことができる。今回の実験で用いた定数を Table 3.1 に示す。

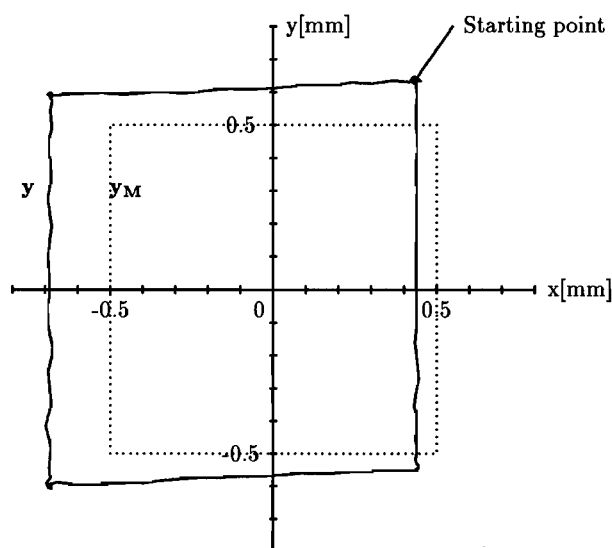


Fig. 3.6 Tracking trajectory before motion learning

3.5.2 実験結果と考察

磁気浮上位置決め機構に対して本手法を適用し、軌道追従実験をおこなった結果について述べる。まず、Fig.3.5に実験で用いた目標軌道を示す。この目標軌道は1辺が1.0mmで、対角線の交点が座標原点に一致する正方形となっている。ただし、回転運動が含まれていないので、 w_0^I は推定されない。このように目標軌道を選んだ理由は、回転運動によって測定対象が傾くと、渦電流式変位センサの距離計測に誤差が生じるという問題が発生するからである。また、位置決めの際には並進運動のみで目的は達せられるものと考えたからである。基底関数の数 $n = 6$ 、基底関数の広がり程度を決める定数 $\sigma = 6.0$ 、パラメータの初期値を $\hat{k}_i(y_i) = 400$ 、 $\hat{f}_{Di}(y_i) = 0$ 、 $\hat{w}_0^X = 0$ 、 $\hat{w}_0^Y = 0$ 、 $\hat{w}_0^I = 0.45$ となるように設定した。Fig.3.6に目標軌道と学習前のテーブルの軌道を示す。学習前ではゲイン調整が働いていないため、 $f_D(y)$ の影響でテーブルの軌道は目標軌道から大きくずれている。Fig.3.7に運動学習をおこなっているときの軌道追従誤差 e_i の挙動を示す。非線形モデルが獲得されると同時にゲイン調整が働き始めると、テーブルの運動軌道は目標軌道

に漸近的に一致し始め、軌道追従性能が改善されていくことを示している。軌道追従誤差にみられる凹凸は、目標軌道である正方形の頂点から頂点に移動するときに現れる。この凹凸は移動するときの速度追従誤差、すなわち応答性能を示すものであり、電磁力の粘弾性を決める電磁石の力特性 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$ の推定精度の影響が顕著に現れる。学習が進行するに従い、この凹凸も小さくなり、応答性能が改善されいくことがわかる。Fig.3.8に運動学習終了後のテーブルの軌道を示す。この図から軌道追従精度が運動学習前よりも改善されていることがわかる。いったん運動学習をおこなうと、制御系内に非線形モデルが獲得されると同時にゲイン調整が働き、剛体の運動軌道は目標軌道に一致する。

3.6 おわりに

本研究では、不確定な運動系に対する制御性能の向上と分散による処理装置の負担の軽減、高速化を目的として、1) 駆動系に存在する非線形モデルの獲得、2) 獲得した非線形モデルを用いた運動系の線形化、3) 線形化された運動系の逆動力学構成による高性能な運動制御を実現するための手法を提案した。本研究ではこのような制御手法を運動学習と呼び、この制御手法を用いて磁気浮上系での軌道追従制御実験をおこなった。その結果、運動学習前では目標軌道から大きくずれていた剛体の運動軌道は、短時間の運動学習により目標軌道に追従することを確認し、軌道追従性能と応答性能が改善されることを示した。以上の結果から、本研究で提案する運動学習が剛体運動系の制御に対して有効であると結論できる。

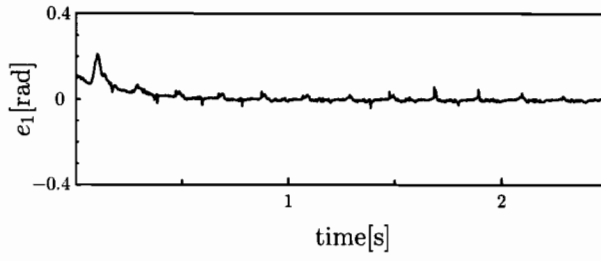
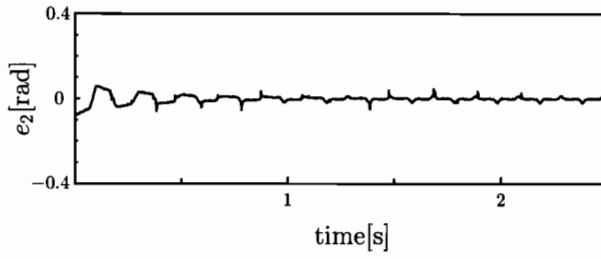
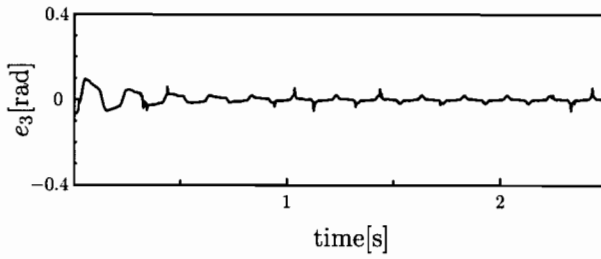
(a) Error e_1 (b) Error e_2 (c) Error e_3

Fig. 3.7 Tracking errors during motion learning

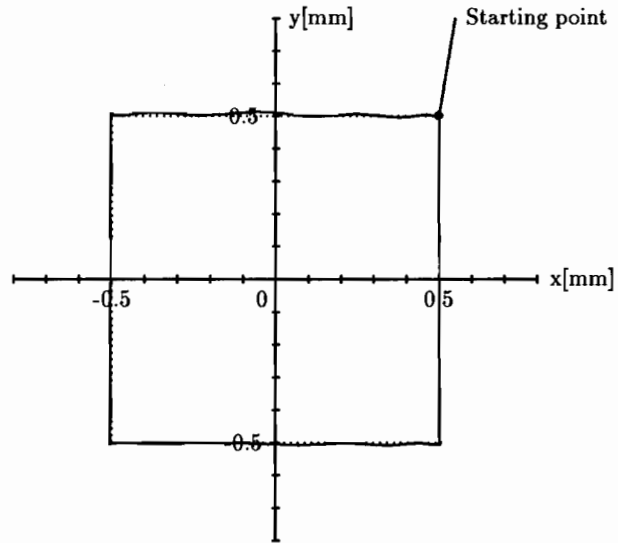


Fig. 3.8 Tracking trajectory after motion learning

第4章 複数の剛体からなる運動系のモデル獲得と制御

4.1 はじめに

リンク機構はこれまで産業用ロボットのアームとして用いられてきたが，駆動部にはウォームギアなどの減速機構を用いる方式が一般的である．最近では福祉や医療にもリンク機構が用いられるようになってきており，人間と直接関わる機会が増えつつある．そこで，人身事故や誤動作を人力で制止する際の破損を避けるためには，人間との接触に対して柔軟に変形できるような関節部での柔軟性が必要と考えられる．この場合，従来の減速機構を用いる方式では，関節部に粘弾性を持たせることは困難である．一方，ダイレクト駆動ではフィードバック系を構成することにより関節部に粘弾性を持たせることが容易であり，フィードバックゲインを変更することで関節部の粘弾性を容易に調節できる．しかし，ダイレクト駆動は駆動トルクが小さく，リンク同士の干渉，すなわち構造的な非線形性の影響が大きくなり，減速機構を用いたものと同程度の軌道制御性能を得ることは困難となる．

ところで，動物の手足は筋肉によってダイレクト駆動されるリンク機構であり，筋肉の力特性が非線形であるにもかかわらず，目標軌道に従って運動させることができる．その理由は，動物は運動系のモデルを獲得すると同時に，そのモデルを用いて逆システムを構成し，随意運動を可能としているからである [24]~[23]．また，工学的にも H_∞ 制御 [18]・[20]，適応制御 [67]・[60]，ニューラルネットワーク [41]・[40]

などを用いて運動を制御する手法が提案されている。しかし、 H_∞ 制御では運動系の同定実験が必要である。また、適応制御では加速度情報を必要とし、ニューラルネットワークでは学習に多くの時間がかかり、いずれも計算機に大きな負担がかかる。

一方、著者らは未知または不確定な非線形性を有する運動系に対して、1) 運動系に存在する非線形モデルの獲得、2) 獲得した非線形モデルを用いた駆動系の線形化、3) 獲得された運動系の逆動力学構成による運動制御を実現する手法を提案した。この手法では同定実験や加速度情報を必要とせず、階層化と分散化により計算機にかかる負担の軽減と学習時間の短縮が可能である。著者らは、磁気浮上系での単一剛体運動において目的とする運動が達成可能であることを示したが [72]、本研究ではダイレクト駆動2自由度リンク機構を用いて、複数の剛体からなる運動系に対して提案する手法の有効性を確認する。2自由度リンク機構では単一剛体よりも慣性の変化、コリオリ力の作用、姿勢による重力の作用などの構造的な非線形性と摩擦の影響が大きい。しかし、提案する手法ではこれらをモデルとして獲得し、制御することが可能であり、軌道追従実験により、その有効性を示す。

4.2 剛体運動系の定式化

4.2.1 運動方程式の導出

本論文では、水平面内での2自由度リンク機構の運動について考える。図4.1に2自由度リンク機構モデルを示す。この運動モデルでは水平面内の運動を対象とするが、わずかな傾きでも重力が作用し、姿勢によって変化するので、重力項を2つの関節角の関数とする。また、摩擦力と減衰は回転軸の表面状態によって変化し、その表面状態が均一でないことを考慮して、摩擦力と減衰をそれぞれの関節角の関数とする。以上のことを考慮し、図中に示す記号を用いて次の運動方程式

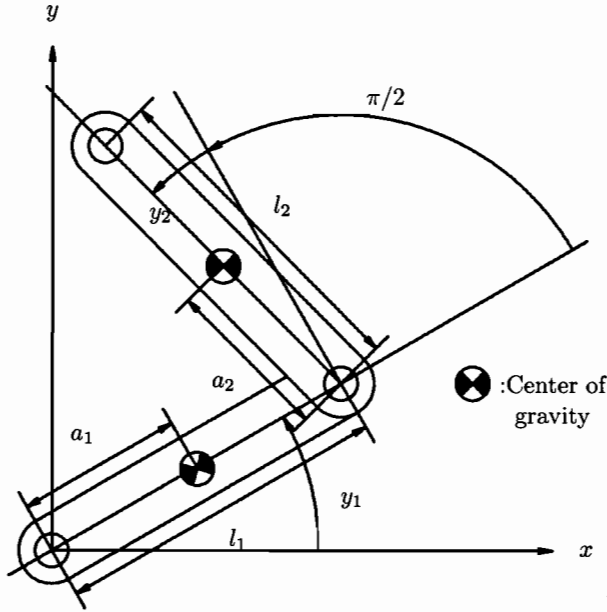


Fig. 4.1 2-degree-of-freedom link motion system

が得られる.

$$\mathbf{J}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{D}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} + \mathbf{f}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{f}_G(\mathbf{y}) = \boldsymbol{\tau} \quad (4.1)$$

ここに,

$$\mathbf{J}(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} J_1 + J_2 - 2J_{12}\sin y_2 & J_2 - J_{12}\sin y_2 \\ J_2 - J_{12}\sin y_2 & J_2 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

は慣性行列, $J_1 = I_1 + (m_1 + 4m_2)l_1^2$, $J_2 = I_2 + m_2l_2^2$, $J_{12} = 2m_2a_1l_2$, $I_i (i = 1, 2)$ はリンク i の重心軸まわりの慣性モーメント, m_i はリンク i の質量, l_i はリンク i の軸間距離, a_i はリンク i の重心と駆動軸の距離,

$$\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = J_{12}\cos y_2 \begin{bmatrix} -2\dot{y}_1\dot{y}_2 - \dot{y}_2^2 \\ \dot{y}_1^2 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

はコリオリ力, $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2]^T$ は関節の回転角ベクトル, $\mathbf{D}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{D_1(y_1), D_2(y_2)\}$ は回転軸に存在する機械的減衰, $\mathbf{f}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ は摩擦力, $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ は重力, $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1 \ \tau_2]^T$ は関節における駆動トルクである.

関節角からリンク先端の空間座標 (x, y) への変換式は次式で与えられる。

$$x = l_1 \cos y_1 - l_2 \sin y_2 \quad (4.4)$$

$$y = l_1 \sin y_1 + l_2 \cos y_2 \quad (4.5)$$

τ_i はそれぞれ第 i 関節の電磁アクチュエータによって発生される駆動トルクであり、次式で与えられる。

$$\tau_i = h_i(y_i) i_i \quad (4.6)$$

ここに、 $h_i(y_i)$ はアクチュエータの角変位に依存する非線形性を表す関数であり、 i_i はアクチュエータの駆動電流である。電気系の時定数は運動系の時定数よりも十分小さく、アクチュエータのコイルインダクタンスの影響は無視できる。アクチュエータの抵抗を R_i とすると、駆動電流 i_i とアクチュエータの端子電圧 q_i の関係はオームの法則により $i_i = q_i/R_i$ となる。

さらにコイルの逆起電力を考慮し、アクチュエータの端子電圧を次式で与える。

$$q_i + k_{Ti}(y_i) \dot{y}_i = p_i v_i \quad (4.7)$$

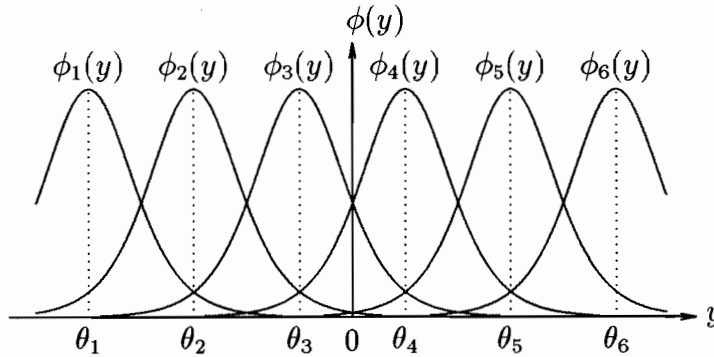
ここに、 v_i はコントローラの制御信号、 p_i は増幅器の増幅率、 $k_{Ti}(y_i)$ は逆起電力係数であり、各々の関節角に依存することを考慮している。オームの法則と式 (4.6)、(4.7) により、制御信号 v_i とトルク τ_i の関係は次式で与えられる。

$$\tau_i = \frac{h_i(y_i)}{R_i} \{p_i v_i - k_{Ti}(y_i) \dot{y}_i\} \equiv k_i(y_i) v_i - f_{Ti}(y_i) \dot{y}_i \quad (4.8)$$

式 (4.8) を用いると、運動方程式 (4.1) は

$$\mathbf{J}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{E}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} + \mathbf{f}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{f}_G(\mathbf{y}) = \mathbf{K}(\mathbf{y}) \mathbf{v} \quad (4.9)$$

ここに、 $\mathbf{K}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{k_1(y_1), k_2(y_2)\}$ 、 $\mathbf{E}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{D_1(y_1) + f_{T1}(y_1), D_2(y_2) + f_{T2}(y_2)\} \equiv \text{diag}\{E_1(y_1), E_2(y_2)\}$ である。リンクの質量 m_i は計測が容易であるが、慣性モーメント I_i は計測が困難なため、 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ は不確定となる。また、アクチュエータの駆動特性 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$ は未知とする。

Fig. 4.2 The shapes and locations of the functions, $\phi_j(y_i)$

4.2.2 非線形フィードバック系の導出

運動系を安定化するためのフィードバック系を導く．運動方程式に対し，フィードバック制御則を次式で与える．

$$\mathbf{v} = -\mathbf{K}_D \dot{\mathbf{y}} - \mathbf{K}_P (\mathbf{y} - \mathbf{u} + \mathbf{u}_B) \quad (4.10)$$

ここに， \mathbf{v} は制御信号， $\mathbf{K}_P = \text{diag}\{k_{P1}, k_{P2}\}$ は比例ゲイン， $\mathbf{K}_D = \text{diag}\{k_{D1}, k_{D2}\}$ は微分ゲイン， \mathbf{u} は運動系への入力， \mathbf{u}_B は $\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ ， $\mathbf{E}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}}$ ， $\mathbf{f}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ ， $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ を補償するためのバイアス入力である．式(4.9)に式(4.10)を代入することにより，次の非線形フィードバック系が導かれる．

$$\begin{aligned} \mathbf{J}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{K}(\mathbf{y})\mathbf{K}_D \dot{\mathbf{y}} + \mathbf{K}(\mathbf{y})\mathbf{K}_P (\mathbf{y} - \mathbf{u} + \mathbf{u}_B) \\ + \mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{E}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} + \mathbf{f}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{f}_G(\mathbf{y}) = \mathbf{0} \end{aligned} \quad (4.11)$$

このようにフィードバックをかけることにより，運動系を安定化することが可能である．しかし，本研究の目的は正確な軌道追従をおこなうことであり，式(4.11)のままでは正確な軌道追従をおこなうことはできない．そこで，次に運動モデル獲得による正確な軌道追従制御をおこなう方法について述べる．

4.3 非線形性のモデル化とゲイン調整

4.3.1 ゲイン調整による駆動系の線形化

式(4.9)の右辺には $\mathbf{K}(\mathbf{y})$ があり、さらにコリオリ力、摩擦力、粘性力が作用し、剛体に作用する駆動力は非線形となる。しかし、もし、 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$, $\mathbf{K}(\mathbf{y})$, $\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$, $\mathbf{E}(\mathbf{y})$, $\mathbf{f}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$, $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ が正確に既知であり、

$$\mathbf{K}_D = \mathbf{K}(\mathbf{y})^{-1} \mathbf{A} \quad (4.12)$$

$$\mathbf{K}_P = \mathbf{K}(\mathbf{y})^{-1} \mathbf{B} \quad (4.13)$$

$$\mathbf{u}_B = \mathbf{B}^{-1} \{ \mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{E}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} + \mathbf{f}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{f}_G(\mathbf{y}) \} \quad (4.14)$$

となるように調整することができれば、式(4.11)における非線形性 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$, $\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$, $\mathbf{E}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}}$, $\mathbf{f}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$, $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ は補償され、

$$\mathbf{J}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{A} \dot{\mathbf{y}} + \mathbf{B}(\mathbf{y} - \mathbf{u}) = \mathbf{0} \quad (4.15)$$

となる。ここに、 \mathbf{A} と \mathbf{B} はそれぞれ目標とする微分ゲイン(粘性)と比例ゲイン(弾性)である。このように、ゲイン \mathbf{K}_D , \mathbf{K}_P , \mathbf{u}_B を \mathbf{y} に応じて調整することにより、コリオリ力、摩擦力、粘性力を打ち消し、剛体に作用する力を式(4.15)左辺の第2, 3項のように線形化することができる。本研究では、このように駆動力を含む剛体に作用する力を線形化することを駆動系の線形化と呼ぶ。駆動系が線形化された運動系に対して逆動力学により目標軌道から入力を生成する。すなわち、

$$\mathbf{u} = \mathbf{B}^{-1} (\mathbf{J}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{A} \dot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{B} \mathbf{y}_M) \quad (4.16)$$

とおく。ここに、 $\mathbf{y}_M = [y_{M1} \ y_{M2}]^T$ は目標軌道である。式(4.16)を式(4.11)に代入して整理することにより

$$\mathbf{J}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A} \dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B} \mathbf{e} = \mathbf{0} \quad (4.17)$$

ここに、 $\mathbf{e} = \mathbf{y}_M - \mathbf{y}$ である。 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ が正定であることは明らかなので、式(4.17)が安定になるように \mathbf{A} 、 \mathbf{B} を設定することにより $\mathbf{e} \rightarrow \mathbf{0}$ とすることができ、軌道を目標軌道に一致させることができる。しかし、現実には、 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ 、 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$ 、 $\mathbf{E}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}}$ 、 $\mathbf{f}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ 、 $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ が未知または不確定であるため、式(4.12)~(4.14)、(4.16)を実現することはできない。そこで、次にこれらの未知の非線形性をモデルとして獲得する手法について述べる。

4.3.2 駆動特性，重力，減衰のモデル化

運動系の非線形性のモデル化について述べる。まず、 $k_i(\mathbf{y}_i)$ 、 $E_i(\mathbf{y}_i)$ 、 $f_{Fi}(\mathbf{y}_i, \dot{\mathbf{y}}_i)$ 、 $f_{Gi}(\mathbf{y})$ を連続1次独立な関数 ϕ_j ($j = 1 \dots n$)を用いて次式のようにモデル表現できるものと仮定する。

$$k_i(\mathbf{y}_i) = \sum_{j=1}^n w_{ij}^K \phi_j(\mathbf{y}_i) \quad (4.18)$$

$$E_i(\mathbf{y}_i) = \sum_{j=1}^n w_{ij}^E \phi_j(\mathbf{y}_i) \quad (4.19)$$

$$f_{Fi}(\mathbf{y}_i, \dot{\mathbf{y}}_i) = \text{sgn}(\dot{\mathbf{y}}_i) \sum_{j=1}^n w_{ij}^F \phi_j(\mathbf{y}_i) \quad (4.20)$$

$$f_{Gi}(\mathbf{y}) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n w_{ijk}^G \phi_j(\mathbf{y}_1) \phi_k(\mathbf{y}_2) \quad (4.21)$$

ここに、 $w_{ij}^{(\cdot)}$ は基底関数の重み係数である。 $k_i(\mathbf{y}_i)$ 、 $E_i(\mathbf{y}_i)$ 、 $f_{Fi}(\mathbf{y}_i, \dot{\mathbf{y}}_i)$ は各々の関節角に依存するが、 $f_{Gi}(\mathbf{y})$ は姿勢に依存するので、2つの関節角に依存するようにモデル化している。そのため、式(4.21)のように基底関数 $\phi_j(\mathbf{y}_1)\phi_k(\mathbf{y}_2)$ を2次元的に配置することにより表現する。

このように基底関数を用いた表現をおこなうための条件は(a)非線形性が有界であること、(b)非線形性が連続で滑らかであることが前提条件となる。一般に制御対象に含まれるパラメータが無限大となることは考えられないので、前提条件(a)は自然に満たされる。前提条件(b)については、関節軸に摩擦が作用するため

厳密には成立しないが、3.3節で述べる摩擦のモデル化により近似的に満たすことができる。

基底関数群 ϕ_j として、図 4.2 に示すように中心 θ_j に最大値を持ち、その前後に滑らかに減少する関数

$$\phi_j(y_i) = \left\{ 1 - \frac{1}{1 + e^{\sigma(y_i - \theta_j)}} \right\} \frac{1}{1 + e^{\sigma(y_i - \theta_j)}} \quad (4.22)$$

を選んで配置すると、式 (4.18)~(4.21) により非線形性を滑らかに表現することができる。ここに、 σ は基底関数の広がりを決める関数である。基底関数として式 (4.22) を用いる理由は学習の干渉を避けるためと、非線形性を滑らかに表現するためである。

非線形な特性を式 (4.18)~(4.21) のように表現することによって、未知の非線形性を推定する問題は重み係数 $w_{ij}^{(\cdot)}$ を推定する問題に置き換えることができる。ただし、 $w_{ij}^{(\cdot)}$ は非線形性を式 (4.18)~(4.21) のように表現した場合の真値を与えるので、制御系に獲得される非線形モデルを次式で与える。

$$\hat{k}_i(y_i) = \sum_{j=1}^n \hat{w}_{ij}^K \phi_j(y_i) \quad (4.23)$$

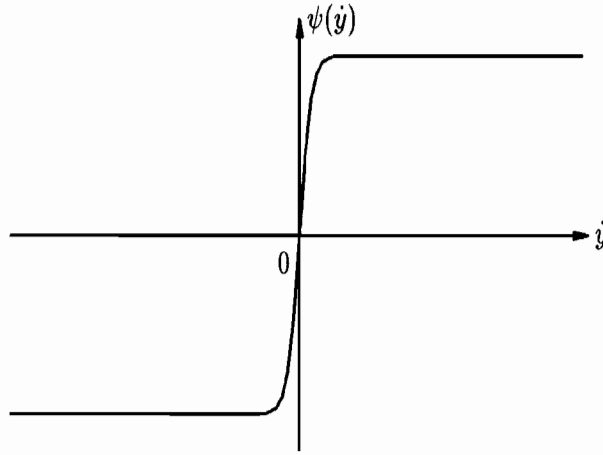
$$\hat{E}_i(y_i) = \sum_{j=1}^n \hat{w}_{ij}^E \phi_j(y_i) \quad (4.24)$$

$$\hat{f}_{Gi}(\mathbf{y}) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \hat{w}_{ijk}^G \phi_j(y_1) \phi_k(y_2) \quad (4.25)$$

ここに、 $\hat{(\cdot)}$ は (\cdot) の推定値である。摩擦のモデル化については次節で述べる。

4.3.3 摩擦力のモデル化

ここでは、動摩擦力のモデル化について述べる。動摩擦力は速度の大きさには関係なく、速度の向きによって摩擦が作用する向きが変化するとして、一般に式 (4.20) のように $\text{sgn}(\dot{y}_i)$ を用いて表現されるが、この関数は連続性が成り立たない

Fig. 4.3 The shape of the function $\psi_j(\dot{y})$

ため、動摩擦力を補償するための制御力に用いると急激な変化が運動系を振動させる。そこで本研究では次の連続関数

$$\psi_j(\dot{y}_i) = \frac{1 - e^{\rho \dot{y}_i}}{1 + e^{\rho \dot{y}_i}} \quad (4.26)$$

を用いて $\text{sgn}(\dot{y}_i)$ を近似する。ここに、 ρ は角速度が 0 になる近傍での $\psi_j(\dot{y}_i)$ の立ち上がりの鋭さを示す係数である。この関数の形状を図 4.3 に示す。この関数を用いて次式により、摩擦モデルを獲得する。

$$f_{Fi}(y_i, \dot{y}_i) = \psi(\dot{y}_i) \sum_{j=1}^n w_{ij}^F \phi_j(y_i) \quad (4.27)$$

4.3.4 慣性モーメントのモデル化

ここでは慣性モーメントをモデルとして獲得することについて述べる。 $m_2 l_1^2$ を慣性モーメントの基準として、

$$\hat{J}_1 = \hat{w}_0^{J1} m_2 l_1^2 \quad (4.28)$$

$$\hat{J}_2 = \hat{w}_0^{J2} m_2 l_1^2 \quad (4.29)$$

$$\hat{J}_{12} = \hat{w}_0^{J12} m_2 l_1^2 \quad (4.30)$$

とおく．無次元パラメータ \hat{w}_0^{J1} , \hat{w}_0^{J2} , \hat{w}_0^{J12} を推定することにより，推定値 \hat{J}_1 , \hat{J}_2 , \hat{J}_{12} を求め，式 (4.2) の $J_{(\cdot)}$ を $\hat{J}_{(\cdot)}$ に置き換えることにより， $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ を求めることができる．

4.3.5 ゲイン調整則

関節角軌道 \mathbf{y} を目標関節角軌道 \mathbf{y}_M に一致させるためのゲイン調整則について述べる．非線形モデル (4.23)~(4.25), (4.27) を用いて， \mathbf{K}_D , \mathbf{K}_P , \mathbf{u}_B の調整則を次式で与える．

$$\mathbf{K}_D = \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} \mathbf{A} \quad (4.31)$$

$$\mathbf{K}_P = \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} \mathbf{B} \quad (4.32)$$

$$\mathbf{u}_B = \mathbf{B}^{-1} \{ \mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{E}}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} + \hat{\mathbf{f}}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) \} \quad (4.33)$$

4.4 非線形モデルの獲得

4.4.1 誤差システムの導出と漸近安定条件

ここでは，目標関節角軌道と関節角軌道の誤差システムを導出し，その誤差が漸近収束するための条件を与える．まず，逆動力学を用いて運動系の入力 \mathbf{u} を次式で与える．

$$\mathbf{u} = \mathbf{B}^{-1} (\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{A} \dot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{B} \mathbf{y}_M) \quad (4.34)$$

ここに， $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ は $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ を推定する行列である．

次に，式 (4.11) に式 (4.23)~(4.27), (4.31)~(4.34) を代入して整理することにより，次の誤差システムが得られる．

$$\mathbf{J}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A} \dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B} \mathbf{e} = -\mathbf{r} \quad (4.35)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{r} = & \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}}_M - \tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y})\mathbf{v} + \tilde{\mathbf{E}}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} + \\ & \tilde{\mathbf{f}}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \tilde{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) \end{aligned} \quad (4.36)$$

ここに、 $(\tilde{\cdot})$ はモデル獲得誤差であり、 $(\tilde{\cdot}) = (\hat{\cdot}) - (\cdot)$ である。また、

$$\mathbf{v} = \mathbf{v}_{FB} + \mathbf{v}_{FF} \quad (4.37)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_{FF} = & \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} \{ \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}}_M + \hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{E}}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} + \\ & \hat{\mathbf{f}}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) \} \end{aligned} \quad (4.38)$$

$$\mathbf{v}_{FB} = -\hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1}(\mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e}) \quad (4.39)$$

となる。 \mathbf{v}_{FB} は制御信号 \mathbf{v} のフィードバック成分を表し、 \mathbf{v}_{FF} は制御信号 \mathbf{v} のフィードフォワード成分を表す。Popov の超安定論 [79][27] によれば、誤差出力 ε を

$$\varepsilon = \mathbf{e} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{e}} \quad (4.40)$$

とおき、式 (4.35)、(4.40) の伝達関数が強正実となるように \mathbf{C} を決定し、次の積分不等式

$$\int_0^t \varepsilon^T \mathbf{r} dt \geq -\delta^2 \quad (4.41)$$

が成立すれば、誤差システム (4.35) は漸近収束する。ここに、 ε^T は ε の転置ベクトル、 δ^2 は時間に依存しない正の定数である。また、この誤差システムには慣性項に非線形性 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ が残るため、非定常な伝達関数となっているが、強正実条件は成立する [27]。

4.4.2 非線形モデル獲得のためのパラメータ学習則

非線形モデル獲得に必要なパラメータの学習則をここで述べる。まず、非線形性をモデル化するパラメータ学習則を次式で与える。

$$\dot{w}_{ij}^K = -\alpha_K \varepsilon_i \phi_j(y_i) v_i \quad (4.42)$$

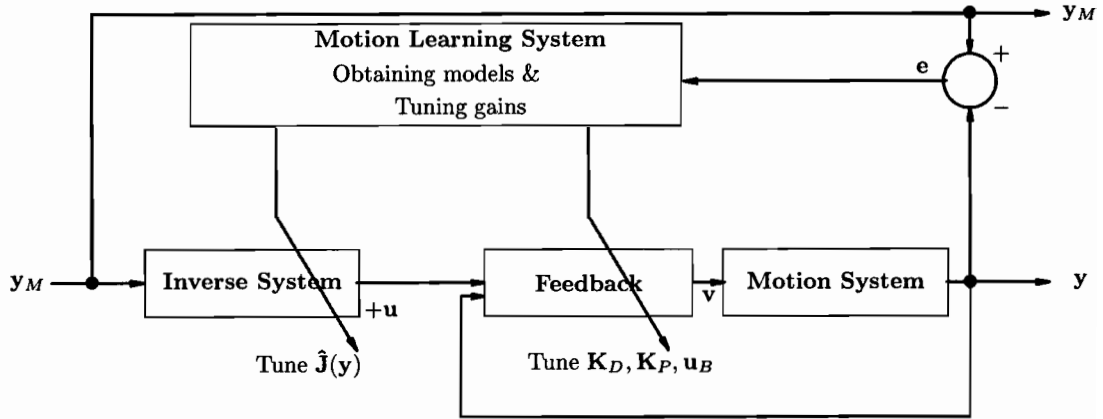


Fig. 4.4 Schematics of the proposed motion control structure

$$\dot{w}_{ij}^E = \alpha_E \varepsilon_i \dot{y}_i \phi_j(y_i) \quad (4.43)$$

$$\dot{w}_{ij}^F = \alpha_F \varepsilon_i \phi_j(y_i) \psi(\dot{y}_i) \quad (4.44)$$

$$\dot{w}_{ijk}^G = \alpha_G \varepsilon_i \phi_j(y_1) \phi_k(y_2) \quad (4.45)$$

次に、慣性モーメントを推定するためのパラメータ学習則を次式で与える。

$$\dot{w}_0^{J1} = \alpha_{J1} \ddot{y}_{M1} \varepsilon_1 \quad (4.46)$$

$$\dot{w}_0^{J2} = \alpha_{J2} (\ddot{y}_{M1} + \ddot{y}_{M2}) (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) \quad (4.47)$$

$$\begin{aligned} \dot{w}_0^{J12} = & -\alpha_{J12} [\varepsilon_1 \{ (\ddot{y}_{M1} + \ddot{y}_{M2}) \sin y_2 + (\dot{y}_1 + \dot{y}_2)^2 \cos y_2 \} \\ & + (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) (\ddot{y}_{M1} \sin y_2 - \dot{y}_1^2 \cos y_2)] \end{aligned} \quad (4.48)$$

以上の式の中で、 $\alpha_{(\cdot)}$ は正の定数である。

系 3 学習則 (4.42)~(4.48) は積分不等式 (4.41) を満足する。

[証明]

式 (4.36) を式 (4.41) の左辺に代入して

$$\int_0^t \varepsilon^T \mathbf{r} dt = \int_0^t \varepsilon^T \{ \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}}_M + \tilde{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) - \tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y}) \mathbf{v}_{FB} \}$$

$$+ \tilde{\mathbf{E}}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} + \tilde{\mathbf{f}}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \tilde{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y})\} dt \quad (4.49)$$

式(4.49)の第1項と第2項について

$$\begin{aligned} & \int_0^t \{\varepsilon^T \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}}_M + \tilde{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})\} dt \\ &= m_2 l_1^2 \int_0^t \underbrace{(\tilde{w}_0^{J1} \varepsilon_1 \ddot{y}_{M1})}_{\dot{w}_{J1}/\alpha_{J1}} + \underbrace{(\tilde{w}_0^{J2} (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) (\ddot{y}_{M1} + \ddot{y}_{M2}))}_{\dot{w}_{J2}/\alpha_{J2}} \\ & \quad + \tilde{w}_{J12} [-\varepsilon_1 \{(\ddot{y}_{M1} + \ddot{y}_{M2}) \sin y_2 + (\dot{y}_1 + \dot{y}_2)^2 \cos y_2\} \\ & \quad \quad \quad \underbrace{- (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) (\ddot{y}_{M1} \sin y_2 - \dot{y}_1^2 \cos y_2)}_{\dot{w}_{J12}/\alpha_{J12}}] dt \\ &= \frac{1}{2} \int_0^t \frac{d}{dt} \left\{ \frac{(\tilde{w}_0^{J1})^2}{\alpha_{J1}} + \frac{(\tilde{w}_0^{J2})^2}{\alpha_{J2}} + \frac{(\tilde{w}_0^{J12})^2}{\alpha_{J12}} \right\} dt \\ &\geq -\frac{1}{2} \left[\frac{(\tilde{w}_0^{J1})^2}{\alpha_{J1}} + \frac{(\tilde{w}_0^{J2})^2}{\alpha_{J2}} + \frac{(\tilde{w}_0^{J12})^2}{\alpha_{J12}} \right]_{t=0} \\ &\equiv -\delta_1^2 \end{aligned} \quad (4.50)$$

式(4.49)の第3項～第6項について同様に

$$\begin{aligned} - \int_0^t \varepsilon^T \tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y}) \mathbf{v}_{FB} dt &\geq -\frac{1}{2\alpha_K} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n [(\tilde{w}_{ij}^K)^2]_{t=0} \\ &\equiv -\delta_2^2 \end{aligned} \quad (4.51)$$

$$\int_0^t \varepsilon^T \tilde{\mathbf{E}}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} dt \geq -\frac{1}{2\alpha_E} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n [(\tilde{w}_{ij}^E)^2]_{t=0} \equiv -\delta_3^2 \quad (4.52)$$

$$\int_0^t \varepsilon^T \tilde{\mathbf{f}}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) dt \geq -\frac{1}{2\alpha_F} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n [(\tilde{w}_{ij}^F)^2]_{t=0} \equiv -\delta_4^2 \quad (4.53)$$

$$\int_0^t \varepsilon^T \tilde{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) dt \geq -\frac{1}{2\alpha_G} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n [(\tilde{w}_{ijk}^G)^2]_{t=0} \equiv -\delta_5^2 \quad (4.54)$$

式(4.50)～(4.54)から

$$\int_0^t \varepsilon^T \mathbf{r} dt \geq -\sum_{j=1}^5 \delta_j^2 \equiv -\delta^2 \quad (4.55)$$

となり、式(4.41)が成立する。ここに、 δ , $\delta_1 \sim \delta_5$ は定数である。

[証明終わり]

4.4.3 強正実であるための条件

ここでは、式 (4.35) , (4.40) の伝達関数が強正実となるために \mathbf{C} に課せられる条件を与える。まず、式 (4.35) に対して次の状態方程式が得られる。

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{e}} \\ \ddot{\mathbf{e}} \end{bmatrix} = \mathbf{A}_E \begin{bmatrix} \mathbf{e} \\ \dot{\mathbf{e}} \end{bmatrix} + \mathbf{B}_E(-\mathbf{r}) \quad (4.56)$$

$$\mathbf{A}_E = \begin{bmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{I}_2 \\ -\mathbf{J}(\mathbf{y})^{-1}\mathbf{B} & -\mathbf{J}(\mathbf{y})^{-1}\mathbf{A} \end{bmatrix} \quad (4.57)$$

$$\mathbf{B}_E = \begin{bmatrix} \mathbf{O}_2 \\ \mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \quad (4.58)$$

ここに、 \mathbf{I}_n は n 次の単位行列、 \mathbf{O}_n は n 次の零行列である。この式に Kalman-Yakobuvovich の補助定理 [79] を適用する。すなわち、 \mathbf{A}_E 、 \mathbf{B}_E 、 $\mathbf{C}_E = [\mathbf{I}_2 \ \mathbf{C}]$ を用いて次の Lyapunov 方程式を与え、

$$\mathbf{A}_E^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A}_E = -\mathbf{Q} \quad (4.59)$$

$$\mathbf{B}_E^T \mathbf{P} = \mathbf{C}_E \quad (4.60)$$

正定解 \mathbf{P} 、 \mathbf{Q} が存在すれば、式 (4.35) , (4.40) の伝達関数は強正実となる。

系 $\mathbf{R} = (1/2)(\mathbf{J}(\mathbf{y})\mathbf{\Lambda}^{-1} + \mathbf{\Lambda}^{-1}\mathbf{J}(\mathbf{y}))$ の固有値 $\mu_i > 0 (i = 1, 2)$ となる対角行列 $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2\}$ を選び、 $\mathbf{A} = a\mathbf{\Lambda} (a > 0)$ 、 $\mathbf{B} = b\mathbf{\Lambda} (b > 0)$ 、 $\mathbf{C}_E = [\mathbf{I}_2 \ \mathbf{C}]$ 、 $\mathbf{C} = c\mathbf{I}$ とおくと、 a 、 b 、 c が次の 2 つの条件

$$a = bc \quad (4.61)$$

$$c > \max_{i=1,2} \left(\frac{\mu_i}{a} \right) \quad (4.62)$$

を満たせば、式 (4.35) , (4.40) の伝達関数は強正実となる。

[証明]

条件式 (4.61), (4.62) によって Lyapunov 方程式 (4.59), (4.60) の解 \mathbf{P} , \mathbf{Q} が正定となることを示す. まず, 式 (4.58), (4.60) から

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_1 & \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{I}_2 & c\mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \quad (4.63)$$

となる. ここに, \mathbf{P}_1 は 2 行 2 列の正定対称行列である.

$$\mathbf{P}_1 = 2a\mathbf{R}^{-1} \quad (4.64)$$

とおき, 対称行列 \mathbf{R} を対角化する直交行列を \mathbf{T} , すなわち, $\mathbf{T}^T\mathbf{R}\mathbf{T} = \text{diag}\{\mu_1, \mu_2\} \equiv \mathbf{M}$ とする. \mathbf{P} は次の相似変換により,

$$\mathbf{P}' \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{T}^T & \mathbf{O}_2 \\ \mathbf{O}_2 & \mathbf{T}^T \end{bmatrix} \mathbf{P} \begin{bmatrix} \mathbf{T} & \mathbf{O}_2 \\ \mathbf{O}_2 & \mathbf{T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2a\mathbf{M}^{-1} & \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{I}_2 & c\mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \quad (4.65)$$

さらに第 2 行と第 3 行, 第 2 列と第 3 列を入れ換える相似変換により,

$$\mathbf{P}'' \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{B1} & \mathbf{O}_2 \\ \mathbf{O}_2 & \mathbf{P}_{B2} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{P}_{Bi} \equiv \begin{bmatrix} 2a/\mu_i & 1 \\ 1 & c \end{bmatrix} \quad (4.66)$$

のブロック対角行列に変換できる. この固有方程式は $\lambda^2 - (c + 2a/\mu_i)\lambda + 2ca/\mu_i - 1 = 0$ となり, 条件式 (4.62) により, その係数 $c + 2a/\mu_i > 0$, $2ca/\mu_i - 1 > 0$ であるので, 解と係数の関係から固有値は正となる. したがって, \mathbf{P} は正定となる.

次に条件式 (4.61) と式 (4.64) を用いると, 式 (4.59) は

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 2b\mathbf{R}^{-1} & \mathbf{O}_2 \\ \mathbf{O}_2 & 2(ca\mathbf{R}^{-1} - \mathbf{I}_2) \end{bmatrix} \quad (4.67)$$

となる. $ca\mathbf{R}^{-1} - \mathbf{I}_2 = \mathbf{T}(ca \cdot \text{diag}\{1/\mu_1, 1/\mu_2\} - \mathbf{I}_2)\mathbf{T}^T$ となり, 条件式 (4.62) により $ca\mu_i - 1 > 0$ となる. したがって, \mathbf{Q} は正定となる.

[証明終わり]

系 5 $\bar{\mu}\mathbf{I}_2 - \mathbf{R}$ が正定となる $\bar{\mu}$ が存在すれば,

$$c > \frac{\bar{\mu}}{a} \quad (4.68)$$

は式 (4.35), (4.40) の伝達関数が強正実となるための条件となる.

[証明]

$\bar{\mu}\mathbf{I}_2 - \mathbf{R} = \mathbf{T}(\bar{\mu}\mathbf{I} - \mathbf{M})\mathbf{T}^T$ が正定ならば、 $\bar{\mu} - \mu_i > 0$ となるので式 (4.68) が成立すれば、条件式 (4.62) が成立する。

[証明終わり]

$\mathbf{J}(\mathbf{y})$ は不確定であるが、この系 3 により定数 $\bar{\mu}$ を用いて強正実条件を与えることができる。

4.4.4 制御系の構成

ここで、提案する運動制御手法を整理する。

Scheme1 学習則 (4.42)~(4.45) により駆動系の非線形特性 $\hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})$ 、粘性特性 $\hat{\mathbf{E}}(\mathbf{y})$ 、摩擦特性 $\hat{\mathbf{f}}_F(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ 、重力 $\hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y})$ をそれぞれ式 (4.23)~(4.25)、(4.27) としてモデル化する。また、学習則 (4.46)~(4.48) により慣性モーメント $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ とコリオリ力 $\hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ をそれぞれ式 (4.2)、(4.3) の J_1, J_2, J_{12} を $\hat{J}_1, \hat{J}_2, \hat{J}_{12}$ に置き換えることによりモデル化する。

Scheme2 Scheme1 で獲得されたモデルを用いて式 (4.31)~(4.33) により、 $\mathbf{K}_D, \mathbf{K}_P, \mathbf{u}_B$ を調整する。

Scheme3 式 (4.34) を用いて目標軌道 \mathbf{y}_M から駆動系 (4.10) への入力 \mathbf{u} を生成する。

Scheme1~Scheme3 を繰り返すことにより、運動系のモデル獲得と制御をおこなう。本研究ではこれを運動学習と呼ぶ。

本研究で提案する制御構造を図 4.4 にブロック図として示す。このブロック図が示すように、提案する制御構造は主としてフィードバック系、運動学習系、逆動力学系の 3 つのブロックから成り立っており、Scheme1 と Scheme2 は運動学習系ブロックで実行され、Scheme3 は逆動力学ブロックで実行される。また、式 (4.37)~(4.39)

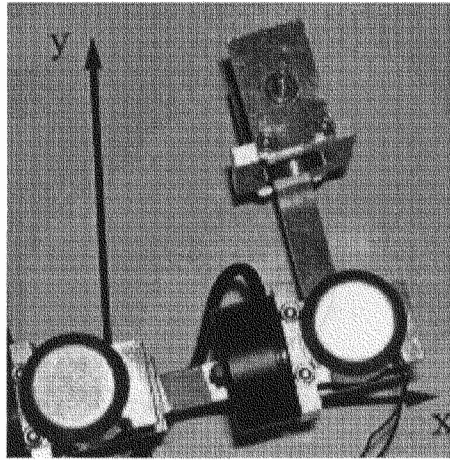


Fig. 4.5 2-degrees-of-freedom link motion system used in experiment

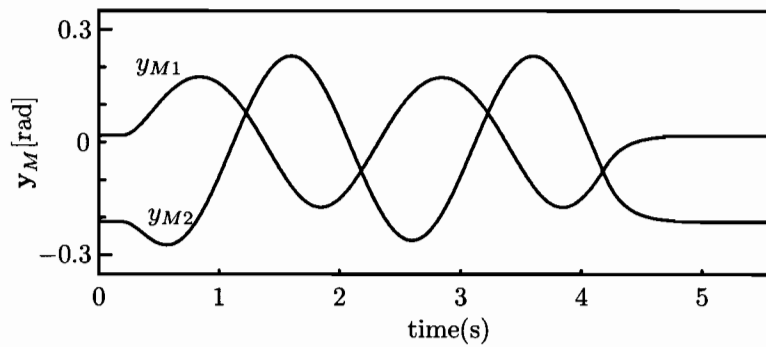


Fig. 4.6 Objective angle trajectory

において、モデル獲得前では、 \mathbf{v}_{FF} が働かず、 \mathbf{v}_{FB} のみのフィードバック制御であるが、モデル獲得後では \mathbf{v}_{FF} が出力されフィードフォワード制御へと移行する。したがって、モデル獲得前よりもモデル獲得後では、 \mathbf{v}_{FB} が小さくならなければならない。

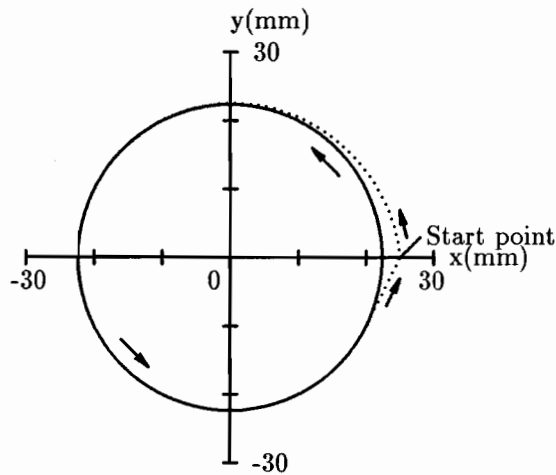


Fig. 4.7 Objective trajectory in the x-y plane

4.5 2自由度リンク運動系での軌道追従制御実験

4.5.1 実験装置の構成

実験に用いた2自由度リンク機構を図4.5に示す。この2自由度リンク機構は強い非線形性を持つ電磁アクチュエータ(新電元製ロータリソレノイド)によってダイレクト駆動され、関節角は12bitのアブソリュート型ロータリエンコーダ(マイクロテックラボラトリ製)を用いて検出する。ロータリエンコーダの分解能は $7.66 \times 10^{-4} \text{rad}(= 3.14 \text{rad}/4096)$ である。リンクの材質はアルミであり、第1, 2リンクの質量はそれぞれ $m_1 = 0.96 \text{kg}$, $m_2 = 0.76 \text{kg}$, 長さはそれぞれ $l_1 = l_2 = 0.13 \text{m}$ である。制御系はフィードバック系と調整系に階層化されている。フィードバック(4.10)をDSP(MTT製LORY;TMS320C30,clock33MHzを内臓)により実行し、サンプリングレートは2kHzである。また、フィードバックゲイン \mathbf{K}_D , \mathbf{K}_P , \mathbf{u}_B の調整と学習による \hat{w}_{ij}^K , \hat{w}_{ij}^E , \hat{w}_F^K , \hat{w}_{ijk}^G , \hat{w}_0^{J1} , \hat{w}_0^{J2} , \hat{w}_0^{J12} の推定をパーソナルコンピュータ(NEC製9821;Pentium,clock133MHzを内臓)により実行し、サンプリングレートは100Hzである。

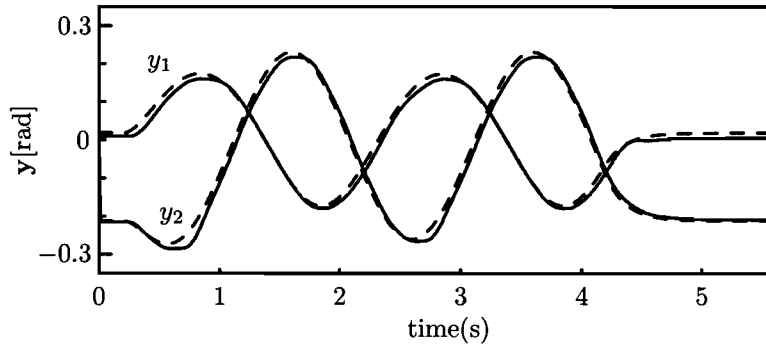


Fig. 4.8 Angle trajectory before motion learning

4.5.2 実験条件の設定

本実験でおこなった実験条件の設定について述べる．まず，図 4.6 に実験で用いた目標関節角軌道を示す．また，この目標軌道を x - y 平面に座標変換したものを図 4.7 に示す．この x - y 平面の座標中心は図 4.1 の $x = l_1$ ， $y = l_2$ としている．目標軌道は，加速度がアクチュエータの駆動力限界を越えないように半径 25mm の円軌道を 2 周するデータにローパスフィルタをかけたものとした．そのため，円軌道の半径が小さくなり，始点から点線で示す軌道を描いた後，実線で示す半径 22mm の円を 1 回半描き，最後に点線で示す軌道を描いて始点へ戻る軌道となっている．本実験では， $n = 6$ ， $\sigma = 17.6$ ， $\rho = 100$ ， $\theta_j = 0.2j - 0.7 (j = 1, \dots, 6)$ ，パラメータの初期値を $\hat{w}_{ij}^K = 1.0$ ， $\hat{w}_{ij}^E = \hat{w}_{ij}^F = \hat{w}_{ij}^G = \hat{w}_0^{J1} = \hat{w}_0^{J2} = \hat{w}_0^{J12} = 0$ となるように設定した．したがって，運動学習前ではフィードバックのみが作用し，フィードフォワードは作用しない．また， $\mathbf{A} = \text{diag}\{0.2, 0.1\}$ ， $\mathbf{B} = \text{diag}\{4.0, 2.0\}$ ， $\mathbf{C} = \text{diag}\{0.05, 0.05\}$ に設定した．

4.5.3 実験結果と考察

2 自由度リンク機構に対して本手法を適用し，軌道追従実験をおこなった結果について述べる．まず，図 4.8 に運動学習前の目標関節角軌道と関節角軌道を示す．

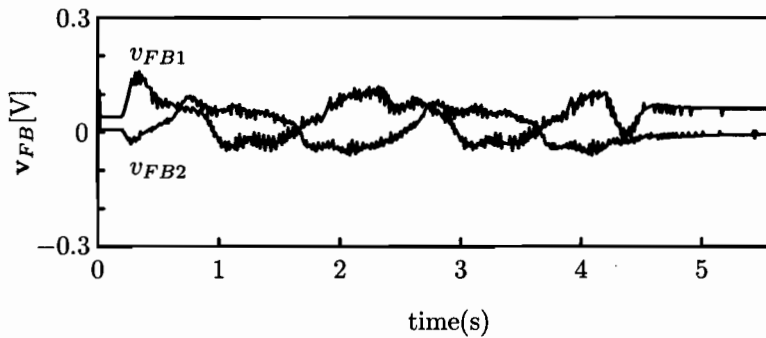


Fig. 4.9 Control signal of Feedback before motion learning

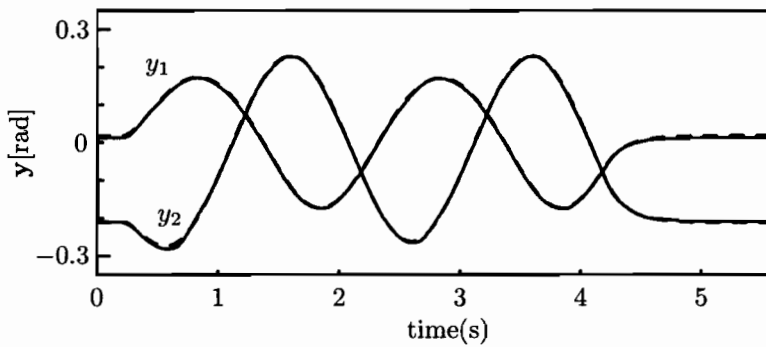


Fig. 4.10 Angle trajectory after motion learning

運動学習前ではフィードバックのみが作用し、フィードフォワードは作用しないので、目標関節角軌道に対して関節角軌道に遅れが生じている。

図4.9に学習前のフィードバック信号 \mathbf{v}_{FB} を示す。目標関節角軌道に対する関節角軌道の遅れに対応して、このフィードバック信号が発生するので、 \mathbf{v}_{FB} は軌道追従誤差を表しているとも考えられる。フィードバックゲインを大きくすると、すなわち関節粘弾性を強くすると見かけ上の軌道追従誤差は小さくなるが、フィードバック信号 \mathbf{v}_{FB} を小さくすることはできない。したがって、もし学習後にフィードバック信号 \mathbf{v}_{FB} が小さくなったとすれば、その原因はフィードフォワード信号による効果と考えられる。そこで、学習前後のフィードバック信号を比較することと、フィードフォワード信号を観察することで学習の効果を確認する。

図4.10に目標関節角軌道と30回の運動学習(約5分)をおこなった後の関節角

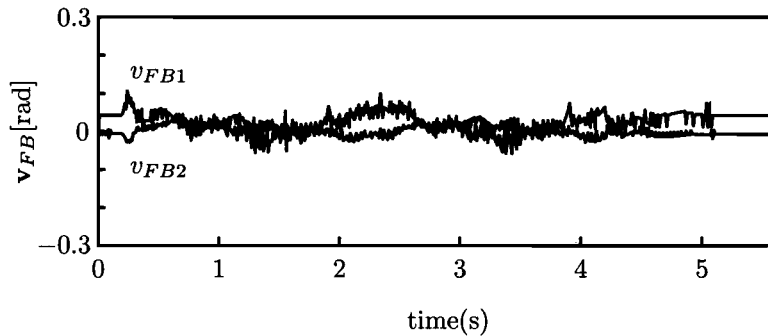


Fig. 4.11 Control signal of Feedback after motion learning

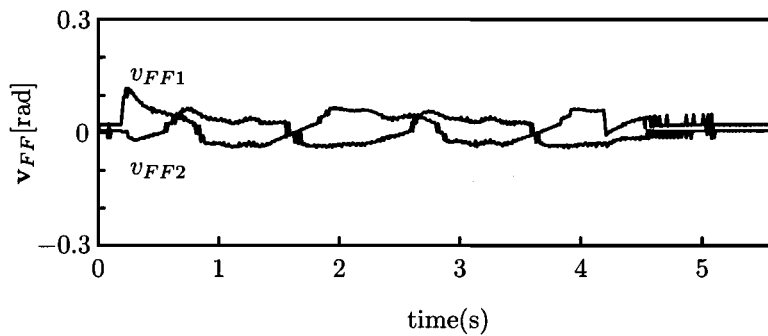


Fig. 4.12 Control signal of Feedforward after motion learning

軌道を示す。運動学習後ではフィードバック制御に見られた遅れがなくなり、関節角の軌道追従性能が向上していることがわかる。

図 4.11 に運動学習後のフィードバック信号 \mathbf{v}_{FB} を示す。運動学習前の \mathbf{v}_{FB} よりも小さくなっており、関節角速度も含めた軌道追従性能が向上していることがわかる。

図 4.12 に運動学習後のフィードフォワード信号 \mathbf{v}_{FF} を示す。運動学習前では $\mathbf{v}_{FF} = 0$ であったが、運動学習後では \mathbf{v}_{FF} が発生し、運動学習前のフィードバック信号と類似した波形で鋭く立ち上がっている。これはフィードバック信号が目標軌道からのずれによって発生していたのに対し、フィードフォワード信号は獲得したモデルを用いて運動を予測して発生しているためである。したがって、運動学習後のフィードバック信号の減少はフィードフォワード信号の効果が現れた

ことを示している。フィードバック信号は観測値 \mathbf{y} , $\dot{\mathbf{y}}$ を用いて生成するため、微分操作により誤差が増幅され、小刻みな振動が見られるが、フィードフォワード信号 \mathbf{v}_{FF} には小刻みな振動よりも不連続な変動が見られる。これは角速度が0となる近傍においてフィードフォワード信号の動摩擦成分が現れているためであり、獲得された摩擦モデルの働きを示している。以上の実験結果から提案した手法の有効性が確認できた。

4.6 おわりに

本研究では複数の剛体からなる未知または不確定な非線形性を有する運動系に対して、1) 運動系に存在する非線形モデルの獲得、2) 獲得した非線形モデルを用いた駆動系の線形化、3) 獲得された運動系の逆動力学構成による運動制御を実現するための手法を提案した。また、提案した手法により、ダイレクト駆動2自由度リンク機構に対してモデル獲得による制御可能なことを確認した。したがって、複数の剛体からなる運動系に対しても提案した手法は有効であると結論できる。

第5章 H_∞ 制御組み込みによる軌道追従性能の向上

5.1 はじめに

剛体運動系における高性能な軌道制御をおこなうためには、その剛体運動系の逆動力学を構成することによりフィードフォワード制御をおこなうことが効果的である。そこで、適応制御やニューラルネットワークを用いて運動系のモデル化による軌道制御が試みられており、学習による運動系の制御へと発展してきている [63, 59]。著者らも運動系のモデル獲得により未知または不確定な非線形性を有する運動系に対して正確な軌道制御をおこなうための手法を提案してきた [70, 71]。

しかし、モデル化誤差が存在するために学習を継続すると、この誤差が蓄積されて制御系が不安定になることが知られている。これに関しては学習則に処置を施すことによるロバスト適応制御などの手法が知られているが、軌道誤差がある許容限度内に収まると学習を打ち切るために、それ以上軌道追従性能が向上しないという問題が残る。一方、線形制御理論では外乱を抑制するのに効果のある H_∞ 制御理論が開発されて、運動制御に効果をあげている [20, 57, 18]。しかし、 H_∞ 制御を用いて運動系を制御するためには、その運動系に含まれる未知のパラメータをオフラインで同定し、公称モデルを決定しなければならない。また、モデル化誤差や外乱の影響を H_∞ ノルムで規定されるゲインよりも小さくすることはできない。さらに、 H_∞ 制御器は制御対象が線形であることを前提としているが、一般に運動系は非線形であるため、大域的に満足な軌道制御性能を得ることは困難と

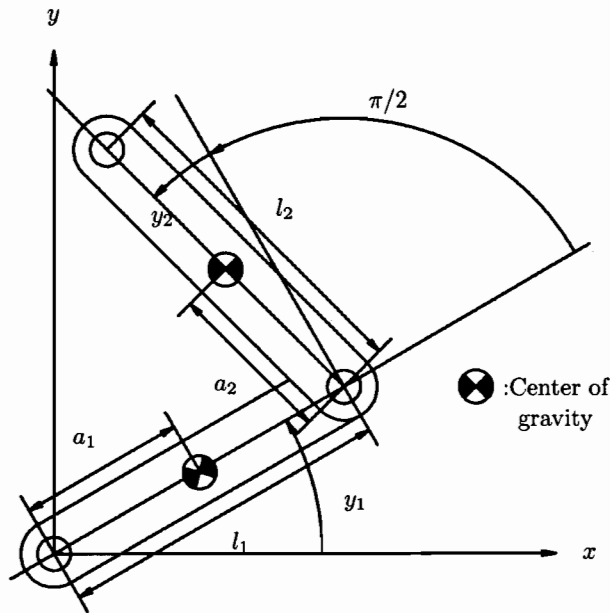


Fig. 5.1 2-degree-of-freedom link motion system

なる。

そこで、本研究では運動系のモデル獲得による制御と、モデル化誤差の影響を低減化できる H_∞ 制御の特長を融合し、オンラインで運動モデルを獲得し、 H_∞ 制御によりモデル化誤差による軌道誤差を低減化する手法を提案する。本論文では、まず、1) 運動系に存在する非線形モデルの獲得により運動系を大域的に線形化し、2) H_∞ 制御を導入することにより、軌道追従誤差を低減化し、軌道追従性能を向上させる方法を導く。次に、提案するモデル獲得手法により運動モデルが制御系に獲得されることを数値実験において確認した上で、モデル獲得と H_∞ 制御を組み合わせた制御手法をダイレクト駆動2自由度リンク機構における軌道制御実験に適用し、提案する手法の有効性を確認する。

5.2 運動学習系の導出

5.2.1 運動系の導出

本論文では図 5.1 に示すダイレクト駆動 2 自由度リンク機構を考える。図中の y_i , l_i , a_i ($i=1,2$) はそれぞれリンク i の関節角, 軸間距離, 駆動軸から重心までの距離である。この図では第 2 リンク先端を xy 座標上で位置決めするために第 2 関節角が直角となるときを関節角の基準としている。この運動系を次式の運動方程式として表現する。

$$\begin{aligned} \mathbf{J}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{f}_G(\mathbf{y}) + \mathbf{D}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} + \mathbf{f}_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) \\ = \mathbf{K}(\mathbf{y})\mathbf{v} \end{aligned} \quad (5.1)$$

ここに, \mathbf{y} は関節角における 2 次の運動軌道ベクトル, $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ は 2 次の慣性行列, $\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ は 2 次のコリオリカベクトルであり, 次式となる。

$$\mathbf{J}(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} J_1 + J_2 - 2J_{12}\sin y_2 & J_2 - J_{12}\sin y_2 \\ J_2 - J_{12}\sin y_2 & J_2 \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

$$\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = J_{12}\cos y_2 \begin{bmatrix} -2\dot{y}_1\dot{y}_2 - \dot{y}_2^2 \\ \dot{y}_1^2 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

ここに, $J_1 = I_1 + (m_1 + 4m_2)l_1^2$, $J_2 = I_2 + m_2l_2^2$, $J_{12} = 2m_2a_1l_2$, m_i と I_i ($i = 1, 2$) はそれぞれリンク i の質量と重心軸まわりの慣性モーメントである。また, $\mathbf{f}_G(\mathbf{y}) = [f_{G1}(\mathbf{y}), f_{G2}(\mathbf{y})]^T$ は姿勢に依存する重力などの 2 次のトルクベクトル, $\mathbf{D}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{d_1(y_1), d_2(y_2)\}$ は電磁アクチュエータを駆動するとき発生する逆起電力の係数と機械的粘性減衰係数を合わせた減衰係数行列, $\mathbf{f}_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ は摩擦などモデル化できない 2 次の非モデル化力ベクトル, $\mathbf{K}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{k_1(y_1), k_2(y_2)\}$ はアクチュエータの力/電圧変換係数を与える駆動特性行列, \mathbf{v} は 2 次のトルク制御信号 (電圧) ベクトルである。

関節角からリンク先端軸の空間座標 (x, y) への変換式は次式となる。

$$x = l_1\cos y_1 - l_2\sin y_2 \quad (5.4)$$

$$y = l_1 \sin y_1 + l_2 \cos y_2 \quad (5.5)$$

運動系を安定化するために駆動電圧に対し、次式のフィードバック則を適用する。

$$\mathbf{v} = -\mathbf{K}_D \dot{\mathbf{y}} - \mathbf{K}_P (\mathbf{y} - \mathbf{u} - \mathbf{u}_B) \quad (5.6)$$

ここに、 \mathbf{K}_D は微分ゲイン行列、 \mathbf{K}_P は比例ゲイン行列、 \mathbf{u} は目標軌道から生成される制御系への2次の入力ベクトル、 \mathbf{u}_B は重力やその他の外力を補償する2次の入力ベクトルである。本研究では、式(5.6)に含まれる行列 \mathbf{K}_D 、 \mathbf{K}_P とベクトル \mathbf{u}_B を調整することにより運動系を線形化する。

5.2.2 \mathbf{K}_D 、 \mathbf{K}_P 、 \mathbf{u}_B の調整による運動系の線形化と逆動力学系の導出

非線形な駆動系を大域的に線形化するため、次式によりゲイン行列 K_D 、 K_P を調整する。

$$\mathbf{K}_D = \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \mathbf{A} \quad (5.7)$$

$$\mathbf{K}_P = \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \mathbf{B} \quad (5.8)$$

ここに、行列 $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ は行列 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ の推定モデル、行列 $\hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})$ は行列 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$ の推定モデル、行列 $\mathbf{A} = \text{diag}\{a_1, a_2\}$ と行列 $\mathbf{B} = \text{diag}\{b_1, b_2\}$ はそれぞれ目標とする粘性と弾性を与える正定行列である。また、 \mathbf{u}_B はコリオリ力、重力、粘性摩擦を補償する2次ベクトルであり、

$$\mathbf{u}_B = \mathbf{B}^{-1} \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1} (\hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{D}}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} + \hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y})) \quad (5.9)$$

ここに、ベクトル $\hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ 、 $\hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y})$ はそれぞれベクトル $\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ 、 $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ の推定モデルである。式(5.6)に式(5.7)~(5.9)を代入して整理すると次式となる。

$$\begin{aligned} \mathbf{v} = & \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} [\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \{-\mathbf{A} \dot{\mathbf{y}} - \mathbf{B}(\mathbf{y} - \mathbf{u})\} \\ & + \hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) + \hat{\mathbf{D}}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}}] \end{aligned} \quad (5.10)$$

ここで, $(\hat{\cdot}) = (\cdot)$, すなわち運動モデルが制御系内に獲得され, さらに $\mathbf{f}_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = \mathbf{0}$ とすれば, 式 (5.1) は次式の線形系に帰着される.

$$\ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{y}} + \mathbf{B}(\mathbf{y} - \mathbf{u}) = \mathbf{0} \quad (5.11)$$

そこで, 入力ベクトル \mathbf{u} に対して式 (5.11) の逆動力学を構成することにより

$$\mathbf{u} = \mathbf{B}^{-1}(\ddot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{A}\dot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{B}\mathbf{y}_M) \quad (5.12)$$

で与える. ここに, \mathbf{y}_M は 2 次の目標軌道ベクトルである. 式 (5.10) に式 (5.12) を代入して整理すると次式となる.

$$\begin{aligned} \mathbf{v} = & \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} \{ \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})(\ddot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e}) \\ & + \hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) + \hat{\mathbf{D}}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} \} \end{aligned} \quad (5.13)$$

ここに, $\mathbf{e} = \mathbf{y}_M - \mathbf{y}$ は 2 次の軌道追従誤差ベクトルである. 式 (5.13) において制御系内に獲得されるモデル $(\hat{\cdot}) = (\cdot)$ となればベクトル $\mathbf{e} = \mathbf{0}$, $\dot{\mathbf{e}} = \mathbf{0}$ となり, 非モデル化力 $\mathbf{f}_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ を除いて式 (5.1) の右辺は左辺に一致する.

5.2.3 非線形性のモデル化

ダイレクト駆動 2 自由度リンク運動系に含まれる非線形性 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$, $\mathbf{K}(\mathbf{y})$, $\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$, $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ をモデルとして獲得するための J_1 , J_2 , J_{12} , $k_i(y_i)$, $d_i(y_i)$, $f_{G_i}(\mathbf{y})$ のモデル化について述べる. まず, J_1 , J_2 , J_{12} のモデル \hat{J}_1 , \hat{J}_2 , \hat{J}_{12} を次式で与える.

$$\hat{J}_1 = \hat{w}_0^{J_1} m_2 l_1^2 \quad (5.14)$$

$$\hat{J}_2 = \hat{w}_0^{J_2} m_2 l_1^2 \quad (5.15)$$

$$\hat{J}_{12} = \hat{w}_0^{J_{12}} m_2 l_1^2 \quad (5.16)$$

次に, 駆動力特性行列 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$, 減衰行列 $\mathbf{D}(\mathbf{y})$, 重力ベクトル $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ は関節軸の角度, 姿勢によって変化するので, これらのモデル $\hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{\hat{k}_1(y_1), \hat{k}_2(y_2)\}$,

$\hat{\mathbf{D}}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{\hat{d}_1(y_1), \hat{d}_2(y_2)\}$, $\hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) = [\hat{f}_{G1}(\mathbf{y}), \hat{f}_{G2}(\mathbf{y})]^T$ を以下のように連続1次独立な関数 ϕ_j ($j = 1 \dots n$) の線形結合として表現する.

$$\hat{k}_i(y_i) = \sum_{j=1}^n \hat{w}_j^{K_i} \phi_j(y_i) \quad (5.17)$$

$$\hat{d}_i(y_i) = \sum_{j=1}^n \hat{w}_j^{D_i} \phi_j(y_i) \quad (5.18)$$

$$\hat{f}_{G_i}(\mathbf{y}) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \hat{w}_{jk}^{G_i} \phi_j(y_1) \phi_k(y_2) \quad (5.19)$$

$$(5.20)$$

ここに, $\hat{w}_j^{K_i}$, $\hat{w}_j^{D_i}$, $\hat{w}_{jk}^{G_i}$ はそれぞれ $\hat{k}_i(y_i)$, $\hat{d}_i(y_i)$, $\hat{f}_{G_i}(\mathbf{y})$ を表現するための基底関数 $\phi_j(y_i)$ の結合荷重である. また, 基底関数 $\phi_j(y_i)$ は次式で与える.

$$\phi_j(y_i) = \left\{ 1 - \frac{1}{1 + e^{\sigma(y_i - \theta_j)}} \right\} \frac{1}{1 + e^{\sigma(y_i - \theta_j)}} \quad (5.21)$$

以上の $\hat{w}_0^{J_1}$, $\hat{w}_0^{J_2}$, $\hat{w}_0^{J_{12}}$, $\hat{w}_j^{K_i}$, $\hat{w}_j^{D_i}$, $\hat{w}_{jk}^{G_i}$ の学習による獲得方法については次節で述べる.

5.2.4 モデル獲得のための学習則

ここでは, Popov の超安定論 [79] により得られるモデル獲得に必要な結合荷重 $\hat{w}_0^{J_1}$, $\hat{w}_0^{J_2}$, $\hat{w}_0^{J_{12}}$, $\hat{w}_j^{K_i}$, $\hat{w}_j^{D_i}$, $\hat{w}_{jk}^{G_i}$ の学習則について述べる. まず, 慣性モーメント J_1 , J_2 , J_{12} を推定するための \hat{w}^{J_1} , \hat{w}^{J_2} , $\hat{w}^{J_{12}}$ の学習則を次式で与える.

$$\dot{\hat{w}}_0^{J_1} = \alpha_{J_1} \ddot{y}_{M1} \varepsilon_1 \quad (5.22)$$

$$\dot{\hat{w}}_0^{J_2} = \alpha_{J_2} (\ddot{y}_{M1} + \ddot{y}_{M2}) (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) \quad (5.23)$$

$$\begin{aligned} \dot{\hat{w}}_0^{J_{12}} = & -\alpha_{J_{12}} [\varepsilon_1 \{ (\ddot{y}_{M1} + \ddot{y}_{M2}) \sin y_2 \\ & + (\dot{y}_1 + \dot{y}_2)^2 \cos y_2 \} \\ & + (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) (\ddot{y}_{M1} \sin y_2 - \dot{y}_1^2 \cos y_2)] \end{aligned} \quad (5.24)$$

次に，駆動力特性 $k_i(y_i)$ ，減衰 $d_i(y_i)$ ，重力 $f_{G_i}(\mathbf{y})$ の非線形性をモデル化する $\hat{w}_j^{K_i}$ ， $\hat{w}_j^{D_i}$ ， $\hat{w}_{jk}^{G_i}$ の学習則を次式で与える．

$$\dot{\hat{w}}_j^{K_i} = -\alpha_K \varepsilon_i \phi_j(y_i) v_i \quad (5.25)$$

$$\dot{\hat{w}}_j^{D_i} = -\alpha_D \varepsilon_i \phi_j(y_i) \dot{y}_i \quad (5.26)$$

$$\dot{\hat{w}}_{jk}^{G_i} = \alpha_G \varepsilon_i \phi_j(y_1) \phi_k(y_2) \quad (5.27)$$

ここに，

$$\varepsilon_i = e_i + c \dot{e}_i \quad (5.28)$$

以上の式の中で， $\alpha_{(\cdot)}$ は正の定数である． c は Popov の超安定論において強正実条件を満足するために必要な定数である．2 次の単位行列 \mathbf{I}_2 を用いて行列 $\mathbf{A} = a\mathbf{I}_2$ ， $\mathbf{B} = b\mathbf{I}_2$ とすれば， $\bar{\mu}$ を $\bar{\mu}\mathbf{I}_2 - \mathbf{J}(\mathbf{y})^{-1}\mathbf{J}(\mathbf{y})$ が正定となる定数に設定すると，

$$c > \frac{\bar{\mu}}{a} \quad (5.29)$$

である．

系 6 学習則 (5.22)~(5.27) は Popov の積分不等式を満足する．

[証明]

式 (5.1) に式 (5.13) を代入して整理することにより，次の誤差システムが得られる．

$$\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\{\mathbf{J}^*(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e}\} = -\mathbf{r}' \quad (5.30)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{r}' = & -\tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y})\mathbf{v} + \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}}_M + \tilde{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) \\ & + \tilde{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) + \tilde{\mathbf{D}}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} \end{aligned} \quad (5.31)$$

ここに， $\mathbf{J}^*(\mathbf{y}) = \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1}\mathbf{J}(\mathbf{y})$ である．ただし， $\mathbf{f}_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ はモデル化されないので省略している．Popov の超安定論 [79, 27] によれば， \mathbf{r}' から ε への伝達関数が強正

実となり、次の積分不等式

$$\int_0^t \varepsilon^T \mathbf{r}' dt \geq -\delta^2 \quad (5.32)$$

が成立すれば、誤差システム (5.36) は漸近収束する。ここに、 ε^T は ε の転置ベクトル、 δ^2 は時間に依存しない正の定数である。学習則 (5.22)~(5.27) は積分不等式 (5.32) を満足する。

[証明終わり]

系 7 式 (5.29) は強正実条件を満足する。

[証明]

式 (5.30) の両辺に $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1}$ をかけ、次式のように変形する。

$$\mathbf{J}^*(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e} = -\mathbf{r}^* \quad (5.33)$$

ここに、 $\mathbf{r}^* = \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1}\mathbf{r}'$ である。 $\mathbf{J}^*(\mathbf{y})$ の固有値を μ_i とすると、 \mathbf{r}^* から ε の伝達関数が強正実であるためには

$$c > \frac{\mu_i}{a} \quad (5.34)$$

である。したがって、 $\bar{\mu} > \mu_i$ ならば式 (5.29) により強正実条件が成り立つ。

[証明終わり]

本研究では、以上のように運動モデルの獲得により目標とする運動を達成することを運動学習と呼ぶ。

5.3 H_∞ 制御による軌道制御性能の向上

5.3.1 H_∞ 制御器の組み込み

以上では運動系のモデル獲得により構造的な非線形性を補償し、制御する方法について述べたが、運動系に含まれる非線形性を完全にモデル化することは不可

能であり、摩擦などモデル化されなかった力などが存在する．そこで、本研究では、モデル化誤差や摩擦力など非モデル化力の影響を低減化するため、感度低減化とロバスト性に効果のある H_∞ 制御を導入する．ここでは、 H_∞ 制御器を組み込むための定式化をおこなう．

まず、式 (5.6) の制御信号ベクトル \mathbf{v} に H_∞ 制御信号ベクトル \mathbf{u}_∞ を追加し、

$$\mathbf{v} = -\mathbf{K}_D \dot{\mathbf{y}} - \mathbf{K}_P (\mathbf{y} - \mathbf{u} - \mathbf{u}_B - \mathbf{u}_\infty) \quad (5.35)$$

式 (5.1) に式 (5.9), (5.12), (5.35) を代入して整理すると、

$$\ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e} = -\mathbf{r} + \mathbf{B}\mathbf{u}_\infty \quad (5.36)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{r} = \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1} \{ & -\tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y})\mathbf{v} + \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}} + \tilde{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) \\ & + \tilde{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) + \tilde{\mathbf{D}}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}} + \mathbf{f}_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) \} \end{aligned} \quad (5.37)$$

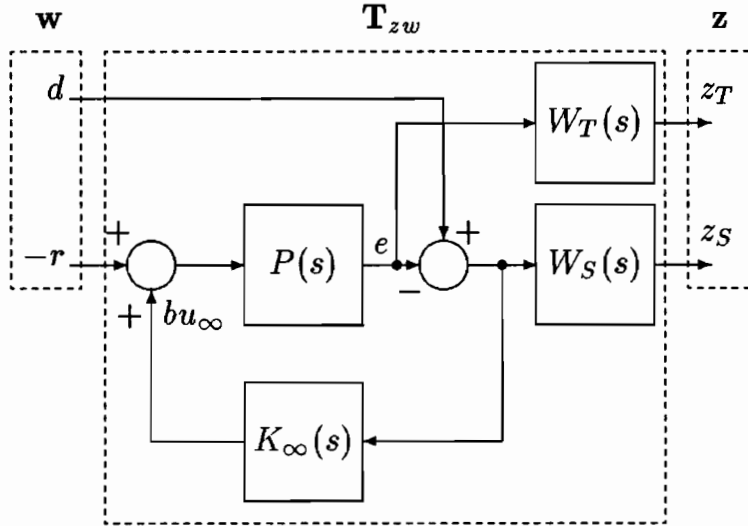
となる．ここに、 $(\tilde{\cdot}) = (\hat{\cdot}) - (\cdot)$ はモデル化誤差である．式 (5.37) はモデル化誤差 $(\tilde{\cdot})$ と摩擦などモデル化されなかった非モデル化力ベクトル $\mathbf{f}_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ などを含む残差の総計を表している．そこで、ベクトル \mathbf{r} をモデル獲得誤差と呼ぶ．低い振動数では H_∞ 制御の持つ積分特性によりモデル獲得誤差 \mathbf{r} の影響を抑制できる．また、モデル獲得誤差 \mathbf{r} は加速度 $\ddot{\mathbf{y}}$ と、速度の 2 次因子 $\dot{y}_i \dot{y}_j (i, j = 1, 2)$ に依存する $\tilde{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ を含むので、高い振動数ではこれらの因子が急速に増大して振動を発生するが、 H_∞ 制御の持つロバスト性により抑制することができる．

行列 \mathbf{A} , \mathbf{B} は対角行列なので、軌道誤差 (5.36) は各自由度ごとに 1 入力 1 出力に分離され、

$$\ddot{e}_i + a\dot{e}_i + be_i = -r_i + b_i u_{i\infty} \quad (5.38)$$

となる．各自由度に対する表現は同じになるので、本章では記述の簡略化のため添え字 i を省略する．

1 入力 1 出力に分離された H_∞ 制御系は図 5.2 となる． $P(s)$ は式 (5.38) の制御信号 u_∞ またはモデル獲得誤差 $-r/b$ を入力、軌道誤差 e を出力とする伝達関数であ

Fig. 5.2 Schematics of H_∞ control structure

り, $P(s) = b/(s^2 + as + b)$ である. $K_\infty(s)$ は H_∞ 制御器の伝達関数である. また, 図中の d は変位に加わる外乱である.

5.3.2 感度と相補感度に対する重み関数の設定

ここでは, H_∞ 制御器を設計するための感度と相補感度に対する重み関数を設定し, 制御対象の線形分数変換を与える.

まず, 周波数低域でのモデル化誤差による軌道誤差を抑制するため, 感度の重み関数 $W_S(s)$ は低域で大きく, 高域で小さくする. したがって, $W_S(s) = b_S/(s + a_S)$ とおくと状態方程式は次式となる.

$$\dot{x}_S = a_S x_S + b_S (d - e) \quad (5.39)$$

$$z_S = x_S \quad (5.40)$$

次に, 周波数高域でのモデル化誤差により発生する振動を抑制するため, 相補感度の重み関数 $W_T(s)$ は高域で大きく, 低域で小さくする. したがって, $W_T(s) =$

$b_T s / (s + a_T)$ とおくと状態方程式は次式となる.

$$\dot{x}_T = a_T x_T + b_S e \quad (5.41)$$

$$z_T = x_T + d_T \quad (5.42)$$

以上を整理すると図 5.2 の線形分数変換は次式となる.

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}_1\mathbf{w} + \mathbf{B}_2 u_\infty \quad (5.43)$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{C}_1\mathbf{x} + \mathbf{D}_1 u_\infty \quad (5.44)$$

$$y = \mathbf{C}_2\mathbf{x} + \mathbf{D}_2 w \quad (5.45)$$

ここに,

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \\ x_S \\ x_T \end{bmatrix}, \mathbf{w} = \begin{bmatrix} -r/b \\ d \end{bmatrix}, \mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_S \\ z_T \end{bmatrix}, y = e$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -b & -a & 0 & 0 \\ -b_S & 0 & a_S & 0 \\ b_T & 0 & 0 & -a_T \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ b & 0 \\ 0 & b_S \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{B}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ b \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ b_T & 0 & 0 & -b_T \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_2 = [-1 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$$

$$\mathbf{D}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{D}_2 = [0 \quad 1]$$

この制御対象に対して次式の H_∞ 制御器を設計する.

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_\infty \mathbf{x} + \mathbf{B}_\infty e \quad (5.46)$$

$$u_\infty = \mathbf{C}_\infty \mathbf{x} \quad (5.47)$$

ここに、行列 \mathbf{A}_∞ , \mathbf{B}_∞ , \mathbf{C}_∞ は H_∞ 制御器を状態表現するための係数行列である。以上の設定に対してモデル獲得誤差と変位に加わる外乱からなる外乱ベクトル \mathbf{w} から出力ベクトル \mathbf{z} への閉ループ伝達関数 $\|\mathbf{T}_{zw}\|_\infty < \gamma$ を満たすように行列 \mathbf{A}_∞ , \mathbf{B}_∞ , \mathbf{C}_∞ を設計する。ここに、

$$\mathbf{T}_{zw} = \mathbf{P}_{zw} + \mathbf{P}_{zu}\mathbf{K}_\infty(\mathbf{I} - \mathbf{P}_{yu}\mathbf{K}_\infty)^{-1}\mathbf{P}_{yw} \quad (5.48)$$

であり、

$$\mathbf{z}(s) = \mathbf{P}_{zw}\mathbf{w}(s) + \mathbf{P}_{zu}u_\infty(s) \quad (5.49)$$

$$y(s) = \mathbf{P}_{yw}\mathbf{w}(s) + \mathbf{P}_{yu}u_\infty(s) \quad (5.50)$$

$$u_\infty(s) = \mathbf{K}_\infty(s)y(s) \quad (5.51)$$

である。ただし、上記における行列 \mathbf{P}_{zw} , \mathbf{P}_{zu} , \mathbf{P}_{yw} , \mathbf{P}_{yu} の (s) は省略されている。

H_∞ 制御器の設計は市販ソフトを用いることが一般的であるが、本研究では提案した手法に H_∞ 制御器を組み込むために文献 [18, 19] を参考に自作したものをを用いている。

5.4 数値実験によるモデル獲得の確認

5.4.1 数値実験の方法

ここでは、提案する手法により運動系のモデルが獲得されることを数値実験で確認し、 H_∞ 制御の効果については次節の軌道制御実験に譲ることとする。数値実験では全てのパラメータを既知とすることができるので、本手法で獲得されたモデルと比較することが可能である。まず、数値実験をおこなうために式 (5.1) を離散化する。サンプリング時間を T_S 、時間 $t = kT_S$ (k は非負の整数) における運動軌道ベクトル $\mathbf{y} = \mathbf{y}[k]$ 、速度 $\dot{\mathbf{y}} = \dot{\mathbf{y}}[k]$ とし、以下の手順で数値実験をおこなう。

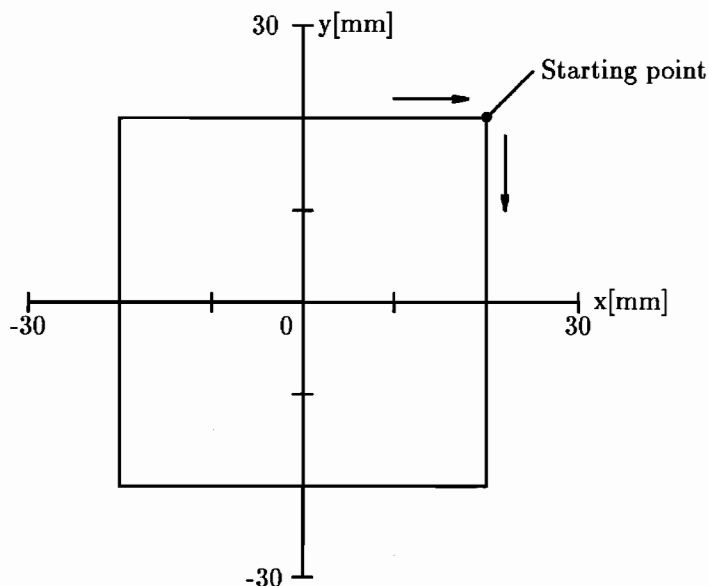


Fig. 5.3 Objective trajectory in x-y plane

Step1 運動軌道の初期値ベクトル $\mathbf{y}[0] = \mathbf{y}_0$ (フィードバックによる粘弾性と重力が平衡する静止角度), 速度の初期値ベクトル $\dot{\mathbf{y}}[0] = \mathbf{0}$, $k = 0$ とする.

Step2 式 (5.1) に運動軌道ベクトル $\mathbf{y} = \mathbf{y}[k]$, 速度ベクトル $\dot{\mathbf{y}} = \dot{\mathbf{y}}[k]$ を代入して加速度ベクトル $\ddot{\mathbf{y}}[k] = \ddot{\mathbf{y}}$ を求める.

Step3 次式により, 加速度ベクトル $\ddot{\mathbf{y}}[k]$ から次の時間ステップの運動軌道ベクトル $\mathbf{y}[k+1]$, 速度ベクトル $\dot{\mathbf{y}}[k+1]$ を計算する.

$$\dot{\mathbf{y}}[k+1] = \dot{\mathbf{y}}[k] + \ddot{\mathbf{y}}[k]T_s \quad (5.52)$$

$$\mathbf{y}[k+1] = \mathbf{y}[k] + \dot{\mathbf{y}}[k]T_s + \frac{1}{2}\ddot{\mathbf{y}}[k]T_s^2 \quad (5.53)$$

Step4 Step2, Step3 を繰り返し, k が目標軌道数列の最後に達したら, 計算を終了する.

数値実験で用いる運動モデルを表 5.1 に示す. この数値実験では $T_s = 0.005[\text{s}]$ (200[Hz]) とし, 非モデル化力ベクトル $\mathbf{f}_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = \mathbf{0}$, 初期値は $\hat{J}_1 = 0.01[\text{kgm}^2]$, $\hat{J}_2 =$

Table 5.1 Model of numerical experiment($i = 1, 2$)

Model	Value or formula
$J_1[\text{kgm}^2]$	0.01707
$J_2[\text{kgm}^2]$	0.003253
$J_{12}[\text{kgm}^2]$	0.002957
$k_i(y_i)[\text{Nm/V}]$	$1.65(0.45^2 - y_i^2)$
$f_{G1}(\mathbf{y})[\text{Nm}]$	$0.255\cos y_1 - 0.0637\cos(y_1 + y_2)$
$f_{G2}(\mathbf{y})[\text{Nm}]$	$0.0637\cos(y_1 + y_2)$
$d_i(y_i)[\text{N/s}]$	$0.02(1 + \cos 2y_i)$
$f_{Di}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})[\text{N/m}]$	0

$0.005[\text{kgm}^2]$, $\hat{J}_{12} = 0.0[\text{kgm}^2]$, $\hat{w}_{ij}^K = 2$, $\hat{w}_{ij}^D = 0$, $\hat{w}_{ijk}^G = 0$ とする.

式 (5.37) においてベクトル $\mathbf{f}_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = \mathbf{0}$ と設定しているため、完全にモデルが獲得されれば、モデル獲得誤差 $\mathbf{r} = \mathbf{0}$ となる。数値実験ではモデル獲得誤差 \mathbf{r} に含まれる加速度ベクトル $\dot{\mathbf{y}}$ とモデル化誤差 $(\tilde{\cdot})$ が求まるので、モデル獲得誤差 \mathbf{r} が計算できる。そこで、モデル獲得誤差 \mathbf{r} の挙動を見ることにより、運動モデルが獲得されることを確認する。

5.4.2 目標軌道の設定

空間座標における目標軌道は図 5.3 に示すように、第 2 リンクの先端軸が出発点から一辺が 40mm の正方形を描いて出発点に戻る軌道とする。空間座標から関節角へは式 (5.4), (5.5) により変換する。

5.4.3 数値実験結果

まず、運動学習前のモデル獲得誤差 \mathbf{r} と運動軌道 \mathbf{y} をそれぞれ図 5.4 と図 5.5 に示す。初期設定モデルが運動系のモデルと異なるために、モデル獲得誤差 \mathbf{r} が大き

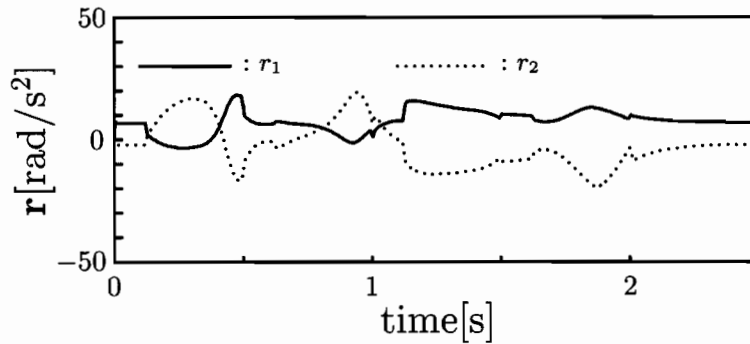


Fig. 5.4 Model obtaining error before motion learning in numerical experiment

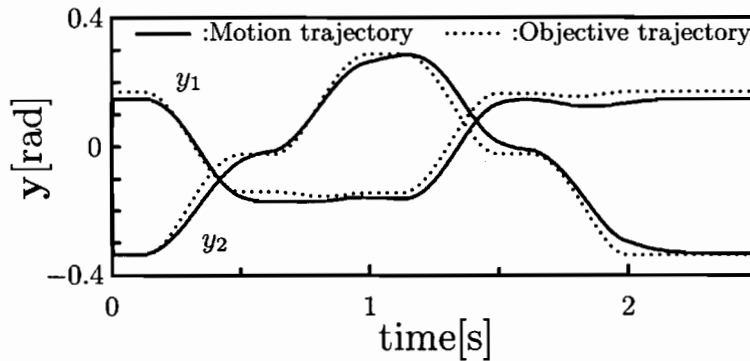


Fig. 5.5 Motion trajectory before motion learning in numerical experiment

く変動し、運動軌道 \mathbf{y} も目標軌道 \mathbf{y}_M から大きくずれている。次に、目標軌道 \mathbf{y}_M に 20 回追従させて運動学習をおこなった後のモデル獲得誤差 \mathbf{r} と運動軌道 \mathbf{y} をそれぞれ図 5.6 と図 5.7 に示す。モデル獲得誤差 \mathbf{r} の変動は運動学習前よりも小さくなっており、運動軌道 \mathbf{y} は目標軌道 \mathbf{y}_M とほぼ完全に一致している。したがって、これらの図から制御系内にモデルが獲得されたことがわかる。獲得された慣性パラメータは $\hat{J}_1 = 0.01701[\text{kgm}^2]$, $\hat{J}_2 = 0.003221[\text{kgm}^2]$, $\hat{J}_{12} = 0.002011[\text{kgm}^2]$ であり、初期値との誤差の比較を表 5.2 に示す。この表 5.2 から、 \hat{J}_1 と \hat{J}_2 はほぼ正確に獲得されているが、 \hat{J}_{12} は誤差が大きい。これは $\hat{w}_0^{J_{12}}$ の学習則には速度が含まれるため、粘性パラメータの学習と干渉しているためと考えられる。しかし、初期値よりもかなり改善されており、運動系において最も重要な慣性パラメータが運動学習によりほぼ獲得されることが確認できる。以上の数値実験結果から、提

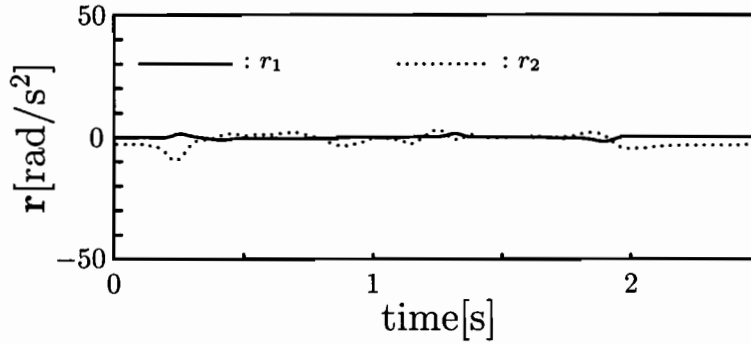


Fig. 5.6 Model obtaining error after motion learning in numerical experiment

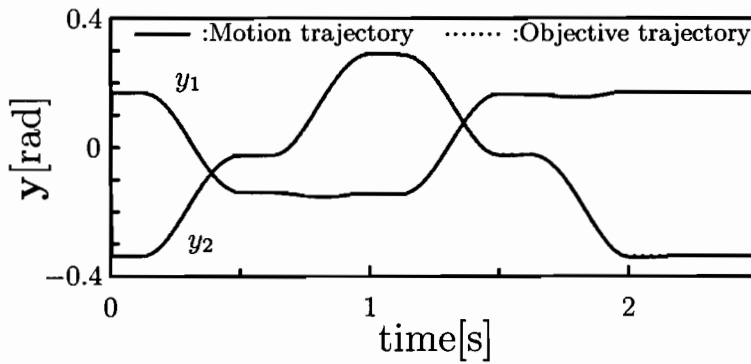


Fig. 5.7 Motion trajectory after motion learning in numerical experiment

案する手法により運動モデルが獲得されることが確認できたが、実際には、非モデル化力 $f_D(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ が存在し、軌道追従誤差として現れる。次章ではモデル獲得誤差 \mathbf{r} の影響を H_∞ 制御により抑制できることを軌道制御実験で示す。

5.5 運動学習と H_∞ 制御による軌道制御実験

5.5.1 実験装置と条件の設定

前章では数値実験により運動モデルが獲得されることを確認したが、ここでは、軌道制御実験において運動モデルが獲得され、 H_∞ 制御により軌道追従性能が向上す

Table 5.2 Result of numerical experiment

Model	Error(Before)[%]	Error(After)[%]
$J_1[\text{kgm}^2]$	-41.4	-0.36
$J_2[\text{kgm}^2]$	53.7	0.98
$J_{12}[\text{kgm}^2]$	-100	-32.0

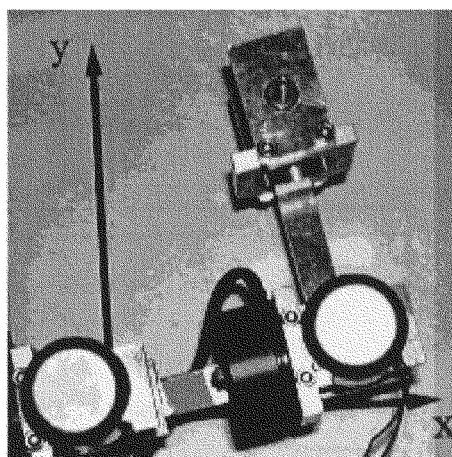
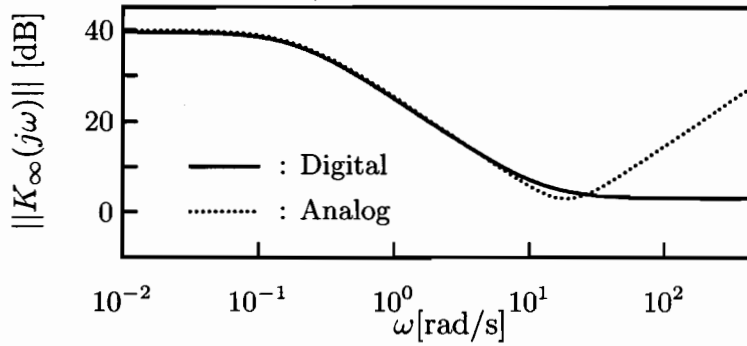
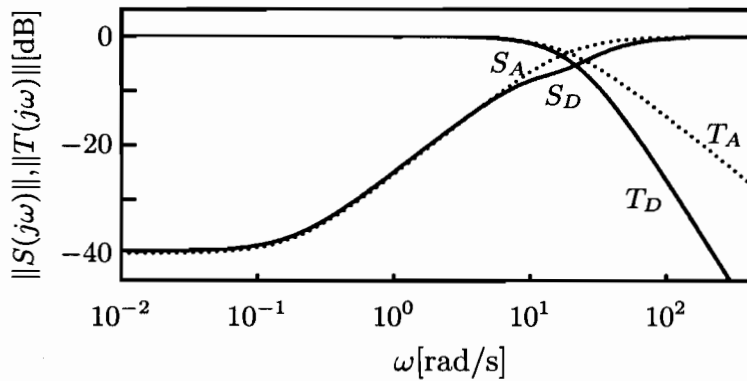


Fig. 5.8 2-degree-of-freedom link motion system used in tracking control experiment

ることを示す。まず、実験に用いた2自由度リンク機構を図5.8に示す。この2自由度リンク機構は小型で高トルクを発生できるが、強い非線形性を持つ電磁アクチュエータ(新電元製ロータリソレノイド)によってダイレクト駆動され、関節角は12bitのアブソリュート型ロータリエンコーダ(マイクロテックラボラトリ製)を用いて検出する。ロータリエンコーダの分解能は $7.66 \times 10^{-4}[\text{rad}] (= 3.14/4096[\text{rad}])$ である。リンクの材質はアルミであり、第1, 第2リンクの質量はそれぞれ $m_1 = 0.96[\text{kg}]$, $m_2 = 0.76[\text{kg}]$, 長さは $l_1 = l_2 = 0.13[\text{m}]$ である。制御系はフィードバック系と調整系に階層化されている。フィードバック式(5.6)と H_∞ 制御をDSP(MTT製HERON;TMS320C40,clock60MHzを内臓)により実行し、サンプリング周波数は1[kHz]である。また、フィードバックゲイン行列 \mathbf{K}_D , \mathbf{K}_P , ベクトル \mathbf{u}_B の調整

Fig. 5.9 Gain of H_∞ controllerFig. 5.10 Gain of sensitive function $S_D(s)$, $S_A(s)$ and complementary sensitive function $T_D(s)$, $T_A(s)$

と学習による \hat{w}_0^{J1} , \hat{w}_0^{J2} , \hat{w}_0^{J12} , \hat{w}_{ij}^K , \hat{w}_{ij}^E , \hat{w}_F^K , \hat{w}_{ijk}^G の推定をホストコンピュータ (MTT 製 Wing; Pentium, clock 266 [MHz] を内臓) により実行し, サンプル周波数は 200 [Hz] である. $a = \sqrt{2}\omega_n$, $b = \omega_n^2$, $\omega_n = 18.9$ [rad/s] (3 [Hz]) とする. 目標軌道は数値実験と同じものを用いる.

5.5.2 H_∞ 制御器の設計

モデル獲得により誤差系は式 (5.36) に帰着されるが, この系は固有振動数 ω_n を境に位相遅れが $\pi/2$ [rad] を越え, 積分動作により軌道誤差を抑制できなくなる

ので、固有振動数 ω_n を境に周波数を低域と高域に分ける。 W_T と W_S の交点を $\omega_n(18.9[\text{rad/s}])$ とすると、 $\gamma = 1.0$ に対する H_∞ 制御器が存在する。 W_S^{-1} の低域感度と W_T^{-1} の高域感度を $-40\text{dB}(1/100)$ に設定すると、感度、相補感度に対する重み伝達関数は

$$W_S(s) = \frac{18.9}{s + 0.189}, \quad W_T(s) = \frac{100s}{s + 1890}$$

となる。以上の設計仕様に対して得られた H_∞ 制御器の状態表現 (5.46), (5.47) の係数行列は以下となる。

$$\mathbf{A}_\infty = \begin{bmatrix} -1.28 \cdot 10^{-2} & +1.00 \cdot 10^0 & +3.66 \cdot 10^{-6} & +1.27 \cdot 10^{-2} \\ -3.59 \cdot 10^{+8} & -2.69 \cdot 10^{+4} & +1.31 \cdot 10^{+4} & +3.59 \cdot 10^{+8} \\ +1.89 \cdot 10^{+3} & -4.50 \cdot 10^{-7} & -1.89 \cdot 10^{+3} & +1.27 \cdot 10^{-2} \\ -1.09 \cdot 10^{-5} & -3.84 \cdot 10^{-10} & +3.12 \cdot 10^{-9} & -1.89 \cdot 10^{-1} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_\infty = [-8.34 \cdot 10^{-4} \quad -2.17 \cdot 10^{-4} \quad -8.35 \cdot 10^{-4} \quad +1.89 \cdot 10^{+1}]^T$$

$$\mathbf{C}_\infty = [-1.01 \cdot 10^{+6} \quad -7.56 \cdot 10^{+1} \quad -3.68 \cdot 10^{+1} \quad +1.01 \cdot 10^{+6}]$$

次に、デジタル制御器に組み込むために上記の連続系 H_∞ 制御器を次式により離散値系 H_∞ 制御器に変換する。

$$\mathbf{x}_i[k+1] = \mathbf{P}_\infty \mathbf{x}_i[k] + \mathbf{Q}_\infty e_i[k]$$

$$u_{i\infty}[k] = \mathbf{C}_\infty \mathbf{x}_i[k]$$

ここに、

$$\mathbf{P}_\infty = e^{\mathbf{A}_\infty T_s}$$

$$\mathbf{Q}_\infty = \int_0^{T_s} e^{\mathbf{A}_\infty t} \mathbf{B}_\infty dt$$

$\mathbf{x}_i[k] = [e_i[k] \quad \dot{e}_i[k]]^T$, T_s はサンプリング周期であり、 $T_s = 1[\text{ms}](1[\text{kHz}])$ である。図 5.9 に連続系 H_∞ 制御器と離散値系 H_∞ 制御器の周波数ゲイン特性を示す。この図から約 $10[\text{rad/s}]$ 以上で離散化による誤差が大きくなることが確認できる。この

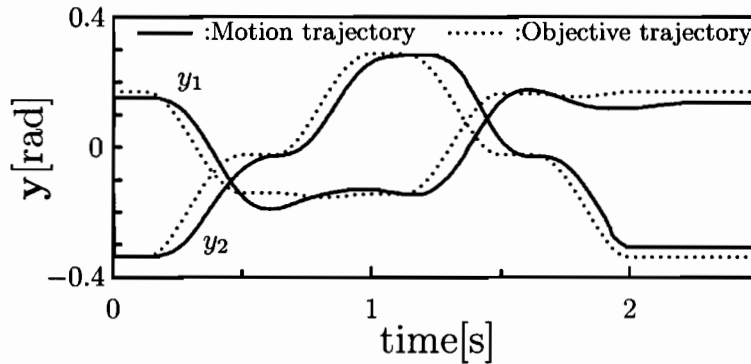


Fig. 5.11 Motion trajectory before motion learning

影響を見るため、図 5.10 に離散値系での感度関数 S_D と相補感度関数 T_D のゲイン線図を実線で示し、連続系での感度関数 S_A と相補感度関数 T_A のゲイン線図を点線で示す。この図から、離散値化された感度関数と相補感度関数は離散化前よりもゲインが低下しており、感度低減性とロバスト性は保たれることが確認できる。

5.5.3 実験結果と考察

図 5.11 に運動学習前の関節角における軌道制御実験の結果を示す。実線は運動軌道 \mathbf{y} 、点線は目標軌道 \mathbf{y}_M である。この図から運動学習前ではモデルが獲得されていないために、重力や初期モデル化誤差によるモデル獲得誤差が大きく、運動軌道 \mathbf{y} は目標軌道 \mathbf{y}_M から大きくずれている。

図 5.12 に 20 回 (約 1 分) 目標軌道 \mathbf{y}_M に追従させ、運動学習をおこなった場合の運動軌道 \mathbf{y} を示す。運動学習前の図 5.11 と比べると、軌道追従性能が向上し、目標軌道 \mathbf{y}_M とほぼ一致していることが確認できる。しかし、図 5.13 に示す軌道誤差 \mathbf{e} を見ると、定常的な軌道誤差と振動が現れている。これはモデル化誤差とモデル化されなかった摩擦などにより、モデル獲得誤差が残留しているからである。

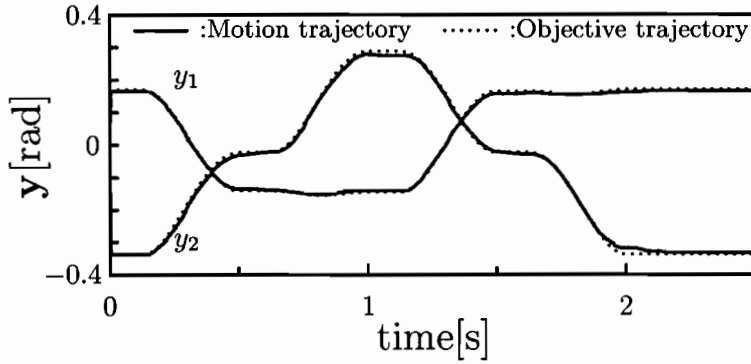


Fig. 5.12 Motion trajectory by motion learning only

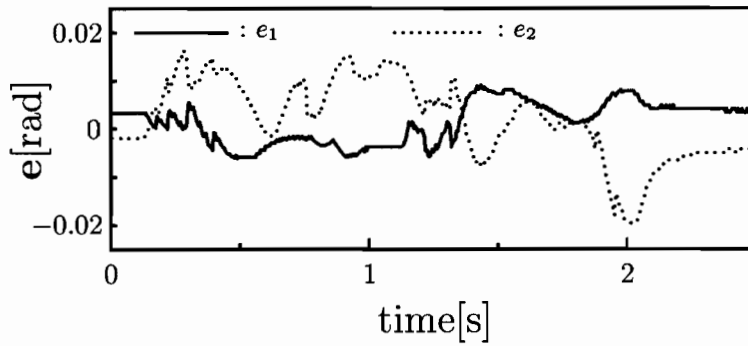
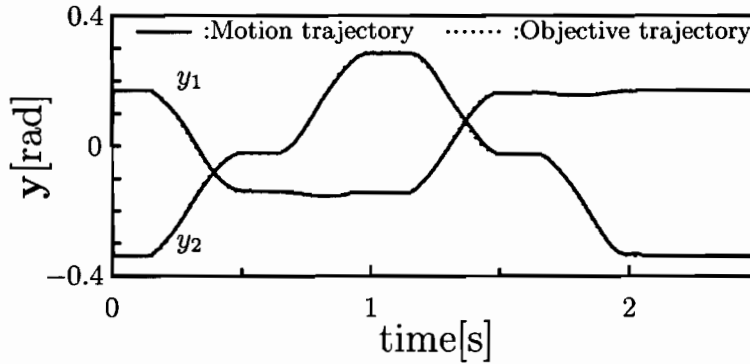
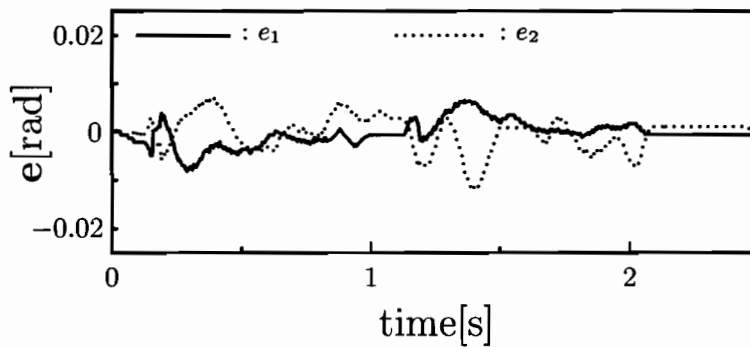


Fig. 5.13 Error by motion learning only

図 5.14 に図 5.12 で示した運動学習をおこなった後に H_∞ 制御を実行した場合の運動軌道を示す．図 5.12 の運動学習のみよりも軌道追従性能が向上し， H_∞ 制御の効果が現れている．また，図 5.15 にこの場合の軌道誤差 e を示す．図 5.15 では図 5.13 で見られた定常的な軌道誤差がなくなっている．これは H_∞ 制御の設計において外乱の振動数が $1[\text{rad/s}]$ 以下では，その振幅が $1/10$ 以下となるように設計されているからである．また，振動成分に関しても振幅が減少しており，高周波数域での抑制効果が確認できる．

以上から提案する手法によりオンラインで運動モデルを獲得し，さらに H_∞ 制御を組み込むことにより，モデル化誤差と摩擦などの非モデル化成分による軌道

Fig. 5.14 Motion trajectory by motion learning and H_∞ controlFig. 5.15 Error by motion learning and H_∞ control

誤差の低減化が可能となり，軌道追従性能を向上できることが確認できた。

5.6 おわりに

本研究では未知な非線形性を有する運動系における正確な軌道制御をおこなうための手法として，1) 運動系に存在する非線形モデルの獲得により運動系を大域的に線形化し，2) H_∞ 制御を導入することにより，軌道誤差を低減化し，軌道追従性能を向上させる方法を提案した．また，提案する手法により運動モデルが制御系内に獲得されることを数値実験において確認し，さらにモデル獲得手法に H_∞ 制御を組み込んだ制御手法の有効性をダイレクト駆動2自由度リンク機構におけ

る軌道制御実験により確認した。以上の結果から，本研究で提案した運動制御手法が有効であると結論できる。

第6章 基底関数ネットワークによる 慣性行列とコリオリカベクトル のモデル化

6.1 はじめに

一般に運動制御では運動方程式を解析的に導き出し，同定実験によりパラメータを決定することによって制御則を決定する手法が主流である [18, 20]．しかし，この方法では，リンク機構などのように運動系の自由度が増すと運動方程式に含まれる慣性行列とコリオリカベクトルを解析的に導くことが困難となる．また，対象となる運動系が変わるごとに運動方程式を記述しなおし，制御則を決定しなおさなければならない．一方，人間を含む生体は運動制御をおこなうとき，学習によって運動モデルを獲得し，対象となる運動系が変わっても適応することができる [24, 22, 26]．工学的にも同定実験を必要とせず，制御系が自ら制御対象に適応またはオンライン同定できれば実用的である [25, 59, 60, 63]．

これまで著者らは運動モデルを制御系内に獲得し，逆ダイナミクスを制御系内に構成することによってフィードフォワード制御をおこなう手法を提案してきた [70, 71, 72]．しかし，これまでの手法では，運動学習則を導くためにあらかじめ解析的に運動方程式を記述しておき，慣性行列とコリオリカベクトルの構造を確定しなければならなかった．そのために制御する運動系が変わるごとに運動学習則を変更しなければならなかった．

そこで，本研究では駆動力，重力，粘性摩擦力と同様に慣性行列とコリオリカ

102第6章 基底関数ネットワークによる慣性行列とコリオリカベクトルのモデル化

ベクトルを基底関数ネットワークにより表現し、これらをモデルとして獲得するためのネットワーク結合重み学習則を提案する。この手法では、運動系の幾何学的な構造を反映する基底関数ネットワークを予め構成しておき、それに対する学習則を導くことにより、運動系に変更があっても運動学習則を変更する必要がない。本研究では提案する手法が運動系の幾何学的な構造と自由度が同じであれば運動方程式に依存しないことを示すため、2種類の運動系：(a)回転軸が平行な2自由度リンク運動系、(b)回転軸が直角なねじれの位置にある2自由度リンク運動系に適用する。この両者は運動方程式に含まれる慣性行列とコリオリカベクトルが異なり、これまで著者らが提案した手法では運動学習則を変更する必要があった。しかし、本研究で提案する手法では運動学習則を変更する必要がない。本論文では、まず二つの運動系における軌道追従実験で提案する手法の有効性を確認する。次に、提案する手法によって発生するモデル獲得誤差による軌道追従誤差を抑制するために H_∞ 制御を組み込むことを提案する。モデル獲得誤差を外乱、軌道追従誤差を出力とする線形系を制御対象として H_∞ 制御系を設計することにより、外乱抑制に効果があることを示す。

6.2 運動系の定式化と逆動力学系の導出

6.2.1 ラグランジュ方程式による運動系の定式化

まず、運動系のモデルを獲得するため運動方程式を記述し、獲得すべきモデルを設定する。 n 自由度の運動系の運動方程式は次式のラグランジュ方程式で与えられる。

$$\frac{d}{dt}\left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\mathbf{y}}}\right) - \frac{\partial L}{\partial \mathbf{y}} + \frac{\partial D}{\partial \dot{\mathbf{y}}} = \boldsymbol{\tau} \quad (6.1)$$

ここに、 L はラグランジュ関数、 D は減衰による損失エネルギーであり、それぞれ次式で与えられる。

$$L = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{y}}^T \mathbf{J}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} - U(\mathbf{y}) \quad (6.2)$$

$$D = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{y}}^T \mathbf{D}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} \quad (6.3)$$

また、 $\mathbf{y} = [y_1 \cdots y_n]^T$ は変位ベクトル、 $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1 \cdots \tau_n]^T$ は駆動トルクベクトル、 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ は慣性行列であり、正定対称行列である。 $U(\mathbf{y})$ は重力による位置エネルギー、 $\mathbf{D}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{d_1(y_1), \dots, d_n(y_n)\}$ は粘性減衰係数行列である。駆動トルクは電磁アクチュエータによって発生するものとする、磁力は磁極間の距離に強く依存するので、次式のような非線形性を持つものとする。

$$\boldsymbol{\tau} = \mathbf{K}(\mathbf{y}) \mathbf{v} \quad (6.4)$$

ここに、 $\mathbf{v} = [v_1 \cdots v_n]^T$ は駆動電圧ベクトル、 $\mathbf{K}(\mathbf{y}) = \text{diag}\{k_1(y_1), \dots, k_n(y_n)\}$ は駆動電圧から駆動力への変換係数行列であり、変位に依存する関数としている。慣性行列 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ 、減衰係数行列 $\mathbf{D}(\mathbf{y})$ 、位置エネルギー $U(\mathbf{y})$ を用いて次の運動方程式が得られる。

$$\mathbf{J}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \mathbf{f}_G(\mathbf{y}) + \mathbf{D}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} = \mathbf{K}(\mathbf{y}) \mathbf{v} \quad (6.5)$$

ここに、 $\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ はコリオリカベクトル、 $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ は重力ベクトルであり、それぞれ次式で与えられる。

$$\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = \dot{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}} \{ \dot{\mathbf{y}}^T \mathbf{J}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} \} \quad (6.6)$$

$$\mathbf{f}_G(\mathbf{y}) = \frac{\partial U(\mathbf{y})}{\partial \mathbf{y}} \quad (6.7)$$

運動系を安定化するために駆動電圧に対し、次式のフィードバック則を適用する。

$$\mathbf{v} = -\mathbf{K}_D \dot{\mathbf{y}} - \mathbf{K}_P (\mathbf{y} - \mathbf{u} - \mathbf{u}_B) \quad (6.8)$$

ここに、 \mathbf{K}_D は微分ゲイン行列、 \mathbf{K}_P は比例ゲイン行列、 \mathbf{u} は目標軌道から生成される制御系への入力ベクトル、 \mathbf{u}_B は重力やその他の外力を補償する入力ベクトルである。本研究では、運動モデルを獲得することにより式 (6.8) に含まれる \mathbf{K}_D 、 \mathbf{K}_P 、 \mathbf{u}_B を調整し、運動系を線形化する手法を提案する。

6.2.2 \mathbf{K}_D 、 \mathbf{K}_P 、 \mathbf{u}_B の調整による運動系の線形化と逆動力学系の導出

非線形な駆動系を大域的に線形化するために次式の調整則によりゲイン行列 \mathbf{K}_D 、 \mathbf{K}_P を調整する。

$$\mathbf{K}_D = \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \mathbf{A} \quad (6.9)$$

$$\mathbf{K}_P = \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \mathbf{B} \quad (6.10)$$

ここに、 $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ は慣性行列 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ の推定モデル、 $\hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})$ は駆動特性行列 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$ の推定モデル、 $\mathbf{A} = \text{diag}\{a_1, \dots, a_n\}$ と $\mathbf{B} = \text{diag}\{b_1, \dots, b_n\}$ は目標とする粘弾性行列であり、正定な対角行列とする。また、ベクトル \mathbf{u}_B は重力とコリオリ力を補償する項であり、

$$\mathbf{u}_B = \mathbf{B}^{-1} \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1} (\hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{D}}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} + \hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y})) \quad (6.11)$$

ここに、 $\hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ 、 $\hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y})$ はそれぞれコリオリカベクトル $\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ 、重力ベクトル $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ の推定モデルである。式 (6.8) に式 (6.9)~(6.11) を代入して整理すると次式となる。

$$\begin{aligned} \mathbf{v} = & \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1} [\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \{-\mathbf{A}\dot{\mathbf{y}} - \mathbf{B}(\mathbf{y} - \mathbf{u})\} \\ & + \hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) + \hat{\mathbf{D}}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}}] \end{aligned} \quad (6.12)$$

ここで、 $(\hat{\cdot}) = (\cdot)$ 、すなわち運動モデルが制御系内に獲得されれば、式 (6.5) は次式の線形系に帰着される。

$$\ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{y}} + \mathbf{B}(\mathbf{y} - \mathbf{u}) = \mathbf{0} \quad (6.13)$$

そこで、入力 \mathbf{u} に対して式 (6.13) の逆動力学を次式のように構成する。

$$\mathbf{u} = \mathbf{B}^{-1}(\ddot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{A}\dot{\mathbf{y}}_M + \mathbf{B}\mathbf{y}_M) \quad (6.14)$$

ここに、 \mathbf{y}_M は目標軌道である。式 (6.12) に式 (6.14) を代入して整理すると次式となる。

$$\begin{aligned} \mathbf{v} = & \hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})^{-1}\{\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})(\ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e}) + \\ & \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}} + \hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) + \hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) + \hat{\mathbf{D}}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}}\} \end{aligned} \quad (6.15)$$

ここに、 $\mathbf{e} = \mathbf{y}_M - \mathbf{y}$ は軌道誤差である。式 (6.5) と式 (6.15) を整理すると、

$$\ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e} = -\mathbf{r} \quad (6.16)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{r} = & \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1}\{-\tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y})\mathbf{v} + \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{y}} + \tilde{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) \\ & + \tilde{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) + \tilde{\mathbf{D}}(\mathbf{y})\dot{\mathbf{y}}\} \end{aligned} \quad (6.17)$$

となる。ここに、 $(\tilde{\cdot}) = (\hat{\cdot}) - (\cdot)$ はモデル化誤差である。 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} は対角行列なので、誤差系 (6.16) は 1 入力 1 出力となる。式 (6.17) はモデル化誤差 $(\tilde{\cdot})$ の総計を表している。そこで、ベクトル \mathbf{r} をモデル獲得誤差と呼ぶ。式 (6.16) はモデル獲得誤差 \mathbf{r} が軌道追従誤差 \mathbf{e} に与える影響、すなわち感度を示している。制御系内に獲得されるモデル $(\hat{\cdot}) = (\cdot)$ となれば $\mathbf{e} = \mathbf{0}$ 、 $\dot{\mathbf{e}} = \mathbf{0}$ となり、式 (6.15) は式 (6.5) に一致する。

6.3 運動学習系の導出

6.3.1 基底関数ネットワークによる非線形性のモデル化

ここでは、基底関数ネットワークを用いて運動系に含まれる非線形性をモデル化する方法を示す。図 6.1 に示すように、本研究では基底関数 $\phi_k(\mathbf{y})(k = 1 \cdots m)$ からの出力に重み w_k をかけて結合するネットワークを基底関数ネットワークと呼ぶ [63]。

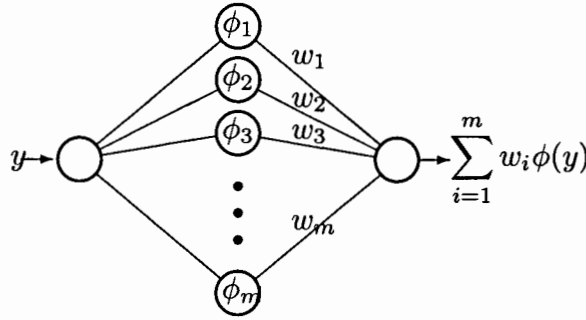


Fig. 6.1 Basis function network

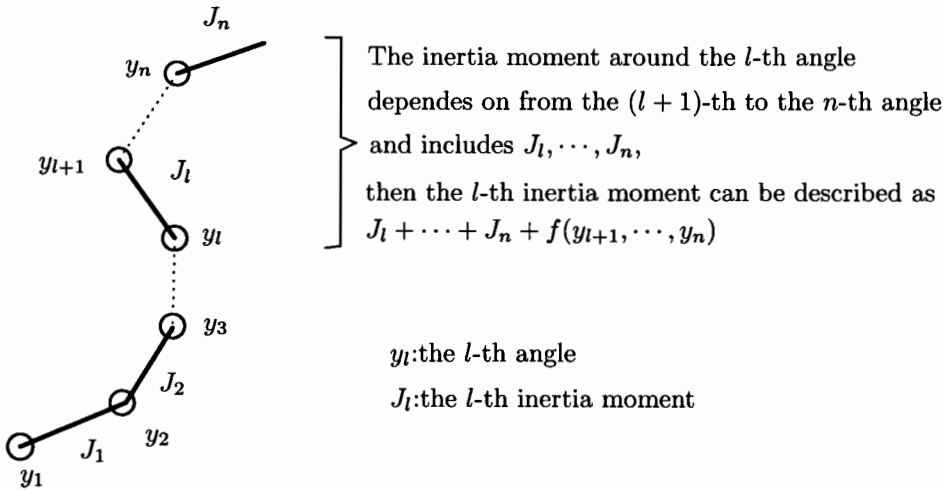


Fig. 6.2 n-degree-of-freedom link motion system

まず、本節では図 6.2 に示す n 個のリンクが 1 列に連なっている n 自由度リンク運動系に対して基底関数ネットワークによる慣性行列のモデル化について述べる。この運動系の慣性モーメントに対しては次の性質が成り立つ。

1. 第 l 関節軸まわりの慣性モーメントは関節角 $y_{l+1} \dots y_n$ に依存する。
2. 第 l 関節軸まわりの慣性モーメントは慣性モーメント $J_l \dots J_n$ を含む。
3. 第 n 関節軸まわりの慣性モーメントは第 n リンクの慣性モーメント J_n である。
4. 慣性行列 $\mathbf{J}(\mathbf{y})$ は正定対称行列である。

以上から、慣性行列モデル $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ を次式で表現する.

$$\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \hat{J}_i + \hat{f}_{11}(y_2, \dots, y_n) & \hat{f}_{12}(y_2, \dots, y_n) & \cdots & \hat{f}_{1n}(y_2, \dots, y_n) \\ \hat{f}_{12}(y_2, \dots, y_n) & \sum_{i=2}^n \hat{J}_i + \hat{f}_{22}(y_3, \dots, y_n) & \cdots & \hat{f}_{2n}(y_3, \dots, y_n) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \hat{f}_{1n}(y_2, \dots, y_n) & \hat{f}_{2n}(y_3, \dots, y_n) & \cdots & \hat{J}_n \end{bmatrix} \quad (6.18)$$

慣性モーメントの変動成分は m 個の基底関数を用いたネットワークにより

$$\hat{f}_{lq}(y_l, \dots, y_n) = \sum_{i_l, \dots, i_n} \hat{w}_{i_l \dots i_n} \phi_{i_l}(y_{i_l}) \cdots \phi_{i_n}(y_{i_n}) \quad (6.19)$$

と表現する. ここに, l, q は 1 から n の整数, i_l は 1 から m の整数, $\sum_{i_l, \dots, i_n} = \sum_{i_l=1}^m \cdots \sum_{i_n=1}^m$ である.

ここでは, 最も基本となる $n = 2$, すなわち 2 自由度リンク運動系に検証する.

この場合, 慣性行列モデル $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ は次式となる.

$$\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} \hat{J}_1 + \hat{J}_2 + \hat{f}_{11}(y_2) & \hat{f}_{12}(y_2) \\ \hat{f}_{12}(y_2) & \hat{J}_2 \end{bmatrix} \quad (6.20)$$

次に, 基底関数 $\phi_k(y_2)$ を用いて各非線形性のモデル化をおこなう. まず, 重み $\hat{w}_k^{C_1}$, $\hat{w}_k^{C_2}$ を用いて式 (6.20) の慣性行列モデル $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ の変動成分 $\hat{f}_{11}(y_2)$, $\hat{f}_{12}(y_2)$ を次式で表現する.

$$\hat{f}_{11}(y_2) = \sum_{k=1}^{n_C} \hat{w}_k^{C_1} \phi_k(y_2) \quad (6.21)$$

$$\hat{f}_{12}(y_2) = \sum_{k=1}^{n_C} \hat{w}_k^{C_2} \phi_k(y_2) \quad (6.22)$$

ここに, n_C は慣性モデルにおける基底関数の個数である. 式 (6.21), (6.22) を用いると式 (6.6) によりコリオリカモデル $\hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$ は次式となる.

$$\hat{\mathbf{c}}_1(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = \sum_{k=1}^{n_C} (\hat{w}_k^{C_1} \dot{y}_1 + \hat{w}_k^{C_2} \dot{y}_2) \dot{y}_2 \phi'_k(y_2) \quad (6.23)$$

$$\hat{c}_2(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = \sum_{k=1}^{n_C} \left\{ -\frac{1}{2} \hat{w}_k^{C_1} \dot{y}_1^2 \phi'_k(y_2) \right\} \quad (6.24)$$

ここに,

$$\phi'_k(y_2) = \frac{d\phi(y_2)}{dy_2} \quad (6.25)$$

次に, 駆動力特性行列 $\mathbf{K}(\mathbf{y})$, 減衰係数行列 $\mathbf{D}(\mathbf{y})$ は関節軸の角度に依存するのでそれぞれのモデルを重み $\hat{w}_k^{K_i}$, $\hat{w}_k^{D_i}$ を用いて次式で与える.

$$\hat{k}_i(y_i) = \sum_{k=1}^{n_K} \hat{w}_k^{K_i} \phi_j(y_i) \quad (6.26)$$

$$\hat{d}_i(y_i) = \sum_{k=1}^{n_D} \hat{w}_k^{D_i} \phi_j(y_i) \quad (6.27)$$

ここに, n_K , n_D はそれぞれ駆動力特性モデル, 減衰モデルにおける基底関数の個数である. 重力 $\mathbf{f}_G(\mathbf{y})$ は姿勢によって変化するので重み $\hat{w}_{kl}^{G_i}$ を用いて重力モデル $\hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y})$ を次式で与える.

$$\hat{f}_{G_i}(\mathbf{y}) = \sum_{k=1}^{n_G} \sum_{l=1}^{n_G} \hat{w}_{kl}^{G_i} \phi_k(y_1) \phi_l(y_2) \quad (6.28)$$

ここに, n_G は重力モデルにおける基底関数の個数である.

基底関数は次式で与える [70].

$$\phi_j(y_i) = \left\{ 1 - \frac{1}{1 + e^{\sigma(y_i - \theta_j)}} \right\} \frac{1}{1 + e^{\sigma(y_i - \theta_j)}} \quad (6.29)$$

式(6.20)~(6.29)のように基底関数ネットワーク表現によって, 運動モデルは重み \hat{J}_i , $\hat{w}_k^{C_1}$, $\hat{w}_k^{C_2}$, $\hat{w}_k^{K_i}$, $\hat{w}_k^{D_i}$, $\hat{w}_k^{G_i}$ に対して線形となっている. これらの基底関数ネットワークに含まれる重みを決定できれば制御系の中に運動モデル $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$, $\hat{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}})$, $\hat{\mathbf{D}}(\mathbf{y})$, $\hat{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y})$, $\hat{\mathbf{K}}(\mathbf{y})$ を獲得できる. 次節ではこれらを表現するための重みを獲得する方法について述べる.

6.3.2 運動系のモデル獲得のための学習則

ここでは, Popovの超安定論 [79, 27]により得られるモデル獲得に必要な \hat{J}_i , $\hat{w}_k^{C_i}$, $\hat{w}_k^{K_i}$, $\hat{w}_k^{D_i}$, $\hat{w}_k^{G_i}$ の学習則を以下に与える.

$$\dot{\hat{J}}_1 = \alpha_J \varepsilon_1 \ddot{y}_{M1} \phi_k(y_2) \quad (6.30)$$

$$\dot{\hat{J}}_2 = \alpha_J (\varepsilon_1 \ddot{y}_{M1} + \varepsilon_2 \ddot{y}_{M2}) \phi_k(y_2) \quad (6.31)$$

$$\dot{\hat{w}}_k^{C_1} = \alpha_C \left\{ \varepsilon_1 \ddot{y}_{M1} + \left(\varepsilon_1 - \frac{1}{2} \varepsilon_2 \right) \dot{y}_1^2 \phi'_k(y_2) \right\} \quad (6.32)$$

$$\dot{\hat{w}}_k^{C_2} = \alpha_C \left\{ \varepsilon_1 \ddot{y}_{M2} + \varepsilon_2 \dot{y}_1 \dot{y}_2 \phi'_k(y_2) \right\} \quad (6.33)$$

$$\dot{\hat{w}}_k^{K_i} = -\alpha_K \varepsilon_i \phi_k(y_i) v_i \quad (6.34)$$

$$\dot{\hat{w}}_k^{D_i} = -\alpha_D \varepsilon_i \phi_k(y_i) \dot{y}_i \quad (6.35)$$

$$\dot{\hat{w}}_{kl}^{G_i} = \alpha_G \varepsilon_i \phi_k(y_1) \phi_l(y_2) \quad (6.36)$$

ここに,

$$\varepsilon_i = e_i + c \dot{e}_i \quad (6.37)$$

以上の式の中で, $\alpha_{(\cdot)}$ は正の定数である. c は Popov の超安定論において強正実条件を満足するために必要な定数である.

式 (6.5) に式 (6.15) を代入して整理することにより, 次の誤差システムが得られる.

$$\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \{ \mathbf{J}^*(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A} \dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B} \mathbf{e} \} = -\mathbf{r}' \quad (6.38)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{r}' = & -\tilde{\mathbf{K}}(\mathbf{y}) \mathbf{v} + \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}}_M + \tilde{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) \\ & + \tilde{\mathbf{f}}_G(\mathbf{y}) + \tilde{\mathbf{D}}(\mathbf{y}) \dot{\mathbf{y}} \end{aligned} \quad (6.39)$$

ここに, $\mathbf{J}^*(\mathbf{y}) = \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1} \mathbf{J}(\mathbf{y})$ である. Popov の超安定論 [79, 27] によれば, \mathbf{r}' から ε への伝達関数が強正実となり, 次の積分不等式

$$\int_0^t \varepsilon^T \mathbf{r}' dt \geq -\delta^2 \quad (6.40)$$

110第6章 基底関数ネットワークによる慣性行列とコリオリカベクトルのモデル化
 が成立すれば、誤差システム (6.38) は漸近収束する．ここに、 ε^T は ε の転置ベクトル、 δ^2 は時間に依存しない正の定数である．

系 8 学習則 (6.30)~(6.36) は積分不等式 (6.40) を満足する．

[証明]

ここでは、慣性行列とコリオリカベクトルについて示す．式 (6.39) を式 (6.40) に代入し、慣性力項とコリオリカ項を取り出し、学習則 (6.30)~(6.33) を用いると、

$$\begin{aligned}
 & \int_0^t \varepsilon^T \{ \tilde{\mathbf{J}}(\mathbf{y}) \ddot{\mathbf{y}}_M + \tilde{\mathbf{c}}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) \} = \\
 & \int_0^t \{ \underbrace{\hat{J}_1 \varepsilon_1 \ddot{y}_{M1}}_{\dot{J}_1} + \underbrace{\hat{J}_2 (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) (\ddot{y}_{M1} + \ddot{y}_{M1})}_{\dot{J}_2} \} dt + \\
 & \int_0^t \sum_{k=1}^n w_k^{C1} \underbrace{ \{ \varepsilon_1 \ddot{y}_{M1} \phi_k(y_2) + (\varepsilon_1 \dot{y}_1 \ddot{y}_2 - \frac{1}{2} \dot{y}_1^2) \phi'_k(y_2) \} }_{\dot{w}_2^{C1}} dt \\
 & + \int_0^t \sum_{k=1}^n w_k^{C2} \underbrace{ \{ (\varepsilon_1 \ddot{y}_{M2} + \varepsilon_2 \ddot{y}_{M1}) \phi_k(y_2) + \dot{y}_2^2 \phi'_k(y_2) \} }_{\dot{w}_2^{C2}} dt \\
 & \geq -\frac{1}{2} [\hat{J}_1^2 + \hat{J}_2^2 + (\hat{w}^{C1})^2 + (\hat{w}^{C2})^2]_{t=0} \equiv -\delta_J^2 \tag{6.41}
 \end{aligned}$$

他の項についても同様に証明できる．

[証明終わり]

次に、強正実条件を与える．ここでは簡単のため、2次の単位行列 \mathbf{I}_2 を用いて $\mathbf{A} = a\mathbf{I}_2$ 、 $\mathbf{B} = b\mathbf{I}_2$ とおいた場合の強正実条件を与えておく．

系 9 $\bar{\mu}$ を $\bar{\mu}\mathbf{I}_2 - \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1}\mathbf{J}(\mathbf{y})$ が正定となる定数に設定すると強正実条件は次式となる．

$$c > \frac{\bar{\mu}}{a} \tag{6.42}$$

[証明]

式 (6.38) の両辺に $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1}$ をかけ、次式のように変形する.

$$\mathbf{J}^*(\mathbf{y})\ddot{\mathbf{e}} + \mathbf{A}\dot{\mathbf{e}} + \mathbf{B}\mathbf{e} = -\mathbf{r}^* \quad (6.43)$$

ここに, $\mathbf{r}^* = \hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})^{-1}\mathbf{r}'$ である.

$\mathbf{A}=a\mathbf{I}$, $\mathbf{B}=b\mathbf{I}$, $\mu_i (i = 1, 2)$ を $\hat{\mathbf{J}}(\mathbf{y})$ の固有値とすると, \mathbf{r}^* から ε の伝達関数が強正実となる条件は

$$c > \max_{i=1,2} \left(\frac{\mu_i}{a} \right) \quad (6.44)$$

である. したがって, $\bar{\mu}$ を $\bar{\mu} > \mu_i$ とすると, 強正実条件は式 (6.42) となる.

[証明終わり]

本研究では, 以上のように運動モデルの獲得により目標とする運動を達成することを運動学習と呼ぶ.

また, 本研究では式 (6.30)~(6.36) の学習則は 2 自由度リンク運動系に対して与えているが, 3 自由度以上の運動系に対しても同じ手順に従って学習則を導くことができる. ただし, 3 自由度以上では, リンクの幾何学的な構造が異なるものが存在するので, 学習則を変更する必要がある. たとえば, 3 自由度以上ではリンクが 1 列に配置される場合 (回転軸が平行である必要はない) と, 1 つのリンクから 2 つ以上のリンクが分岐する構造が考えられる. そのような場合は慣性行列の回転軸に依存する関係が異なるので, 基底関数ネットワークの構成を変更しなければならない. すなわち, 同じ自由度であっても運動系の幾何学的な構造が異なる場合は, それを反映するように基底関数ネットワークを構成し直し, 学習則を変更する必要がある.

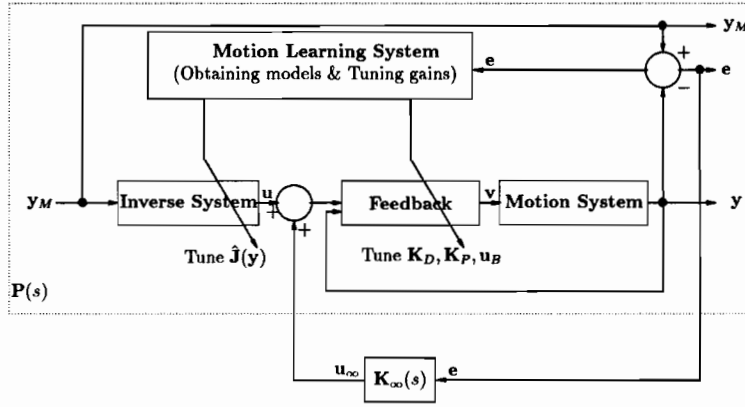


Fig. 6.3 Schematics of proposed control structure

6.4 H_∞ 制御の組み込みによるモデル獲得誤差の低減

基底関数ネットワークにより運動系に含まれる非線形性をモデル化したが、モデル化誤差とモデル化されなかった非モデル化力により軌道誤差が現れる。そこで、これらを外乱として、外乱抑制に効果のある H_∞ 制御を組み込む。ここでは概略を述べるが、詳細は文献 [72] を参照されたい。

式 (6.8) に H_∞ 制御出力 \mathbf{u}_∞ を次式のように追加する。

$$\mathbf{v} = -\mathbf{K}_D \dot{\mathbf{y}} - \mathbf{K}_P (\mathbf{y} - \mathbf{u} - \mathbf{u}_B - \mathbf{u}_\infty) \quad (6.45)$$

ここに、 $\mathbf{u}_\infty = [u_{\infty 1} \cdots u_{\infty m}]^T$ は H_∞ 制御器からの制御出力である。 H_∞ 制御器を組み込むと誤差系 (6.16) は次式となる。

$$\ddot{e}_i + a_i \dot{e}_i + b_i e_i = -r_i + b_i u_{\infty i} \quad (6.46)$$

H_∞ 制御器の伝達関数を $K_\infty(s)$ とすると、 H_∞ 制御出力 \mathbf{u}_∞ は軌道誤差ベクトル \mathbf{e} を H_∞ 制御器への入力として次式で与える。

$$u_{\infty i}(s) = K_{\infty i}(s) e_i(s) \quad (6.47)$$

本研究で提案する運動制御手法を図 6.3 のブロック線図として示す。この図では運動制御系は大きく分けて、フィードバック系、運動学習系、逆システム、 H_∞ 制御器の 4 個の要素から構成されている。フィードバック系は運動系を安定化する。運動学習系は運動系のモデルを獲得しながらフィードバック系のゲイン調整をおこない、非線形な運動系を線形化する。逆システムは運動学習系によって得られた線形系への入力を生成する。これらのブロックによって誤差系は図中の点線で囲まれた線形な伝達関数 $\mathbf{P}(s) = \text{diag}\{P_1(s), \dots, P_m(s)\}$ に帰着される。ここに、 $P_i(s) = b_i/(s^2 + a_i s + b_i)$ である。この誤差系に対して式 (6.46) のようにモデル獲得誤差 \mathbf{r} が加わるので、 H_∞ 制御器 $\mathbf{K}_\infty(s)$ によりモデル獲得誤差を抑制する。ここに、 $\mathbf{K}_\infty(s) = \text{diag}\{K_{\infty 1}(s), \dots, K_{\infty m}(s)\}$ である。ただし、 H_∞ 制御器が機能するのは運動学習後である。

6.5 運動系のモデル獲得による軌道制御実験

6.5.1 2 種類の 2 自由度リンク運動系

本研究では、運動系の幾何学的な構造が同じであれば、提案する手法が運動方程式の構造に依存しないことを示すため、図 6.4 に示す 2 種類の運動系：(a) 回転軸が平行な 2 自由度リンク運動系と、(b) 回転軸が直角なねじれの位置にある 2 自由度リンク運動系に適用する。これらの運動系では第 1 リンクと第 2 リンクのなす角が直角のとき、第 2 関節角 $y_2 = 0$ とする。これら 2 つの運動系では、リンク間の干渉の仕方が異なるため、慣性行列、コリオリカベクトルが異なり、重力の作用が異なる。それぞれの運動方程式に含まれる慣性行列、コリオリカベクトル、重力ベクトルは以下の式となる。

運動系 (a) 回転軸が平行な 2 自由度リンク運動系の場合：

$$\mathbf{J}(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} J_{A1} + J_{A2} - 2J_{12}\sin y_2 & J_{A2} - J_{12}\sin y_2 \\ J_{A2} - J_{12}\sin y_2 & J_{A2} \end{bmatrix} \quad (6.48)$$

$$\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = J_{12} \cos y_2 \begin{bmatrix} -2\dot{y}_1 \dot{y}_2 - \dot{y}_2^2 \\ \dot{y}_1^2 \end{bmatrix} \quad (6.49)$$

$$\mathbf{f}_G(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6.50)$$

運動系 (b) 回転軸が直角なねじれの位置にある2自由度リンク運動系の場合：

$$\mathbf{J}(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} J_{B1} + J_{B2} + 2J_{12} \frac{a_2}{l_1} (\sin y_2 - \frac{a_2}{2l_1} \cos^2 y_2) & 0 \\ 0 & J_{B2} \end{bmatrix} \quad (6.51)$$

$$\mathbf{c}(\mathbf{y}, \dot{\mathbf{y}}) = J_{12} \frac{a_2}{l_1} \cos y_2 \left(1 + \frac{a_2}{l_1} \sin y_2\right) \begin{bmatrix} 2\dot{y}_1 \dot{y}_2 \\ -\dot{y}_1^2 \end{bmatrix} \quad (6.52)$$

$$\mathbf{f}_G(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} 0 \\ -m_2 a_2 g \sin y_2 \end{bmatrix} \quad (6.53)$$

以上の式の中で、 J_{Ai} 、 J_{Bi} はそれぞれ運動系 (a)、(b) の場合の第 i リンクの慣性モーメントに相当する定数、 $J_{12} = m_2 l_1^2$ 、 l_i は第 i リンクの軸間距離、 m_i は第 i リンクの質量、 a_i は第 i 関節軸から第 i リンクの重心までの距離である。運動系 (a) では重力ベクトル $\mathbf{f}_G(\mathbf{y}) = \mathbf{0}$ としているが、関節軸を完全に鉛直に立てることはできないので重力が作用し、重力を補償しなければ軌道誤差が生じる。運動系 (b) の第1関節軸も同様である。

これまで著者らが提案してきた手法 [71, 72] ではこれらの2つの運動系に対して式 (6.48), (6.49), (6.51), (6.52) のように解析的に慣性行列とコリオリカベクトルの構造を確定しなければならなかったので、慣性力、コリオリ力をモデルとして獲得する式 (6.30)~(6.33) を別々に表現する必要があった。しかし、本研究では慣性行列とコリオリカベクトルの学習則を別々に記述する必要はない。

6.5.2 実験装置と実験条件の設定

ここでは、軌道制御実験において運動モデルが獲得され、軌道追従性能が向上することを示す。実験に用いた2種類の2自由度リンク運動系を図6.5に示す。この2自由度リンク運動系は、小型で高トルクを発生できるが強い非線形性を持つ電磁ア

クチュエータ (新電元製ロータリソレノイド) によってダイレクト駆動され, 関節角は 12bit のアブソリュート型ロータリエンコーダ (マイクロテックラボラトリ製) を用いて検出する. ロータリエンコーダの分解能は $7.66 \times 10^{-4} [\text{rad}] (= 3.14/4096 [\text{rad}])$ である. 制御系はフィードバック系と調整系に階層化されている. フィードバック式 (6.8) を DSP (MTT 製 HERON; TMS320C40, clock 60MHz を内臓) により実行し, サンプリング周波数は 1[kHz] である. また, フィードバックゲイン行列 \mathbf{K}_D , \mathbf{K}_P , ベクトル \mathbf{u}_B の調整と学習による \hat{J}_i , $\hat{w}_k^{C_i}$, $\hat{w}_k^{K_i}$, $\hat{w}_k^{D_i}$, $\hat{w}_k^{G_{ij}}$ の推定をホストコンピュータ (MTT 製 Wing; Pentium, clock 266[MHz] を内臓) により実行し, サンプリング周波数は 100[Hz] である. また, 定数 $n_C = 10$, $n_K = n_D = n_G = 6$, $a = \sqrt{2}\omega$, $b = \omega^2$, $\omega = 18.9 [\text{rad/s}] (3 [\text{Hz}])$ とする.

6.5.3 H_∞ 制御器の設計

H_∞ 制御において一般的な混合感度問題として H_∞ 制御器を設計する. 感度重み関数 W_S と相補感度重み関数 W_T の交点を $18.9 [\text{rad/s}] (3 [\text{Hz}])$, W_S^{-1} の低域感度と W_T^{-1} の高域感度を $-40 [\text{dB}] (1/100)$ に設定し, 感度, 相補感度に対する重み伝達関数を次式で設定する.

$$W_S(s) = \frac{18.9}{s + 0.189} \quad W_T(s) = \frac{100s}{s + 1890}$$

以上の設計仕様に対して得られた H_∞ 制御器の状態表現は以下となる.

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_\infty \mathbf{x} + \mathbf{B}_\infty e$$

$$u_\infty = \mathbf{C}_\infty \mathbf{x}$$

行列 \mathbf{A}_∞ , \mathbf{B}_∞ , \mathbf{C}_∞ は文献 [72] を参照されたい. また, H_∞ 制御器の伝達関数は行列 \mathbf{A}_∞ , \mathbf{B}_∞ , \mathbf{C}_∞ を用いて次式となる.

$$K_\infty(s) = \mathbf{C}_\infty (s\mathbf{I} - \mathbf{A}_\infty)^{-1} \mathbf{B}_\infty \quad (6.54)$$

H_∞ 制御器により得られる感度関数 $S(s)$ と相補感度関数 $T(s)$ を図 6.6 に示す。この図から、外乱の振動数が $1[\text{rad/s}]$ 以下では、感度関数 $S(s)$ のゲインが $-10[\text{dB}]$ となっており、 $1[\text{rad/s}]$ 以下の外乱ではその影響が $1/10$ 以下に抑えられることがわかる。

6.5.4 目標軌道の設定

目標軌道を図 6.7 に示す。この目標軌道は運動系 (a) において空間座標における第 2 リンクの先端軸が出発点から一辺が 40mm の正方形を描いて出発点に戻る軌道となっている [72]。同じ目標関節角軌道を運動系 (b) にも適用する。

6.5.5 実験結果と考察

図 6.8 に運動系 (a) における軌道誤差を示す。まず、運動学習前 (Before M.L.) を見ると、静止状態 ($0\sim 0.25[\text{s}]$ と $4\sim 5[\text{s}]$) において軌道誤差が存在することから、関節軸の傾きによる重力が作用することが確認できる。重力による軌道誤差が大きいため、慣性力やコリオリ力、フィードバックによる遅れなどによる軌道誤差の挙動を見ることはできない。次に目標軌道に 100 回 (約 10 分) 追従させ、運動学習をおこなった場合 (After M.L.) の軌道誤差を見ると、静止状態 ($0\sim 0.25[\text{s}]$ と $4\sim 5[\text{s}]$) での軌道誤差が非常に小さいことから、重力による軌道誤差は重力モデルの獲得によりほとんど消滅していることがわかる。また、第 1 リンク、第 2 リンクのいずれかが運動している状態 ($1\sim 2[\text{s}]$ と $3\sim 4[\text{s}]$) においても誤差は小さい。これは一方のリンクの運動が他方のリンクの運動に影響を与えていないこと、すなわちリンク間の干渉が抑制されていることを示しており、慣性行列モデルの獲得が有効に働いていることを示している。しかし、2 つのリンクが同時に運動している状態 ($0.25\sim 0.75[\text{s}]$ と $2.25\sim 3[\text{s}]$)、特に第 1 リンクが静止状態から運動を開始する状態において軌道誤差が他の状態よりも顕著に現われている。これは運動を開始すると

きの静止摩擦力とコリオリ力などの速度に依存する力が相乗して現われるためと考えられる。すなわち、静止摩擦などモデル化されていない力と、速度に依存するためにモデル化誤差の影響が大きいコリオリ力などが発生する状態であり、モデル獲得だけではこれ以上軌道誤差を抑制することが困難であると考えられる。また、第1関節軸の軌道誤差と比較して第2関節軸での軌道誤差が大きいのは、第2リンクの慣性モーメントは第1リンクの慣性モーメントよりも小さいので、慣性力に対する摩擦力の影響が大きく、速度の小さい領域で摩擦力にくい止められるためと考えられる。

次に、運動学習をおこなった後に H_∞ 制御を組み込んだ場合 (After M.L. + H_∞ control) の軌道誤差を見ると、全体的に軌道誤差が抑制されていることがわかる。特に $1[\text{rad}]$ 以下の外乱ではその影響が $1/10$ 以下に抑えられるように設計されているので、静摩擦による軌道誤差の低減に効果があり、2つのリンクが同時に運動し、軌道誤差が最も発生し易い状態でも軌道誤差が低減されている。

さらに、運動系 (b) において同様な軌道追従実験をおこなった場合の軌道誤差を図 6.9 に示す。運動学習後の軌道誤差の挙動は運動系 (a) での挙動とほぼ同じであることから、提案する手法が運動方程式が異なる運動系に対しても有効であることが確認できる。

以上から本研究で提案する、運動系に含まれる非線形性を基底関数ネットワークにより獲得し、さらに H_∞ 制御によりモデル獲得誤差と非モデル化力の影響を低減する手法の有効性が確認できた。

6.5.6 検討

今回の実験では xy 平面上での正方形軌道を選んで運動学習をおこなったが、正方形軌道で運動学習をおこなった後に他の軌道、たとえば円軌道で軌道追従制御をおこなったとき、追従性能が改善されているかという疑問が残る。そこで、ここ

118第6章 基底関数ネットワークによる慣性行列とコリオリカベクトルのモデル化

では正方形軌道での運動学習をおこなった後に円軌道での軌道追従性能を見ることにする。運動系 (a) において半径 22[mm] の円軌道を 2 周描く円軌道 [71] に対する関節軸の角度軌道を図 6.10 に示す。また、図 6.11 に正方形軌道で 100 回の運動学習をおこなった後に円軌道で軌道追従制御をおこなった場合の軌道誤差と、正方形軌道で運動学習をおこなった後に円軌道で 50 回の運動学習をおこなった場合の軌道誤差を示す。まず、正方形軌道で 100 回の運動学習をおこなった後に円軌道で軌道追従制御をおこなった場合 (After M.L. on Rec.) では、軌道追従性能はあまり向上していないことがわかる。その理由としては重力が関節角 y_1 と y_2 の両方に依存するので、重力モデルの重み \hat{w}_{ki}^G の中で、正方形の場合の目標軌道からはずれたものが修正されないことと、加速度の強く作用する角度が正方形軌道と円軌道で異なることが考えられる。次に円軌道に変更した後に 50 回 (約 5 分) の運動学習をおこなった場合 (After M.L. on Rec. & Circ.) を見ると、第 1 関節軸の軌道誤差はほとんど消滅しているが、第 2 関節軸では第 1 関節軸と比較すると大きな軌道誤差が存在する。その理由としては、円軌道の場合は 2 つのリンクが同時に動く状態が多いため、モデル化誤差の影響が出やすいコリオリ力が発生することと、第 2 リンクの慣性モーメントは第 1 リンクのものよりも小さいので、50 回では十分に慣性モーメントがモデル化されないことなどが考えられる。しかし、正方形軌道など一つの軌道でいったん運動学習をおこなっておけば、その後に軌道変更をおこなった場合でも始めから運動学習をやり直すよりも少ない時間で学習を済ませることができるが、実用上軌道変更を余儀なくされる場合は、あらかじめそれらの軌道で運動学習をおこなっておくことが望ましい。

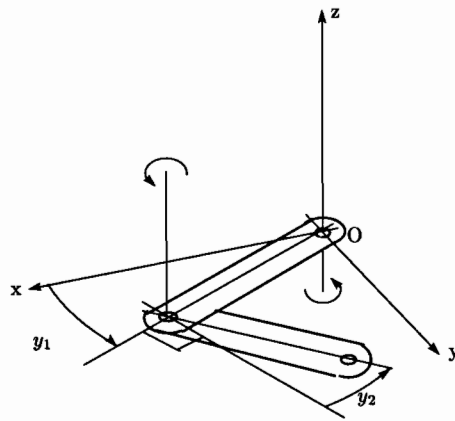
学習を効果的におこなうためには、非線形要素が分離して現れる軌道を用いることが好ましいと考えられる。たとえば、慣性行列とコリオリカの影響を抑えるために遅い動きで重力をモデル化し、その後、早い動きで慣性行列をモデル化する。また、アームの先端に近い第 2 リンクだけを動かし、次に第 1 リンクのみを

動かすことによって、より効果的に慣性行列をモデル化することができる。

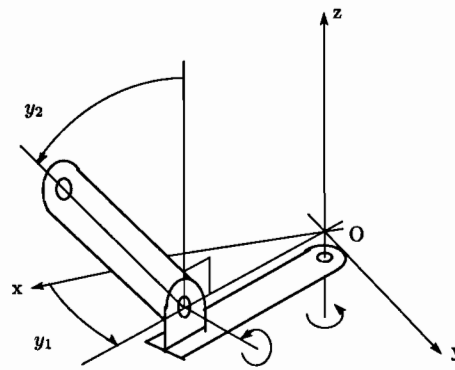
6.6 おわりに

本研究では基底関数ネットワークを用いて慣性行列とコリオリカベクトルを表現し、ネットワーク結合重みを推定するための学習則を提案した。この手法では、異なる運動系であっても幾何学的な構造が同じであれば、運動方程式に含まれる慣性行列とコリオリカベクトルの学習則を運動系ごとに導き出す必要がない。本研究では提案する手法を2種類の運動系：(a) 回転軸が平行な2自由度リンク運動系と (b) 回転軸が直角なねじれの位置にある2自由度リンク運動系における軌道追従実験で提案する手法の有効性を確認した。次に、提案する手法によって発生するモデル獲得誤差による軌道追従誤差を抑制するために H_∞ 制御を組み込むことを提案し、高性能な軌道追従が可能となることを示した。

以上の結果から本研究で提案する運動制御法が有効であると結論できる。

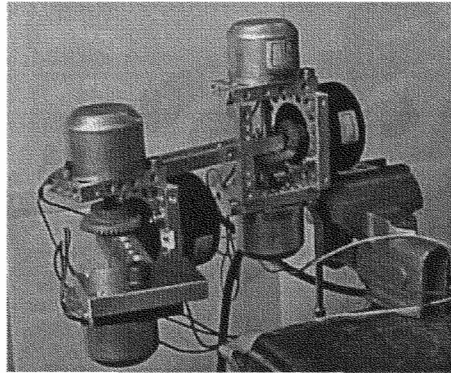


a. Motion system(a)

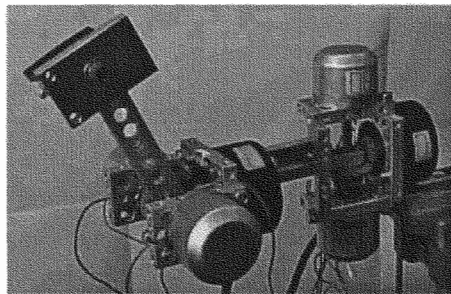


b. Motion system(b)

Fig. 6.4 2 types of 2-degree-of-freedom motion system



a. Motion system(a) used in experiment



b. Motion system(b) used in experiment

Fig. 6.5 Motion systems used in experiment

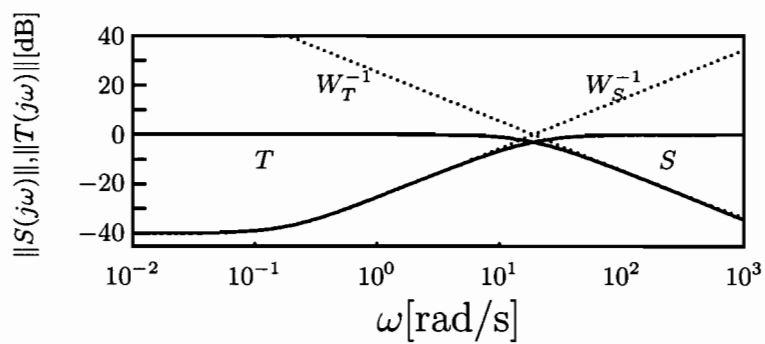


Fig. 6.6 Gain of sensitive function $S(s)$ and complementary sensitive function $T(s)$

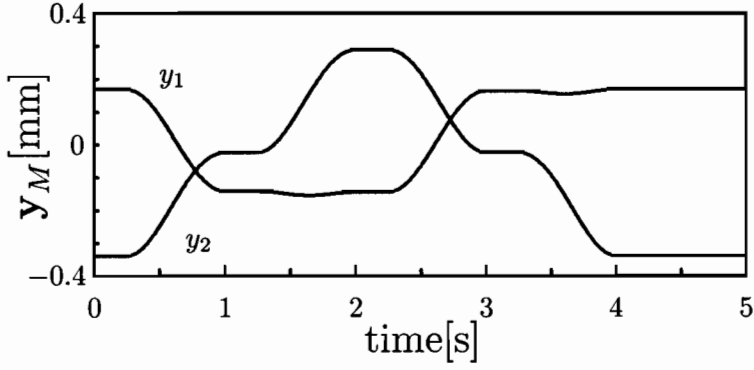


Fig. 6.7 Objective rectangular trajectories of angles

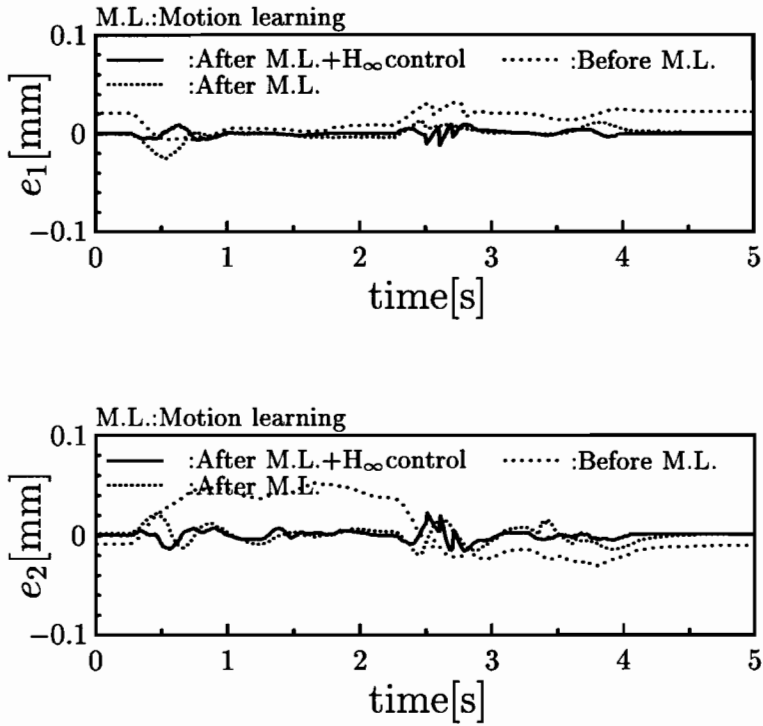


Fig. 6.8 Errors of angular trajectories in motion system(a)

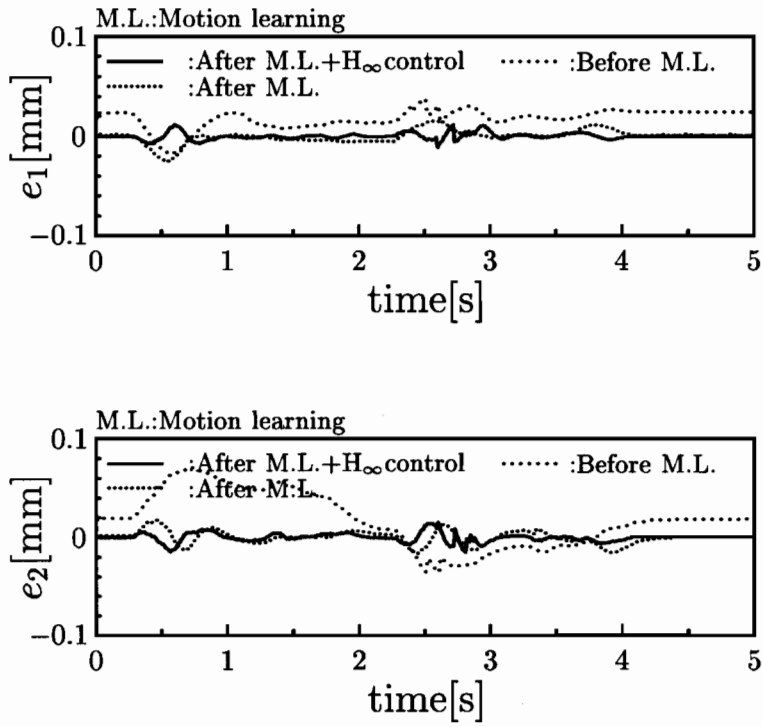


Fig. 6.9 Errors of angular trajectories in motion system(b)

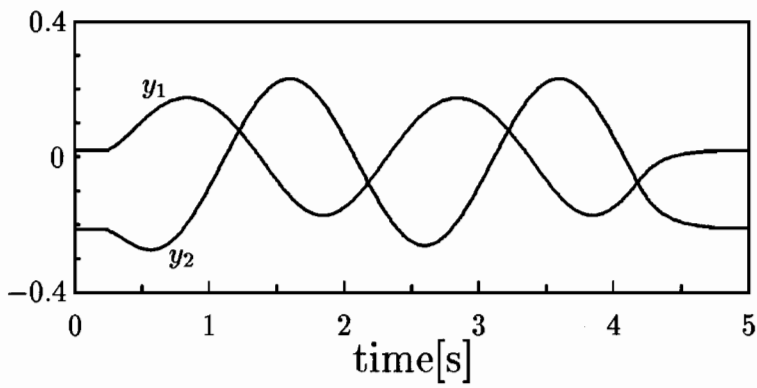


Fig. 6.10 Objective circular trajectories of angles

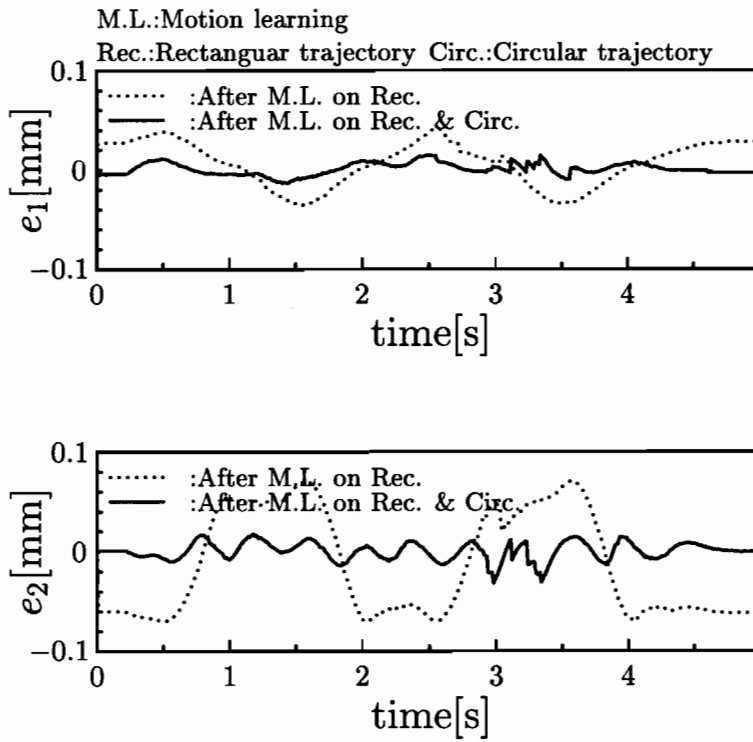


Fig. 6.11 Errors of angular trajectories in motion system(a) using circular trajectories as objective trajectories

第7章 サウンドサーボシステム

7.1 はじめに

サウンドサーボシステムとは、回転台に2個のマイクを取りつけ、このマイクによって音の方向を検出し、マイクの方向が音源を向く機構である。サウンドサーボシステムは地震などの災害において、被災者の発する声を手がかりに被災者の所在を確認し、救助者の二次災害を防ぎつつ救出を支援することを目的に開発を始めた。煙が充満して視界不良の状態や、被災者が長時間暗闇に放置され、強い光を目に浴びると視力損傷の可能性がある場合に被災者の声で所在を確認することに役立てることができる。また、最近注目されつつあるペットロボットとして利用することもできる。その他、自閉症などの精神障害を持つ児童には自発的に声を発する訓練が必要とされるが、そのような訓練に役立てることができる。さらに、最近ではインターネットが急速に普及し、遠隔地間でのテレビ電話会議が可能となりつつある。サウンドサーボシステムを用いれば人手を借りずに常に話し手の方向にカメラとマイクを向けることができ、自動的に話し手の映像をアップで撮影できる。このようにサウンドサーボシステムは災害救助支援、娯楽、福祉、情報通信などに利用することが期待できる。

7.2 音源方向の検出法

ここで、サウンドサーボシステムの原理について説明する。図7.1に示すように、マイクの向いている方向と音源のある方向のなす角度が $\alpha[\text{rad}]$ とする。この

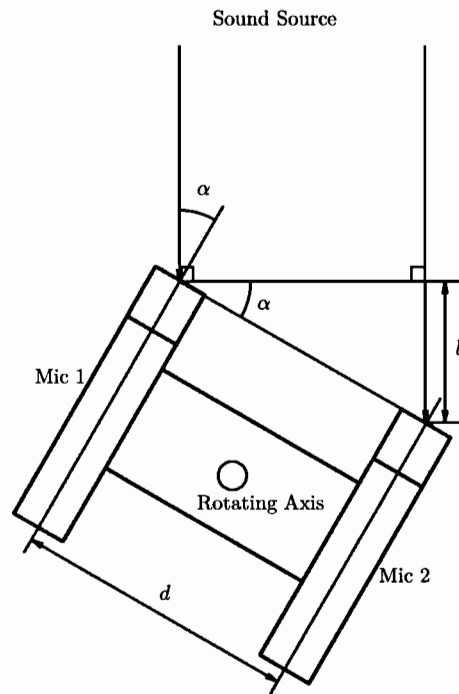


Fig. 7.1 Geometrical relation between the sound source and the microphones

とき、2個のマイクに到達する音の伝達距離に差 (l) ができ、2個のマイクの間の距離を d とすると、 l と d の関係は次式となる。

$$l = d \sin \alpha \quad (7.1)$$

このとき、2個のマイクに発生する信号 $a(t)$ 、 $b(t)$ には次式の位相差 ϕ [rad] が生じる。

$$\phi = 2\pi \frac{l}{\lambda} = 2\pi \frac{d}{\lambda} \sin \alpha \quad (7.2)$$

ここでは簡単のため、音源は周波数 f [Hz] のみの音源を考える。振動数が複数の場合は重ねあわせることによってフーリエ級数とすればよい。2個のマイクに発生する信号 $a(t)$ 、 $b(t)$ は次式となる。

$$a(t) = Ae^{j2\pi ft} \quad (7.3)$$

$$b(t) = Be^{j(2\pi ft - \phi)} \quad (7.4)$$

信号 $a(t)$, $b(t)$ の共役複素積 $c(t)$ を計算すると,

$$c(t) = a(t)\bar{b}(t) = AB e^{j2\pi ft} e^{-j(2\pi ft - \phi)} = AB e^{j\phi} \quad (7.5)$$

$$= AB(\cos \phi + j \sin \phi) \quad (7.6)$$

もし, $\phi \ll 1$ とすると,

$$c(t) = a(t)\bar{b}(t) = AB(1 + j\phi) \quad (7.7)$$

この式から, 2つの信号の共役複素積の虚数部に位相差が反映されることがわかる. そこで, 検出した音信号をフーリエ変換し, 各周波数ごとに共役複素積をとると, その虚数部に位相差が現われる. 一定時間ごとに採取された時系列信号ベクトルを次式で定義する.

$$\mathbf{a} = [a_0 \ a_1 \ \cdots \ a_{n-1}]^T = [a(t_0) \ a(t_1) \ \cdots \ a(t_{n-1})]^T \quad (7.8)$$

$$\mathbf{b} = [b_0 \ b_1 \ \cdots \ b_{n-1}]^T = [b(t_0) \ b(t_1) \ \cdots \ b(t_{n-1})]^T \quad (7.9)$$

ここに, $t_k = kT$ ($k = 0, \dots, n-1$), T はサンプリング周期である. これをフーリエ変換し, スペクトルベクトル $\hat{\mathbf{a}}$, $\hat{\mathbf{b}}$ とする. ただし, スペクトルベクトルの次元は時系列ベクトルの半分 ($n/2$) になる.

$$\hat{\mathbf{a}} = [\hat{a}_0 \ \hat{a}_1 \ \cdots \ \hat{a}_{n/2-1}]^T = [\hat{a}(f_0) \ \hat{a}(f_1) \ \cdots \ \hat{a}(f_{n/2-1})]^T \quad (7.10)$$

$$\hat{\mathbf{b}} = [\hat{b}_0 \ \hat{b}_1 \ \cdots \ \hat{b}_{n/2-1}]^T = [\hat{b}(f_0) \ \hat{b}(f_1) \ \cdots \ \hat{b}(f_{n/2-1})]^T \quad (7.11)$$

ここに, $f_k = k\Delta f$ ($k = 0, \dots, n/2-1$), Δf は周波数分解能である. この2つのベクトルの共役複素積の虚数部は次式となる.

$$\hat{c}_{Ik} = \hat{a}_{Ik} \hat{b}_{Rk} - \hat{a}_{Rk} \hat{b}_{Ik} \quad (7.12)$$

ここに、 $k = 0, 1, \dots, n/2 - 1$, $(\cdot)_R$ は (\cdot) の実数部, $(\cdot)_I$ は (\cdot) の虚数部であり, 次式の位相差 $\phi(f_k)$ を反映する信号となる.

$$\hat{c}_{Ik} = A_k B_k \sin \phi(f_k) \quad (7.13)$$

この \hat{c}_{Ik} を用いて信号 s を次式のように生成する.

$$s = \sum_{k=0}^{n/2-1} \hat{c}_{Ik} \quad (7.14)$$

これは各周波数 f_k における \hat{c}_{Ik} を合計すること, すなわち周波数領域において積分することを意味する. \hat{c}_{Ik} は周波数に依存するが, s は周波数に依存せず, 2つの音声信号数列 \mathbf{a} , \mathbf{b} の位相差情報を反映した信号となっている. s を用いてサーボ系への入力信号 u を次式で求める.

$$\dot{u} = \alpha s \quad (7.15)$$

ここに, α は定数である. 式 (7.15) は信号 s を時間に関して積分することを意味する. すなわち, マイクで検出した音源方向からのずれを蓄積していき, オフセット補償を与える役割を担っている.

ダイレクト駆動または遊星歯車, 平歯車による減速機構を用いて回転軸を駆動する制御系を考えると, 運動方程式は次式となる.

$$J\ddot{y} + K_D k(y)\dot{y} + K_P k(y)(y - u - u_B) + f_D(\dot{y}, y) = 0 \quad (7.16)$$

ここに, y は回転角, u は音源方向検出処理によって得られたサーボ系への入力信号, J は慣性モーメント, K_D は微分ゲイン, K_P は比例ゲイン, u_B は外力補正入力, $f_D(\dot{y}, y)$ は重力, 粘性摩擦力, 乾性摩擦力を合わせた外力である. K_D , K_P , u_B を本研究で提案する手法により調整することで回転系を次式のように線形化することができる.

$$J\ddot{y} + A\dot{y} + B(y - u) = 0 \quad (7.17)$$

回転系をこのように線形化することで様々な姿勢においても、音源方向を向く精度と応答性能を改善することができる。

7.3 サウンドサーボシステムの製作

ここでは、本研究で試作したサウンドサーボシステムを紹介する。図 7.2 の試作 1 号機はフィードバックを DSP(TMS320C30,clock33MHz)、音源方向を検出する計算処理はパーソナルコンピュータ (Pentium II,clock133MHz) により実行するように構成されている。このように処理系を分散することにより、それぞれの処理系の計算負荷を軽減することができ、安価で容易に製作することができる。図 7.3 の試作 2 号機は駆動輪をつけ、音のする方向に向きを変えたり、走行するようにしたものであり、フィードバック処理は本体に組み込まれたアナログ回路により実行され、音源方向を検出する計算処理はノートパソコンで実行されるように構成されている。試作 2 号機はフィードバック処理をアナログ回路でおこなうことで製作費を安価にできるほか、ホストコンピュータをノートパソコンとしているので可搬性に優れている。

7.4 音源追従実験

本研究で提案するサウンドサーボシステムの原理が有効に動作することを示す実験をおこなう。この実験で用いた試作機は図 7.2 示す試作機 1 号である。フィードバック処理を DSP(TMS320C30,clock33MHz) により実行する。サンプリング周波数は 5kHz である。音源方向を検出する計算処理はパーソナルコンピュータ (Pentium II,clock133MHz) により実行する。今回の実験では試作機 1 号に対して約 1[m] 離

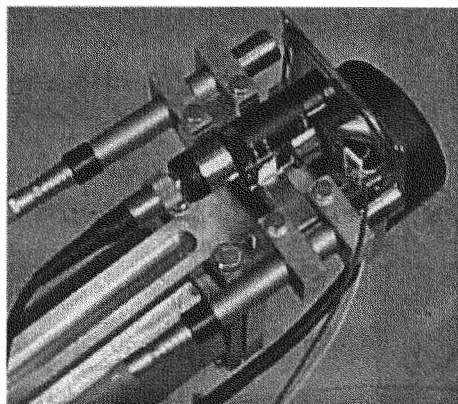


Fig. 7.2 Sound servo machine 1

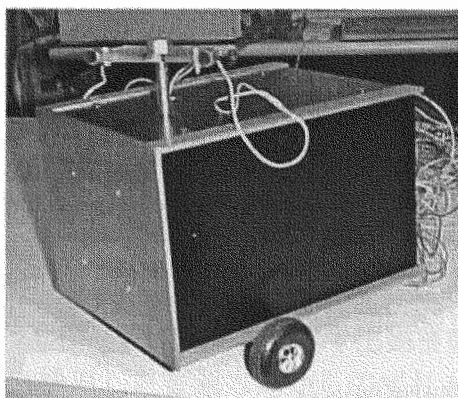


Fig. 7.3 Sound servo machine 2

れた場所から、 0° と $\pm 45^\circ$ ($\pm 0.78[\text{rad}]$)の角度で声を発し、マイクを搭載した回転台の回転角を計測する実験をおこなうことにより、サウンドサーボの動作を示すとともに発せられる音に対する反応時間を確認する。

7.5 実験結果と考察

前節で述べた設定で実験をおこなった結果を図7.4に示す。この実験では $0.5[\text{s}] \sim 1[\text{s}]$ 程度の反応時間で発せられた声の方向を向いていることがわかる。したがって、本研究で提案するサウンドサーボ法は反応時間に関しては実用的である。しかし、実

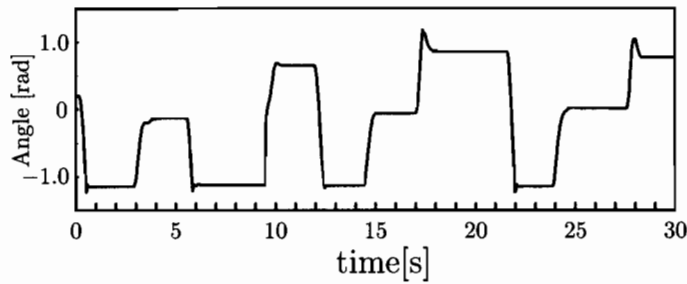


Fig. 7.4 Experiment of demonstrating sound servo system

用においては音源からの距離と壁面などによる反射が問題となる。音源からの距離に関しては伝達距離に関係なく位相差は保存されるので、マイクに音が到達すればサウンドサーボシステムは動作することができる。しかし、反射がある場合、直接到達する音と反射音が干渉するので、サウンドサーボシステムは混乱する。この問題を解決するためには視覚を合わせた知識的な処理が必要になると考えられる。

7.6 おわりに

サウンドサーボシステムの原理と試作機を紹介し、音源追従実験によって動作確認をおこなった。サウンドサーボシステムは災害時での被災者救助支援、娯楽、福祉、情報通信などの分野で利用が期待できる。また、本研究で提案する運動制御手法を適用することにより、高性能化をはかることができる。

第8章 結言

本研究では、運動系に含まれる非線形性が慣性行列、重力ベクトルなどの力学構造を持つことに着目し、基底関数ネットワークとしてこれらを表現することを提案した。本研究では、これを基底関数ネットワークによる非線形性のモデル化と呼び、運動系に含まれる慣性行列、重力ベクトル、駆動力特性を基底関数ネットワークとして表現し、運動系に含まれる力学構造を反映するように制御系内に制御対象のモデルを構成することをモデル獲得と呼んだ。また、運動系のモデル獲得を行いながら制御をおこなうことを運動学習と呼んだ。モデル獲得により得られた非線形モデルを用いて制御系に含まれるフィードバックゲインを調整することにより制御系を大域的に線形化することができた。本研究ではこのような手法を導くために Popov の超安定論を用い、オンラインで慣性行列、重力ベクトル、駆動力特性などをモデル化するので、同定実験をおこなう必要がなく、最終的には運動系の自由度と幾何学的な構造が同じであれば、運動系に変更があっても運動方程式を導きなす必要がないことなどの結果を得た。さらに、 H_∞ 制御などの現代制御の手法を融合することで、より高性能な軌道追従性能を実現することが可能となった。

本研究で提案する手法では、制御性能面に加え、ハード面において次の特長を持つ。1) フィードバック系と運動学習系を分散し、それぞれの処理系は独立に並列処理される。2) フィードバック系と運動学習系をそれぞれ下位と上位に階層化し、上位運動学習系からの指令によって下位フィードバック系のパラメータなどを調整する。このように分散化と階層化が可能な制御構造を構築することで、複

数の計算機 (CPU) を用いて制御系を構成することができ、運動自由度が多くなることによって処理内容が複雑になっても計算機にかかる負担を増大させることなく安価に実現することができる。

以上のことを示すために、第2章では1自由度剛体運動系に対して非線形な駆動特性と外力(バイアス力)を基底関数によりモデル化し、制御する手法を提案し、磁気浮上系での1自由度運動系における軌道追従制御実験により有効性を確認した。

第3章では単一剛体の多自由度運動系に対して慣性行列、外力(バイアス力)、駆動力特性を基底関数によりモデル化し、制御する手法を提案し、磁気浮上系での3自由度運動系における軌道追従制御実験により有効性を確認した。

第4章では複数の剛体からなる運動系に対して慣性行列、コリオリ力、駆動特性、重力、粘性摩擦力、動摩擦力を基底関数ネットワークによりモデル化し、制御する手法を提案し、ダイレクト駆動2自由度リンク運動系における軌道追従制御実験により有効性を確認した。

第5章では本研究で提案する手法と H_{∞} 制御を融合し、軌道追従精度の向上を図る手法を提案し、数値実験でのモデル獲得の確認とダイレクト駆動2自由度リンク運動系における軌道追従制御実験で有効性を確認した。

第6章では基底関数ネットワークに慣性行列とコリオリ力ベクトルを含むすべてをモデル化する手法を提案し、2種類のダイレクト駆動2自由度リンク運動系における軌道追従制御実験により有効性を確認した。

第7章ではサウンドサーボシステムについて述べ、音源追従実験をおこない有効性を確認した。

以上、本論文では基底関数ネットワークを用いた運動制御系のモデル獲得による制御をおこなう手法を提案し、本研究で提案する運動制御手法の有効性を確認した。

付録A Popovの超安定論

ここでは、本研究の全体を通して拠り所としている Popov の超安定論の概略について述べる。Popov の超安定論は線形ブロックと非線形ブロックの二つのブロックからなる閉回路の受動性 [78] に立脚しているが、詳細は文献 [27, 79] を参照されたい。

A.1 超安定条件

動的なシステム:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{Ax} + \mathbf{Bu} \quad (\text{A.1})$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{Cx} \quad (\text{A.2})$$

に対して、次の2つの条件を満足するとき、この動的なシステムは超安定であり、出力 \mathbf{y} は $\mathbf{0}$ に収束する。すなわち、 $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{y}^T \mathbf{y} = 0$ 。

1. Popov の積分不等式 入力 \mathbf{u} 、出力 \mathbf{y} に対して次の積分不等式が成立する (非線形ブロックが受動的である)。

$$\int_0^t \mathbf{u}^T \mathbf{y} dt > -\delta^2 \quad (\text{A.3})$$

2. 強正実条件 伝達関数行列

$$\mathbf{G} = \mathbf{C}(s\mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{B} \quad (\text{A.4})$$

が強正実であることである (線形ブロックが受動的である)。

A.2 強正実条件

ここで、強正実とは次の条件を満足することと定義されている。

1. $\mathbf{G}(s)$ が実の s に対して実である。
2. $\mathbf{G}(s)$ が漸近的に安定、すなわち s 面の右半平面 ($\text{Re}[s] \geq 0$) に極がない。
3. $-\infty < \omega < \infty$ の全ての ω に対して $\text{Re}[\mathbf{G}(j\omega)] > 0$ 。

この強正実条件はの Kalman-Yakubovitch-Popov の補助定理によって次の条件に置き換えられる。

$$\mathbf{PA} + \mathbf{A}^T \mathbf{P} = -\mathbf{Q} \quad (\text{A.5})$$

$$\mathbf{BP} = \mathbf{C} \quad (\text{A.6})$$

を満足する正定対称行列 \mathbf{P} , \mathbf{Q} が存在する。

付録B H_∞ 制御

B.1 H_∞ 標準問題

ここでは、軌道追従性能を向上させるために用いた H_∞ 制御の概略について述べるが、詳細は文献を参照されたい。線形分数変換によって制御対象が次式で与えられたとする。

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}_1\mathbf{w} + \mathbf{B}_2\mathbf{u} \quad (\text{B.1})$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{C}_1\mathbf{x} + \mathbf{D}_1\mathbf{u} \quad (\text{B.2})$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}_2\mathbf{x} + \mathbf{D}_2\mathbf{w} \quad (\text{B.3})$$

この制御対象に対して、出力フィードバックによる H_∞ 標準問題が可解であるための十分条件は、次の条件を満たす実準正定解 \mathbf{P} 、 \mathbf{Q} が存在することである。

1. リカッチ代数方程式

$$\begin{aligned} & \mathbf{P}(\mathbf{A} - \mathbf{B}_2\mathbf{D}_1^T\mathbf{C}_1) + (\mathbf{A} - \mathbf{B}_2\mathbf{D}_1^T\mathbf{C}_1)\mathbf{P} \\ & + \mathbf{P}\left(\frac{1}{\gamma^2}\mathbf{B}_1\mathbf{B}_1^T - \mathbf{B}_2\mathbf{B}_2^T\right)\mathbf{P} + \mathbf{C}_1^T(\mathbf{I} - \mathbf{D}_1\mathbf{D}_1^T)\mathbf{C}_1 = \mathbf{0} \end{aligned} \quad (\text{B.4})$$

を満たし、 $\mathbf{A} - \mathbf{B}_2\mathbf{D}_1^T\mathbf{C}_1 + (\frac{1}{\gamma^2}\mathbf{B}_1\mathbf{B}_1^T - \mathbf{B}_2\mathbf{B}_2^T)$ が漸近安定である。

2. リカッチ代数方程式

$$\begin{aligned} & (\mathbf{A} - \mathbf{B}_1\mathbf{D}_2^T\mathbf{C}_2)\mathbf{Q} + \mathbf{Q}(\mathbf{A} - \mathbf{B}_1\mathbf{D}_2^T\mathbf{C}_2) \\ & + \mathbf{Q}\left(\frac{1}{\gamma^2}\mathbf{C}_1^T\mathbf{C}_1 - \mathbf{C}_2^T\mathbf{C}_2\right)\mathbf{P} + \mathbf{B}_1^T(\mathbf{I} - \mathbf{D}_2^T\mathbf{D}_2)\mathbf{B}_1 = \mathbf{0} \end{aligned} \quad (\text{B.5})$$

を満たし、 $\mathbf{A} - \mathbf{B}_1\mathbf{D}_2^T\mathbf{C}_2 + (\frac{1}{\gamma^2}\mathbf{C}_1^T\mathbf{C}_1 - \mathbf{C}_2^T\mathbf{C}_2)$ が漸近安定である。

3. $\lambda_{\max}(\mathbf{PQ}) < \gamma^2$. ここに, $\lambda_{\max}(\mathbf{A})$ は行列 \mathbf{A} の最大固有値を示す.

以上の条件を満足するを用いて, H_∞ 標準問題の解の一つ (中心解) は次式で与えられる.

$$\dot{\mathbf{x}}_C = \mathbf{A}_C \mathbf{x}_C + \mathbf{B}_C y \quad (\text{B.6})$$

$$\mathbf{u} = \mathbf{C}_C \mathbf{x}_C \quad (\text{B.7})$$

ここに,

$$\mathbf{A}_C = \mathbf{A} + \mathbf{B}_2 \mathbf{F} + \frac{1}{\gamma^2} \mathbf{B}_1 \mathbf{B}_1^T \mathbf{P} + \mathbf{Z} \mathbf{H} (\mathbf{C}_2 + \frac{1}{\gamma^2} \mathbf{D}_2 \mathbf{B}_1^T \mathbf{P}) \quad (\text{B.8})$$

$$\mathbf{B}_C = -\mathbf{Z} \mathbf{H} \quad (\text{B.9})$$

$$\mathbf{C}_C = \mathbf{F} \quad (\text{B.10})$$

$$\mathbf{F} = -(\mathbf{B}_2^T \mathbf{P} + \mathbf{D}_1^T \mathbf{C}_1) \quad (\text{B.11})$$

$$\mathbf{H} = -(\mathbf{Q} \mathbf{C}_2^T + \mathbf{B}_1 \mathbf{B}_2^T) \quad (\text{B.12})$$

$$\mathbf{Z} = (\mathbf{I} - \frac{1}{\gamma^2} \mathbf{Q} \mathbf{P})^{-1} \quad (\text{B.13})$$

B.2 リカッチ代数方程式の解

H_∞ 標準問題の解を得るためにはリカッチ代数方程式を解く必要がある. リカッチ代数方程式の解は次の行列の固有値解析により求めることができる. まず, リカッチ代数方程式を次式で与える.

$$\mathbf{X} \mathbf{A} + \mathbf{A}^T \mathbf{X} + \mathbf{X} \mathbf{R} \mathbf{X} + \mathbf{Q} = \mathbf{0} \quad (\text{B.14})$$

次に, ハミルトニアン行列 \mathbf{H} を次式で定義する.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & -\mathbf{R} \\ \mathbf{Q} & -\mathbf{A} \end{bmatrix} \quad (\text{B.15})$$

ハミルトニアン行列 \mathbf{H} の固有ベクトル $\mathbf{x}_k (k = 1, \dots, 2n)$ をとし, 固有ベクトル \mathbf{x}_k からなる行列を次式で定義する. ただし, n は行列 \mathbf{A} の次元である.

$$[\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \cdots \ \mathbf{x}_{2n}] = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \end{bmatrix} \quad (\text{B.16})$$

ここに, $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2$ は n 行 $2n$ 列の行列 ($\in \mathbf{C}^{n \times 2n}$) である. 行列 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2$ を用いてリカッチ代数方程式の解は次式で与えられる.

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_1^{-1} \quad (\text{B.17})$$

謝辞

本研究をおこなうに当たり、ご多忙にもかかわらず懇切なご指導を賜りました神戸大学工学部 岩壺 卓三 教授に心から謝意を表します。また、ご助言いただいた同 河村 庄三 助教授、在学中にお世話になった同福井喜一郎技官に謝意を表します。

本研究をご支援いただいた大阪産業大学 沖田耕三 教授(元 兵庫県立工業技術センター次長)、兵庫教育大学 鞍谷 文保 助教授(元 兵庫県立工業技術センター主任研究員)に謝意を表します。

生産技術部在籍中にお世話になった兵庫県立工業技術センター生産技術部 杉本 護 部長、実験機器の製作、加工などについていろいろとご助言、ご指導いただいた同 島津 忠司 元部次長、兵庫県立工業技術センター職員の方々に謝意を表します。

本研究の遂行を奨励していただいた兵庫県立工業技術センター 安田 詔宣 次長、機械金属工業指導所 脇坂 彰一 所長に謝意を表します。

また、研究室へ在籍を受諾いただいた東京大学工学部精密機械工学科 樋口俊郎 教授、同教授へのご紹介をいただいた神戸大学工学部 森脇俊道 教授、樋口研究室在籍中に色々とお世話になった高知工科大学 岡 宏一 助教授(元東京大学工学部 助手)、その他当時樋口研究室に在籍していた方々に謝意を表します。

参考文献

- [1] 計測自動制御学会, 特集 実例に学ぶモーションコントロール, 計測と制御, Vol.39, No.10, (2000)
- [2] 土肥, コンピュータ支援による外科治療システム, 計測と制御, Vol.37, No.1,1998, 26/30
- [3] 光石, テレ・オペレーション, 日本機械学会誌, Vol.103, No.979,2000, 349/351
- [4] 平井, 情報技術時代における機械工学の戦略, 日本機械学会誌, Vol.104, No.986, (2000),25/28
- [5] 畑村, ナノ・マイクロ世界での加工と組み立て, 日本機械学会誌, Vol.103, No.984,2000, 732/735
- [6] 計測自動制御学会, 特集 惑星探査, 計測と制御, Vol.39, No.9, (2000)
- [7] Proceeding of 4th Internatinal Conference on Motion and Vibration Control, Swiss Federal Institute of Technology,(1998)
- [8] 島田, 多自由度系のモーションコントロール-運動学, 動力学, そして静力学との関係を考えて-, 計測と制御, Vol.39, No.2,2000, 615/620
- [9] 藤本, 河村, 多自由度系のモーションコントロール-運動学動力学そして静力学との関係を考えて-, 計測と制御, Vol.39, No.2,2000, 663/666

- [10] 豊田, マクスウェルの調速機についての論文寸評, 計測と制御, Vol.39, No.8,2000, 547/550
- [11] 相良, 基礎自動制御, 森北出版, (1985),1/14
- [12] S. Bennet, 制御工学の歴史, コロナ社, (1998)
- [13] 磁気浮上応用技術調査専門委員会, 磁気浮上と磁気軸受け, コロナ社, 19/34(1993)
- [14] 横山, 佐川, 貴家 訳, デジタル制御システム-解析と設計- 日刊工業新聞社, (1990)
- [15] 野波, 羅, スライディングモード制御, コロナ社, (1994)
- [16] J.C.Doyle,K.Glover, P.P.Khargonekar, B.A.Francis, State-Space Solutions to Standard H_2 and H_∞ Control Problems, IEEE Trans. on Auto. Cont.,Vol.34, No.8,(1989), 831/847
- [17] 有本, ロボットの力学と制御, 朝倉書店,(1991)
- [18] システム制御情報学会, 制御系設計- H_∞ 制御とその応用, 朝倉書店 (1994)
- [19] 吉川, 井村, 第9章 H_∞ 最適制御, 現代制御理論, 昭晃堂,(1995)
- [20] Bong Soo Kang et al, Robust Tracking Control of a Direct Drive Robot, *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME*,Vol.121,No.2,(1999),pp.261-269
- [21] ウィーナー, サイバネティクス, 岩波書店,(1963)
- [22] 河野, 設楽, 感覚から運動への変換, 計測と制御, Vol.33,No.4,(1994), 274/281

- [23] M.Shidara et al.,Nature,365-2(1993),50
- [24] 川人, 小脳の内部モデルと運動学習, 計測と制御, Vol.33,No.4,(1994), 296/303
- [25] Kawato et al, A Hierarchical Neural-Network Model for Control and Learning of Voluntary Movement, *Biological Cybernetics*,Vol.57,(1987),pp.169-185
- [26] 赤澤, 運動制御と筋特性, 計測と制御, 33-4(1994), 304/309
- [27] Landau, 富塚, 適応制御システムの理論と実際, オーム社 (1981)
- [28] I.D.Landau, A Survey of Model Reference Adaptive Control Techniques – Theory and Applications, *Automatica*, Vol.10, 353/379
- [29] I.D.Landau, Evolution of Adaptive Control,Trans. ASME, J. Dyn. sys.,meas.,cont,Vol.115,No.2, (1993), 381/391
- [30] I.D.Landau, *Automatica*, Vol.10,No.4, (1974), 353
- [31] 金井, ロバスト適応制御, 計測自動制御学会, (1990)
- [32] 金井, 適応制御理論の動向, 計測と制御, Vol.29, No.8,1990, 701/708
- [33] P.I.Ro and P.I.Hubbel, Model Reference Adaptive Control of Dual Mode Micro/Macro Dynamics of Ball Screws for Nanometer Motion, Trans. ASME,J. Dyn. sys.,meas.,cont,**115**,103/108(1993)
- [34] B.W.McDonell and J.E.Bobrow, Adaptive Tracking Control of an Air Powered Robot Actuator, Trans. ASME, J Dyn. sys., meas.,cont,**115**,427/433(1993)
- [35] 鈴木, ニューラルネットによる運動制御とシンボル処理, 計測と制御, Vol.29, No.8,1990, 847/854

- [36] 中野, ニューロコンピュータの基礎, コロナ社,(1990)
- [37] 西川, 北村, ニューラルネットと計測制御, 朝倉書店,(1995)
- [38] P.D.Wesserman, ニューラル・コンピューティング, コロナ社,(1998)
- [39] M.Saad, L.A.Dessaint, P.Bigras, K.Al-Haddad, Adaptive Versus Neural Adaptive Control: Application to Robotics, International Journal of Control and Signal Processing, Vol.8, 223-236, (1994)
- [40] 岩田, 北村, ニューラルネットワークによる順方向モデルを用いた入力追従制御系と入力推定系の構成, 計測自動制御学会論文集, Vol.30, No.3,(1994),303/309
- [41] 辻, 大森, 佐野, ニューラルネットワークを併用した適応制御, 計測自動制御学会論文集, Vol.30, No.3,(1994),295/302
- [42] C.James Li, Taechee Kim, A New Feedforward Neural Network Structural Learning Algorithm – Augmentation by Training With Residuals, Trans. of The ASME J.Dyn. Meas. Cont., Vol.117, No.3(1995),411/415
- [43] 田中, 堤, 運動系ニューラルネットワークとロボット制御, システム/制御/情報, Vol. 36, No.10, (1992), 769/775
- [44] 大松, ニューロコントロールと適応制御, システム/制御/情報, Vol.36, No.12, (1992), 653/660
- [45] 山下, 島, 石動, ニューラルネットワークによる学習・適応制御, 計測と制御, Vol.30, No.4, (1991), 302/307
- [46] 高橋, ニューロ回路による適応制御, 計測と制御, Vol.29, No.8,1990, 729/733

- [47] 熊谷, 秋田, 和田, ニューラルネットワーク群を用いた倒立振り子の学習制御, 日本機械学会論文集 (C), Vol.63, No.609, 1632-1639, (1992)
- [48] Neural Networks for nonlinear dynamic system modeling and identification, Int. J. Control, Vol.56, No.2(1992),319/346
- [49] J.S.Roger Jang, C.T. Sun, Functional Equivalence Between Radial Basis Function Networks and Fuzzy Inference Systems, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.4, No.1(1993),156/159
- [50] 荒井, 非駆動関節を有する 3 自由度マニピュレータの非ホロノミック拘束下における可制御性, 日本ロボット学会誌, Vol.14, No.5, 1996, 751/758
- [51] 荒井, Underactuated manipulator の非ホロノミック制御, システム/制御/情報, Vol.43, No.10, 1999, 553/560
- [52] 荒井, 2 階の非ホロノミック系の制御, 計測と制御, Vol.36, No.6,1997, 404/410
- [53] 中村, 濃沼, 鈴木, 自由関節を持つ平面アームのカオス的挙動と非線形制御ドリフトを持つ非ホロミック機械の制御, 日本ロボット学会誌, Vol.14, No.4, 602/611(1996)
- [54] M.Takegaki,S.Arimoto, A New Feedback Method for Dynamic Control of Manipulators,ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Vol.103, No.2, (1981), 119/125
- [55] 藤本, ハミルトニアンシステムの制御, 計測と制御, Vol.39, No.2,2000, 99/104
- [56] 藤本, 佐野, 花井, ゲインスケジューリングに基づくマスタアームの可変インピーダンス制御, 日本機械学会論文集 (C), Vol.58, No.550, 1781-1786, (1992)

- [57] 杉江, 清水, 井村, 厳密な線形化手法を用いた H_{∞} 制御とその磁気浮上系への適用, システム制御情報学会論文誌, **6-1**, 57/63(1993)
- [58] 尾崎, 林, 下川, 振り上げ軌道学習による倒立振り子の制御, 日本機械学会論文集 (C), Vol.61, No.584, 1537-1542, (1995)
- [59] 大須賀, 非線形メカニカルシステムの適応制御, 計測自動制御学会論文集, (1986), Vol.22, No.7, 38/44
- [60] 川崎, オンラインパラメータ同定によるマニピュレータの軌道制御, 計測自動制御学会論文集, (1984), Vol.20, No.9, 8/15
- [61] 富山, 2足ロボットを歩かせる, 日本機械学会誌, (2001), Vol.104, No.994, 622/623
- [62] W.Messner and R.Horowitz, Identification of a Nonlinear Function in a Dynamical System, Trans. ASME, J. Dyn. sys., meas., cont, **115**, 587/591(1993)
- [63] R.M.Sanner and J.J.E.Slotine, Gaussian Network for Direct Adaptive Control, IEEE Trans. on Neural Network, **3-6**, 837/863(1992)
- [64] 楊, 辻, 高橋, 非線形性を考慮した4点支持吸引形磁気浮制御, 電気学会論文誌 D, Vol.111, No.6, 489/496(1991)
- [65] Hao, 楊, 辻, Hybrid Neural Network を用いた磁気浮上系の制御, 計測自動制御学会論文集, Vol.30, No.7, 819/827(1994)
- [66] Hao, 楊, 辻, 磁気浮上系における適応非線形制御, 計測自動制御学会論文集, Vol.32, No.8, 87/96(1996)

- [67] M.Kemal and Kumpati S.Narendra, Adaptive Control of Robotic Manipulators Using Multiple Models and Switching, *The International Journal of Robotics Research*, Vol.15-No.6,(1996),pp.592-610
- [68] 水野, 適応学習機能を有する制御システムの構築に向けて, 計測と制御, Vol.40, No.10, (2001), 679/685,
- [69] 安東, 磁気浮上による精密位置決め技術に関する研究, 兵庫県工業技術情報, No. 115,(1994),1/2
- [70] 安東, 岩壺, ゲイン自動調整による非線形制御系の適応制御と磁気浮上系への適応, 計測自動制御学会論文集, Vol.34, No.8,(1998),1019/1024
- [71] 安東, 岩壺, 剛体運動系のモデル獲得と制御 (第 1 報), 日本機械学会論文集 (C), Vol.64, No.625,(1998),3391/3397
- [72] 安東, 岩壺, 剛体運動系のモデル獲得と制御 (第 2 報), 日本機械学会論文集 (C), Vol.66, No.649,(2000),2988/2995
- [73] 安東, 岩壺, 剛体運動系のモデル獲得と制御 (第 3 報), 日本機械学会論文集 (C), Vol.67, No.662,(2001),3160/3167
- [74] 安東, 岩壺, 剛体運動系のモデル獲得と制御 (第 4 報), 日本機械学会論文集 (C), Vol.67, No.663,(2001),3476/3483
- [75] Ando, Iwatsubo, Obtaining a Model and Control for a Rigid Body Motion System, *JSME International Journal*(C),(1999), Vol.42, No.2, 287/293
- [76] 大谷, 星野, 野本, 江口, 光ファイバで導光した紫外線による光造形法, 日本機械学会論文集 (C),(1997), Vol.63, No.608, 1397/1403

- [77] 樋口, 生田, マイクロメカニカルシステム-実用化技術総覧, フジテクノシステム,(1992)
- [78] 前田, 正実性と回路網, 計測と制御, Vol.34, No.8,(1995), 662/670
- [79] V.M.Popov, *The Solution of A New Stability problem for Controlled System*, Automation and Remote Control,(1963),Vol24,1
- [80] 木村, 生物規範型歩行ロボット制御-筋骨格系と神経系のカップリング-, 計測と制御, Vol.40,No.6,(2001),441/446