



Title	卓球タスクにおける認知スキルと動作スキル
Author(s)	武内, 将洋
Citation	大阪大学, 2018, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/69607
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

卓球タスクにおける認知スキルと動作スキル

平成 30 年 3 月

武内 将洋

卓球タスクにおける認知スキルと動作スキル

博士(工学)論文提出先
大阪大学大学院基礎工学研究科

平成30年3月
武内 将洋

論文要旨

近年、視覚をはじめとする様々なセンサーがロボットに搭載されることで、より複雑で多様な作業が可能となっており、お掃除ロボットのように、ヒトの生活空間内で働くロボットが現れはじめています。これらのロボットには、複雑かつ高速に変化する環境を認識するための認知スキルや、ヒトにやさしい動作スキルが必要になる。こうした背景のもと本研究では、3次元空間を飛来・バウンドする卓球ボールを複雑かつ高速に変化する環境とみなし、試作したロボットによる打撃タスクの実現を通して、認知スキルや動作スキルを具体化する方法について検討する。

〔壁打ちタスクにおける認知スキルと動作スキル〕

まず、卓球の初心者が行う練習のひとつである壁打ちタスクを考える。打撃の各試行をまたぐ離散システム (discrete system) の安定解析を行い、その軌道の高低の違いで難易度を分類する方法を提案する。また、離散システムが安定となる打撃軌道の場合は、打撃位置を予測する認知スキルと打撃時のラケット角度・速度を一定目標値として実現する動作スキルだけで壁打ちタスクが継続的に実現できることを明らかにし、実験的に検証する。

〔対人ラリータスクにおける認知スキルと動作スキル〕

次に、対人ラリータスクを実現するため、Koditschek のミラー則を応用してラケットを制御する方法を提案する。この方法の動作スキルは、Ramanantsoa の仮想ターゲットをサンプリング時間毎に設定し、これにラケットを追従させるものである。この追従のためのフィードバックゲインは、K-d Tree と呼ばれる入出力関係を表したマップから算出する。さらに、同様の入出力関係を相手コートへの着地点制御に応用することで、対人ラリーを実現する。

〔ダイナミクスを考慮した動作スキル実現のための繰り返し学習制御〕

さらに、繰り返し学習で得られた過去の訓練経験を統合し、未知の一度限りのスイング動作を行う方法を提案する。この方法では動作スキルとしてスイング開始後の途中動作切替えができる。そのため、動き始めは粗い打撃点予想でおおまかに動き、その後動作を微調整することが可能となる。このことは打撃位置の予測精度を高めることにもなっていることを、壁打ちタスクを通して検証する。

〔ヒトの動作スキルの解析とロボットへの実装〕

最後に、ロボットが学習するのではなく、熟練したヒトの動作スキルをロボットに移植する方法を提案する。認知スキルとして、複数のヒトの熟練度をスイング軌道の主成分分析を通して判断し、最も熟練度の高いヒトの平均スイングをプリミティブスイングとして抽出する。動作スキルとして、ヒトから抽出されたスイングをロボットアームに適用し、その結果対人ラリーを実現する。

以上のように本研究は直接的にはロボットの高性能化を目指しているが、適用しようとする認知スキルや動作スキルは全てヒトから発想を得ている。つまり本研究はロボットを通し、仮説として設定したヒトのスキルを検証することにもなっている。

目次

第 1 章	序論	1
1.1	本研究の背景と意義	1
1.2	ヒトのスキル	2
1.3	ボールハンドリング (ジャグリング) から卓球へ	8
1.4	本研究の目的と本論文の構成	13
第 2 章	壁打ちタスク	16
2.1	はじめに	16
2.2	壁打ちタスク	17
2.3	壁打ちタスクの安定性	20
2.4	実験	25
2.5	おわりに	29
第 3 章	バーチャルターゲットと入出力マップ	30
3.1	はじめに	30
3.2	仮想ターゲットの決定	34
3.3	実験結果	38
3.4	おわりに	43
第 4 章	ILC：繰り返し学習制御	44
4.1	はじめに	44
4.2	動作軌道と入力についての仮定	45
4.3	多項式ベース ILC	46
4.4	Direct ILC	47
4.5	動作の途中更新	49
4.6	壁打ちタスクへの応用	51

4.7	おわりに	53
第 5 章	PCA：主成分分析をもちいたスイングスキルの抽出	55
5.1	はじめに	55
5.2	ヒトのスイング動作における上肢運動計測	57
5.3	ヒトのスイング動作における下肢運動計測	62
5.4	ヒトのスキルのロボットへの移植	64
5.5	おわりに	72
第 6 章	結論	73
	参考文献	77
	発表論文リスト	83
	謝辞	87

第 1 章

序論

1.1 本研究の背景と意義

一般的なロボットは次の 3 つの部分からなる.

入力装置 カメラやエンコーダーなどのセンサーで構成され, 環境やロボット自身の情報収集を行う部分.

制御装置 計算機で構成され, 作業目標に上記センシング情報を加えて動作戦略を決定し, 出力装置への指令値を作成する部分.

出力装置 アクチュエーター・リンク機構・手先効果器で構成される部分.

これらは工場作業員の認知・意図・動作の 3 機能 [2] を代替するものであるが, 近年, これら個々の性能はヒトの性能を完全に凌駕したと言ってよい.

- ヒトより精細で高速な目
- ヒトより膨大な記憶を保持しつつ, 瞬時の判断が可能な頭脳
- ヒトより正確かつ高速で強い手足

にもかかわらず, 現時点でヒトのタスクをロボットで置き換えることはほとんどできていない.

一部のロボットにおいては, 重力加速度を利用してモノを扱ったり (放り投げ・キャッチング) [3], 環境からの反動を利用したりする例 (ジャンプ・走行) など [4], 工場内のロボットとは異なる動作が可能なロボットも存在するが, いずれも研究用ロボットであり, 特殊な入力や出力の装置が必要である. また, 逆問題や逆モデルと呼ばれる課題のため [5, 6], 処理しなければならない情報量や次元の数が膨大となり [7], 特殊な制御装置が必

要になることもある。さらに、生成された動作は、ヒトにとって特殊過ぎる（速すぎたり強すぎたり）こともある。

これまでのロボットは工場内を活動場所としてきた。生産性向上の観点から、強い・速い・正確という性能が重視され、安全性の観点から作業空間にヒトが立ち入ることは制限されてきた。しかしながら、これからのロボットはヒトの生活空間に進出することが予想される。ヒトの生活空間では、倒れかけたモノを支えたり、すれ違うヒトを避けたりといった、通常の工場内では想定されない場面への対応が必要となる。また、ヒトを怖がらせない身のこなしも必要になると考えられる。

ヒトの生活環境は重力加速度という一定加速度の場であり、ヒトはその時間・空間と自らの性能を巧みに調整して活動していると考えられる [1]。特に、過不足なく、タイミングの良い動作は「美しい所作」と呼ばれ、上品さや心地良さをしている者に与える。ロボットがヒトのかけがえのないパートナーとして違和感なく受け入れられるようになるためには、強い・速い・正確の3性能に加え、第4の性能とも呼べる「巧みさ」の研究が必要不可欠である。

1.2 ヒトのスキル

ヒトの「巧みさ」を構成するスキルについてまとめておく。

ヒトは身体多くの自由度を協調的に操作し、タスクに応じた巧みな運動を生成することができる。ただしこのような能力は、生まれながらに備わっているものではなく、日々の練習、すなわち学習を積み重ねて獲得されるものである。この学習についてもっと詳しく観察すると、

- 学習に伴う運動の洗練
- 意識的な運動から無意識的な運動への変化
- 無意識的に行えるようになった運動の長期記憶
- 学習の仕方による習熟の早さの違い
- 習熟の度合いによる環境中の注目点の違い

などの興味深い事実が確認できる。これらがどのようにして実現されているのかについて未だ定説はないが、そのメカニズムが明らかになれば、スポーツの効果的な練習方法やリハビリテーションにおける有力な療法を導くことができる。また、ヒトと同様の機能を備えたロボットに多様な運動スキルを実装することも可能になる。以下では、次の3つの観点から見た巧みな運動の生成と学習について考える。

1. タスクを遂行するために必要なスキルとは.
2. スキルを実現するための情報処理とは.
3. スキルを効果的に学習する方法とは.

1.2.1 運動スキルの分類

巧みな運動を実現するためのスキルは、遂行するタスクによって様々な形態をとる。ここでは、幾つかの観点から運動スキル进行分类しておく。

タスクに基づいた分類

運動開始・終了が明確な単一の運動パターンを実現するためのスキルを離散的スキル (discrete skill) と呼ぶ。ボールを打つ・投げる・蹴るなどのタスクに付随したスキルであり、卓球タスクもこの分類に含まれる。一方、明確な開始・終了を伴わない形で展開される動作に関わるスキルを連続的スキル (continuous skill) と呼ぶ。走る・泳ぐ・自転車をこぐなどのリズム的な運動や車のハンドル操作などが相当する。なお、体操の床演技のような複数の動作を結合した場合のように、離散的スキルと連続的スキルを併用するタスクもある。

運動と認知に着目した分類

意図した運動を正確に実行するスキルを動作スキル (motor skill) と呼ぶ。一方、適切な運動を決定するために環境情報を読み取るスキルを認知的スキル (cognitive skill) と呼ぶ。多くのタスクではこれらのいずれのスキルも重要であり、卓球タスクでは、飛来するボールの軌道から打撃時刻や打撃位置を予測し、適切な位置に打ち返すためのスイングパターンを決定するのが認知的スキル、そのスイングを正確に実行するのが動作スキルに相当する。

環境の予測性のレベルに基づいた分類

動的あるいは予測不能な環境下で発揮されるスキルをオープンスキル (open skill) と呼ぶ。一方、予測可能あるいは静的な環境下で発揮されるスキルをクローズドスキル (closed skill) と呼ぶ。テニスのラリーでは、時々刻々と変化するボールの状態に適切に反応しなければならず、まさにオープンスキルに相当する。また、予め運動が計画できるゴルフのスイングは、クローズドスキルに分類される。

1.2.2 スキルを実現するための情報処理

ここではヒトの運動スキルにおける情報処理に伴う反応の遅れ、およびそれに対処するための予測や学習に焦点を当て、Schmidt のモデル (図 1.1) を用いて説明する [53].

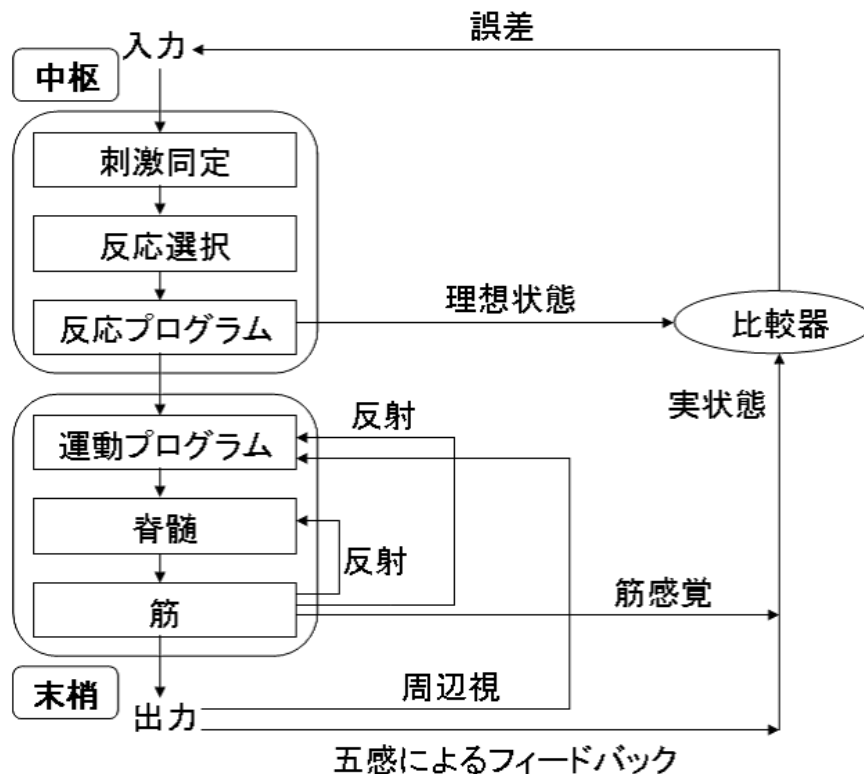


図 1.1 スキルを実現するための情報処理

脳の中枢神経系でなされる情報処理

脳の中枢神経系でなされる情報処理は以下の 3つの段階からなる. 3つの段階を経て運動コマンドが生成され, 脊椎を経由して筋肉に伝達されて身体運動となる.

(1) 第一段階 (刺激同定)

情報 (刺激) が提示されたかどうかを決定し, 提示されている場合はそれを同定する段階である. 様々な情報源 (視覚・聴覚・味覚・嗅覚・体性感覚) から環境情報の中身を分析し, 情報を集約したり分離したりする. 卓球タスクでは, ボールのスピードや方向を見極めることに対応する.

(2) 第二段階（反応選択）

環境の性質が第一段階を通してわかると、第二段階が開始される。同定されたセンサ入力と幾つかの可能な運動出力の間の関係がそれぞれ評価され、どのような反応をすべきかを決定する。適切な反応が見出せない場合は、何もしないという選択肢もあり得る。

(3) 第三段階（反応プログラミング）

運動が決定された後、目標の運動を生成するために運動プログラムを作成する段階である。脳内の長期記憶領域から短期記憶領域に運動プランを取り出し、筋肉が適切な順番、強さ、タイミングで収縮して効果的に運動生成できるように運動プログラムを準備する。

閉ループと反応の遅れ

図 1.1 の概念モデルでは、入力から出力に至るフィードフォワードな情報の流れとともに、出力された運動をセンシングして入力側に戻すフィードバック経路がある。この経路を見ると、フィードバック情報の戻る場所が3カ所に分かれている (ambient vision を入れると4カ所)。どこに戻るかにより、フィードバック情報を受け取って運動コマンドが生成され運動に変換されるまでの反応時間 (RT: reaction-time) が異なる [53]。RT は、運動コマンドを生成するための情報処理に要する時間を意味しており、巧みな運動と学習に密接に関わっている。図 1.2 に各時間の筋電位 (概念図) を示す [24]。

(1) 入力（脳の中樞神経系の）へのフィードバック

身体の外から入ってくる環境情報（外受容フィードバック）および身体内部から得られる身体情報（固有受容フィードバック）が脳の中樞神経系に入り、情報処理の3段階を経て反応が生成されるので、RT はもっとも長く、反応は 120~180ms 遅れる [53]。運動が意識的に行われる場合、このようなフィードバックループを通して運動制御される。

(2) 運動プログラム（脳の中樞神経系の）へのフィードバック [M2 反応]

身体内部から得られる情報が脳の中樞にフィードバックされ、すでに用意されている運動プログラムに従って運動コマンドを生成し、脊椎を介して筋肉に送る制御ループである情報処理の3段階を経る手間が省かれるので、RT は (1) に比べて短縮され、反応の遅れは 50~80ms である [53]。運動は無意識的に行われるが、反応を意識的に学習しておくことができる。例えばスキーにおいて、雪面の形状に合わせて膝の屈曲を柔軟に調整する機能的伸張反射と呼ばれる運動がこのフィードバックによって生成される。

(3) 脊椎へのフィードバック [M1 反応]

筋肉からのフィードバック情報を脊椎に戻して運動コマンドを生成し、直ちに筋肉に送り返す制御ループである。生まれつき備わった素早い定型の反応を生成する。予測しない外乱が加わったときに無意識的に発現する伸張反射などの脊椎反射と総称される反応に他な

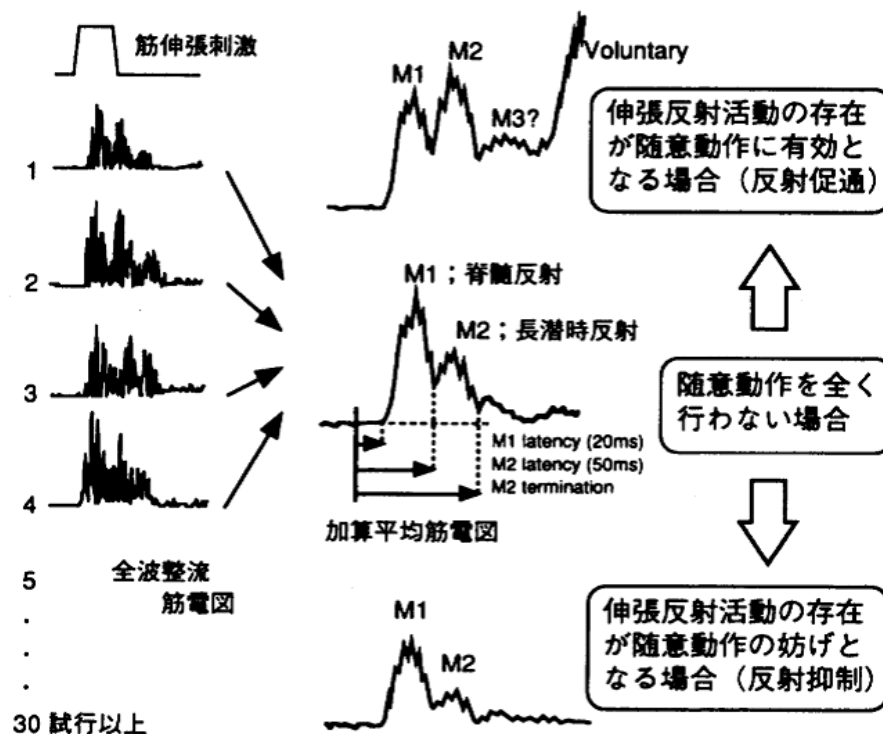


図 1.2 随意動作の遂行に伴う各反射成分の変化（概念図）[24]

らない。運動制御における最下位レベルのフィードバックループを構成しており、反応の遅れは 30～50ms である [53]。

なお、膝の大腿四頭筋腱部をハンマーで鋭く打つと下腿が跳ね上がる膝蓋腱反射は、以上の M1 反応と M2 反応が複合的に作用して生成される反応である [25]。また、卓球のラケットをすばやくスイングするときのように運動の継続時間が 100～300ms になると、(1) の 3 段階の情報処理を含むフィードバックで逐一運動を調整することはできなくなる。このような場合は、ほとんどフィードバック情報は利用されず、主として事前に用意した運動コマンドを筋肉に伝達する開ループ制御によって運動が生成される。一方ゆっくりした運動の場合は、すべてのフィードバックループが機能する。

反応の遅れを克服するための予測

すばやい運動を行うときには、環境情報を取得し一連の情報処理を行った後に運動を生成したのでは間に合わない。このような場合、熟練者は環境で何が起ころうとしているかを予測する。すなわち、図 1.1 のフィードフォワード経路の中枢神経系でなされる情報処

理過程で環境の変化を予測し、その予測に基づいて事前に運動を計画し、運動プログラムを作成して運動を生成する。この予測が的確であれば、適切な運動が遅れなく ($RT=0$) 実現される。予測に長けた熟練者の振る舞いは極めて自然でかつ落ち着いて見える。このような熟練者の予測能力にはつぎの2つがある。

(1) 空間予測 (spatial anticipation)

環境で何が起ころうとしているのかを予測する能力である。対戦相手が放つ卓球ボールの動きから打撃時のボールの位置や速度を予測したり、対戦相手の打撃フォームから飛来するボールのコースや球質を予測することで、的確な運動を事前に計画することが可能となる。

(2) 時間予測 (temporal anticipation)

いつ環境の変化 (イベント) が起こるかを予測する能力である。対戦相手が放つボールの動きから打撃時刻を予測することにより、適切なタイミングで事前に計画した運動を開始することが可能となる。予測には環境の変化 (イベント) の規則性に関する多くの経験や知識が必要になるので、効果的な予測は簡単ではない。スポーツでは、互いに相手が何をいつ起こすかを予測しあうような戦略的相互作用が1つの魅力にもなっている。

GMP とスキーマ

優れたプレーヤーは、時々刻々と変化するボールの状態に適切に反応する。ボールの飛行特性を左右する要素 (スピード・方向・軌跡・スピン・反発特性) や相手の位置取りなどを考えると、以前と全く同じような打ち方をするわけではないので、本質的にはすべての動作が以前に行ったものと異なる。それにもかかわらず、熟練者の運動フォームは、十分練習した動作を再現しているかのように、素晴らしい型と美しさを備えている。それでは、どうやって運動プログラムが修正されるのであろうか。

GMP (Generalized Motor Program) 仮説では、長期記憶に格納されている運動パターンを再現するときに、環境の変化に応じて運動パターンが修正されると考える [53]。ただし、記憶している運動パターンを大幅に修正するわけではなく、運動のスピードやスケールといった表面的特徴のみが修正される。すなわち、運動のパラメトリックな調整である。もちろん、運動パターンを変化させるには使用する身体の筋肉の調整も必要であるから、GMP 仮説では運動を生成する筋肉の筋力パターンもパラメトリックな調整がなされると考える。運動パターンと筋力を関連付けるのがスキーマ (Schema) である。

ボールを投げるタスクを例にとってスキーマを説明する。図 1.3 は、A, B, C の筋力で投げたとき、ボールの飛距離が P, Q, R となったことを表している。これらの関係は、図中の点で表される。これらの点を曲線補間した実線がスキーマに他ならない。ボール投げ

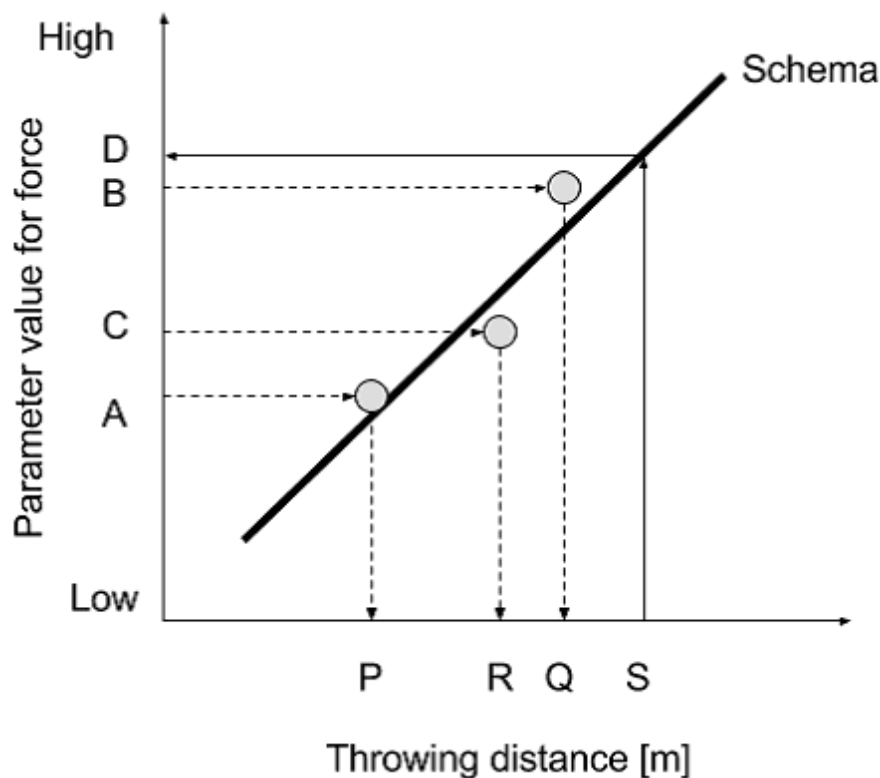


図 1.3 Schema

の練習を重ねると、図中の点の数が増え、スキーマの信頼性が向上していく。信頼性の高いスキーマがいったん得られると、スキーマを表す実線を利用することにより、これまで実行したことのない飛距離 S のボール投げに必要な筋力が D と定まる。この D の値を GMP に送り運動プログラムのパラメータ値に対応付けることによって、最終的に望ましいボールの飛距離が実現される。

スキーマは、ヒトのアクションとその結果を GMP のパラメータ値に関連付けるルールである。アクションと結果をヒトというシステムの入出力と考えると、スキーマは入出力データを関連付ける関数、あるいは入出力マップと考えることもできる。

1.3 ボールハンドリング (ジャグリング) から卓球へ

ヒトのスキル端的に表現できるタスクとして、ボールのハンドリングを考える。ハンドリングとして、重力場を飛来してバウンドするボールを打撃する卓球を本研究では扱うが、その前に、卓球というスポーツの源および卓球研究の先行研究とも位置づけられる、

ボールジャグリングについて述べる。

1.3.1 鉛直ジャグリング

ボールを鉛直方向に打ち続けるタスクをパドルジャグリングと言う。卓球では打撃したボールは相手プレイヤーによって打ち返されて来るという試行が複数回行われるが、鉛直ジャグリングでは重力の作用によって戻ってきたボールを繰り返し打ち返すという意味において、同種類のタスクであると言う事ができる。

卓球のボールコントロールは、ボールの状態量を取得しながらスイング動作を行なうという、クローズド・ループ・コントロールであるの対し [11, 12], ジャグリングでは、ボールの情報なしに行うオープン・ループ・コントロールによる繰り返し成功タスクが存在し、様々な動作を示すことが知られている [13, 14, 15, 16].

ここでは、オープン・ループ・コントロールにおける安定性を示した Schall らのシミュレーションを紹介する [17]. 図 1.4 のように、水平にセットしたラケットをひとつのモー

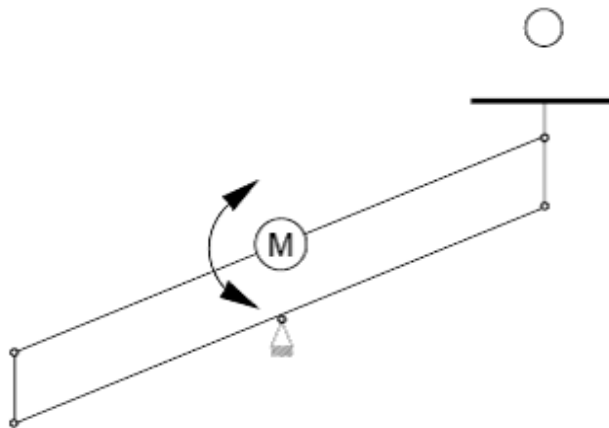


図 1.4 Setup of paddle juggling

ターで上下に動かすロボットを考える。ここではボールの水平方向の移動は考えない。このとき、ラケットにボールを供給する初期条件によって3つの状態が生じる。図 1.5 上段は、打撃時のラケットが上向き正の加速度を持つときはボール軌道は発散して打ち続けることができないことを示す。図 1.5 中段は、打撃時のラケットが等速のときはボール軌道は時間に線形な速さで発散して打ち続けることができないことを示す。図 1.5 下段は、打撃時のラケットが上向き負の加速度を持つときはボール軌道は収束して打ち続けることができることを示す。

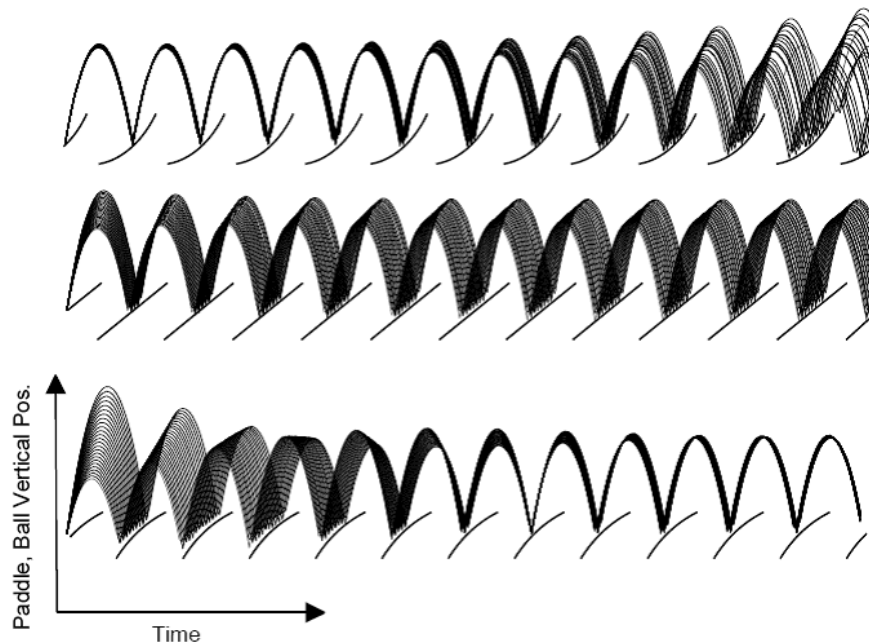


図 1.5 Simulation of hit trajectory: (top)positive accelerating hit. (middle)constant velocity hit. (bottom)negative accelerating hit.

このようにオープンループ制御であっても安定にタスクが遂行できることは興味深く、クローズドループ制御である卓球においても、2壁打ちタスクで参考となる知見である。

1.3.2 水平ジャグリング

卓球は、鉛直ジャグリングを90度傾けた方向（水平方向）で行うタスク，という言い方ができる．そこで，ここでは”Ball-in-a-wedge” という水平ジャグリングを紹介する．

水平方向にボールを打ち続けるために，V字型に配置された2つの壁を用意する(図1.6)[19]．壁の間の角度は調整可能だが，実験中は角度固定されたまま左右に動き，ボールはV字型の壁の間の空間内を水平にジャグリングされる．

この場合も，条件によってはオープンループ制御であっても安定にタスクが遂行できることは興味深い．(図1.7参照． $\theta = 49[\text{Deg}]$ ．縦の点線は一方の壁で打撃した時刻を表す)

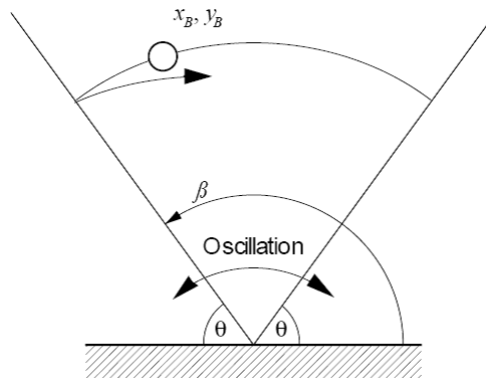


図 1.6 Setup of ball-in-a-wedge juggling

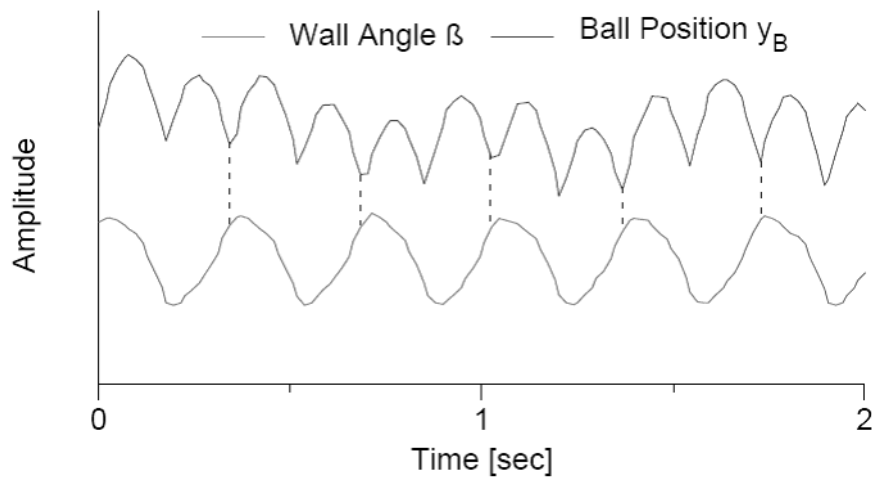


図 1.7 Run of the real ball-in-a-wedge

1.3.3 バウンスジャグリング

卓球におけるボールはラケットのみで打撃されるわけではなく，競技ルールの要請から卓球台での反発が必須である．ここでは，床での反発を含む，ボールキャッチとリリースを組み合わせたジャグリングを紹介する．ラケットによる打撃は無いが，複数個のボールを扱うジョグラーと呼ばれる大道芸人によって盛んに行われているタスクである．

このタスクをロボットが行うに際し Claude Shannon はかなり簡単な解決策を見つけた [20, 21]. 図 1.8 に Shannon のロボットを示す．床から一定の高さに固定されたモーターにアームが取り付けられており，モーターに正弦波を与えることでアーム両端は交互

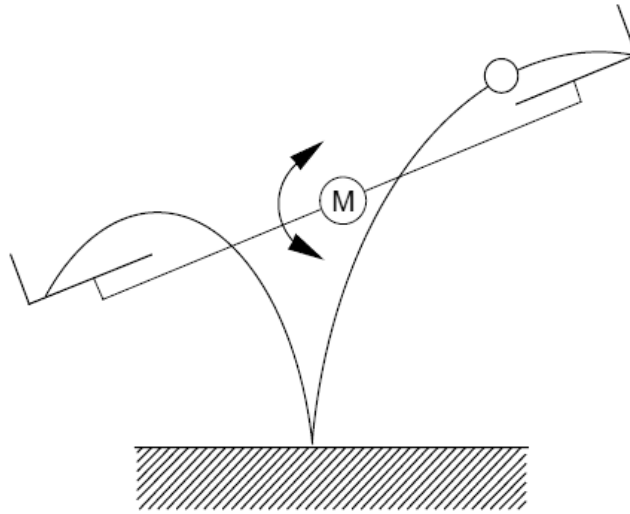


図 1.8 Setup of the Shannon juggler

に傾けられる．アームの両端の非弾性シートが貼られたキャッチャーでは，ボールはバウンドしない．ヒトの手によるキャッチを模擬しており，傾くアームによってボールリリースを行う．リリースされたボールは床（またはドラム）でバウンドし，再びキャッチャーでキャッチされる．

この場合も，モーターの周波数と振幅，および床からの高さを調整することにより，オープンループ制御であっても安定したジャグリングタスクが遂行される．結果として3つのボールのてジャグリングに成功し，1,2分であれば5つのボールをジャグリングすることも可能であった [22]．

1.3.4 対人ラリーに至る発達段階

本研究では，前節までに述べたオープンループ制御によるジャグリング研究を踏まえながらも，各試行の初期条件が対戦相手によって毎回変更されてしまうという卓球タスクにおいて，クローズドループ制御による対人ラリーの実現を目指す．

卓球は，必要とされる筋力の大きさが野球やサッカーなど他のスポーツに比べると小さいものの，力の方向・配分・反応時間のマネジメントの細やかさが重視される競技スポーツであり，巧みさを研究するテストベッドとして盛んに研究されている [8, 9]．

ジャグリングと卓球の関係は，技術スキーと競技スキーの関係に似ている．卓球や競技スキーの上位競技者は，それぞれジャグリングや技術スキーの熟練者でもあり，スキルレ

ベルとしては同じ上位であると言えるが、技術に対し採点で評価を受ける芸能に対し、値（得点や計測値）で評価されるスポーツとしての違いがある。

さらに両者の違いを挙げるならば、社会的評価やそれに伴う予算措置の違いにより、明確なルールの下に国家間で競うスポーツである卓球や競技スキーの方が、育成（発達）段階の整備がより為されているという事実である。

1.2 節で述べたように、ヒトはどのようなスポーツや作業においても一足飛びに上級者や熟練者になるわけではない。卓球においてもその発達段階に応じてさまざまな教授プログラムが開発されているが [10]、一般的にはヒトの違いによりその順序や道筋が異なっておりと考えられる。ここでは、卓球タスクの上達過程に次のような発達（育成）段階を設定し、それぞれの段階に必要とされる認知スキルと動作スキルについて述べる。

1. 動作スキル が未発達な場合でも、タスクの性質を見抜くという 認知スキル があれば、簡単なタスクを成し遂げることができる段階。
2. 環境情報から過去の成功経験をすぐに思い出せるという 認知スキル と、対象物を見ながら動く（動きながら見る）という 動作スキル を利用できる段階。
3. 訓練によって再現性のある動きを身につけるという 動作スキル と、動作の途中切り替えという 動作スキル を利用できる段階。
4. 他者の動作スキルの優劣を見極めるという 認知スキル と、それらを自身に移植するという 動作スキル を利用できる段階。

また、1.2.1 節の分類では、卓球タスクに必要とされるスキルは次のようにまとめられる。

discrete skill ボールを打撃するための離散的スキル

motor skill ラケットを正確にスイングするための動作スキル

cognitive skill ボール軌道情報を正確に読み取る認知スキル

open skill 動的な環境で発揮されるオープンスkill

1.4 本研究の目的と本論文の構成

ロボットをヒトの動的環境に適応させるために、ロボットが必要とする巧みさを認知スキルと動作スキルに分けて整理してきた。ヒトは段階を追って「巧く」なるが、本研究ではこの点に着目し、1.3 節で述べた各段階に必要と考えられる認知スキルと動作スキルの検証を本研究の目的とする。得られた知見は、ロボットの高度化だけでなくヒトへの段階

的コーチングにも応用できると考えている。

本論文は 1.3 節の発達段階に沿って構成する。

第 2 章では、まずは卓球入門者が必ず行う「壁打ち」というタスクを実現する方法について述べる。動作スキルは、毎回のボール打撃時においてラケット角度とスイング速度を変えられないレベルとする。認知スキルとして以下を考える。まず、飛来するボールを放物線軌道と仮定し三次元位置情報の時系列を最小二乗法処理することで軌道を求め、ロボットの可動範囲内で打撃すべき点と時刻を予測する。

Buhler らのシンプルな鉛直ジャグリング (Vertical one-Juggle) の研究にヒントを得て [23], 打撃の各回をまたぐ離散的システム (discrete system) を解析し、そのシステムが安定する領域を見つける。以上のスキルを用いることで、ボール軌道が比較的高い場合にはタスクが継続可能であることを解析的に示し、実験で実証する。

この方法のメリットは簡単な制御でタスクが継続できることであるが、デメリットは、打撃位置を正確に予測しようとするボールを打撃寸前まで観察する必要があり、スイング時間が十分に確保できずに激しい動きになってしまうことである。

第 3 章では、Koditschek のミラー則を応用してラケットを制御し、Ramanantsoa の仮想ターゲットをラケットに追従させることで、結果としてボールを打撃させる方法について述べる。具体的には、ボール位置情報からミラー位置（予測された水平打撃位置）を決定するという認知スキルを用い、動作スキルとして、ビジュアルフィードバック制御でラケットを仮想ターゲットに追従させる。この方法では早期から動くことができるため、所要時間の短い激しいスイング動作が軽減できる。

ミラー則 (mirror algorithm) については、ジャグリングの安定化のためのフィードバック制御法として知られていたが [23], ここでは、卓球タスクにおいて確実に返球するスキルを実現する制御方法として採用し、ミラーゲイン (mirror gain) というラケット速度を制御する新しい概念を提案する。具体的には、打ち返したボールが相手コート内へ着地したときの位置と操作量を全て記録し（成功経験の蓄積）。記録したデータを二進木データ構造を多次元 (k 次元) に拡張した入出力マップ (kD-tree: k -Dimensional tree) に格納する。そして、この入出力マップを参照してボールを打つラケット速度を調整し、対人ラリーを実現する。

これらの方法では、**第 2 章**で述べるような激しい動きが軽減されるというメリットはあったが、ボールの軌道予測修正に伴いミラー位置が逐次変化する。このブレの大きさによってはスイング中の振動など、不安定な動作が発生してしまうことがデメリットとして挙げられる。

第 4 章では、過去の統合された訓練経験を用いて、未知の一度限りの動作を行う方法

(Direct-ILC: Direct Iterative Learning Control) について述べる。

スイングを速度が時間の4次整式で表される動作に限定し、動作スキルとして、事前の繰り返し学習により複数のプリミティブ動作を習得する。そして、複数のプリミティブを用いてスイング動作における出力と指令値の関係を一つの行列で表現しておく。その後、未知のスイング出力の指令値をその行列を用いて算出しスイングを行なうことで壁打ちタスクを実現する。この方法のメリットは、スイング制御の途中切り替えができるという動作スキルを有することから、ボールをギリギリまで引きつけて打つという激しい動作を回避できることである。つまり、動き始めは粗い打撃点予想でおおまかに動き、その後動作を微調整することが可能となる。デメリットは、再現性のある事前の繰り返し学習に多大な時間が必要となる可能性があることである。また、その行列が縮退を起こさないようなプリミティブスイングを選定することが要求されるが、学習収束が可能な境界条件をもつスイングを選定することが困難な場合がある。さらに、行列計算は線形変換であることから、非線形性が強いシステムには適用できない。

第5章では、熟練したヒトからスイングをひとつだけ抽出し、それを環境にあわせて調整して使用方法について述べる。

これに合わせ、第5章まで用いていたロボットを一部改良しアームを付加する。それまでのわれわれの卓球ロボットのスイングは水平面上に束縛されていたが、ヒトのように振り上げ動作が可能となる。ヒトで言うと、下肢の機能を水平面上の位置の移動機能（2自由度）を持つベース機構が担当し、上肢の機能であるスイングをアーム機構（3自由度）が担当する。

認知スキルとして、これまでのようなボールに対する認知に加え、ヒトの熟練度の高低を見極めるスキルを考える。具体的には、複数の卓球経験者のラケット軌道を主成分分析(PCA: Principal Component Analysis)を用いて解析し、Tyldesley[55]の仮説に従ってヒトの熟練度の違いを判断する。そして、最も熟練度の高いヒトの平均スイングを抽出し、ロボットアームの振り上げ動作に移植する。動作スキルとして、未知のスイング動作をそのひとつのスイングのパラメータを調整することで実現し、ラリータスクを行う。この方法のメリットは、ヒトのスイングを利用するため**第4章**で述べるような手間のかかる事前学習が不要になることである。

最後に、**第6章**で本研究のまとめを行うとともに今後の課題について述べる。

第2章

壁打ちタスク

2.1 はじめに

標的（ターゲット）を捕捉するキャッチングタスクは、我々が日常生活の中で頻繁に行っている基本タスクの一つである。特にターゲットが動いている場合には、ターゲットに関する視覚情報の収集と分析、それに基づく動作の発現を限られた時間内に完了しなければならないため、タスクの遂行結果に個人差が表れ易い。このようなスキルを要するキャッチングタスクは、運動生理学や心理学の格好の研究対象としてこれまでも数多くの研究が行われてきた。大築 [26] は、これらをまとめてターゲットを確認した時刻から、実際にターゲットが捕捉されるまでの過程の概略を示している。McLeod ら [27] は、ターゲット（ボール）の見え方に基づく連続したキャッチング動作の生成モデルを提案している。Regan [28] や Savelsbergh ら [29] は、キャッチングタスクの最終局面における動作の起動タイミングを決定する視覚情報として、ボールの大きさの変化に注目している。また Schmidt ら [30] は、動作スピードなどタスクの遂行結果に影響を与える幾つかの要因について述べている。一方、ボールを捕捉してさらにバットやラケットで打ち返すヒッティングタスクは、捕捉後のボールの運動が停止するか否かの違いがあるだけと考えられ、研究報告もキャッチングタスクに比べて数少ない。その中で Bootsma ら [31] は、卓球選手の打撃動作を分析し、キャッチングタスクと同様の視覚と動作の密な関連性を確認するとともに、さらに、打ち返した後のボールを特定の領域に返球するには、的確な返球動作と正確なタイミングが重要であると指摘している。ただし、高い技能を有する卓球選手でさえも、スマッシュでボールを特定の領域に確実に返球することが難しいことを示す結果も示している。本論文ではこの点に特に注目し、タスクに科せられた制約条件によってタスクを実現する難易度が変化することについて、タスクの力学的性質の面から考察す

る．具体的には，ボールを壁に向かって打ち，跳ね返って卓上でワンバウンドした後に再び壁に向かって打ち続ける「壁打ちタスク」を対象とする．Bootsma らが対象とした返球タスクと同様のスキルが必要のように思われるが，高い位置でボールを壁に衝突させながら壁打ちを続ける場合には，返球動作の時空間的なずれがある程度許容されることを，ボールのダイナミクスの解析を通して明らかにする．一方，低い位置でボールを壁に衝突させながら壁打ちを続ける場合はボールの運動力学的性質が一変し，的確な返球動作を正確に行わなければタスクを継続することができなくなること示す．また試作したロボットを用い，高い位置でボールを壁に衝突させる場合には，打撃時のラケット速度と姿勢を一定に保つだけで継続的な壁打ちタスクが実現できることを示す．

2.2 壁打ちタスク

本論文で考察の対象とする「壁打ちタスク」は，我々がテニスの打撃練習でしばしば行うように，直立した壁に向かってボールを打ち，壁で跳ね返り地面で1回バウンドした後のボールを再び壁に向かって打つ動作の繰り返しを意味する．この壁打ちタスクに対するボールの軌道はラケットの操作により無限通りあり得るが，以下では適当に定めた唯一のボール軌道を解軌跡とし，ボール軌道をその解軌跡の近傍に保ってタスクを継続させるために必要なラケットの操作方法について考察する．

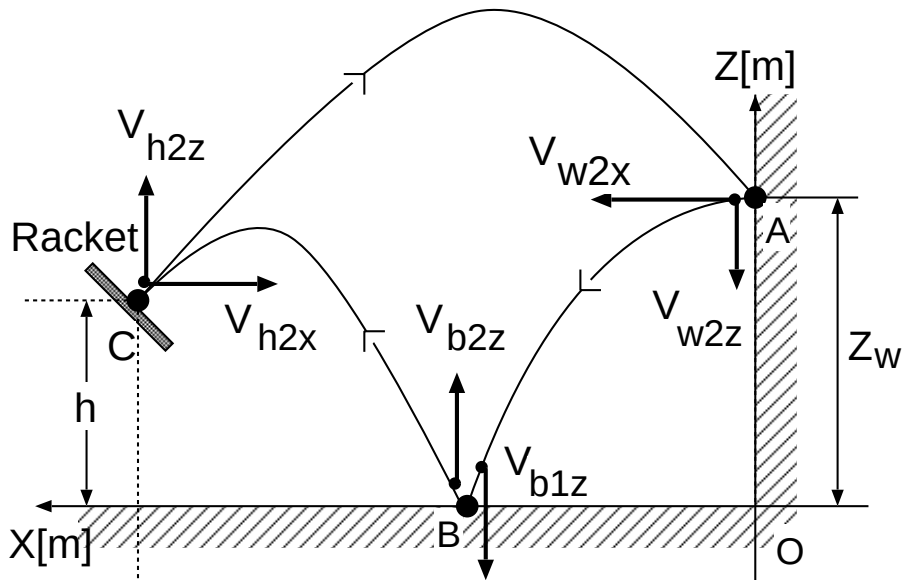


図 2.1 “Wall-Bouncing” task

2.2.1 鉛直面内におけるボールの解軌跡

ラケットと壁，打ち返されたボール軌道の関係を図 2.1 に示す．壁は鉛直方向に対して平行に設置されているものとし，ラケットに向けた壁の法線方向を X 軸，壁に沿って垂直上向き方向を Z 軸， X ， Z 軸に垂直（右ネジ）方向に Y 軸をとる．本節では，点 C でラケットがボールを打撃し，点 A でボールが壁に跳ね返り，点 B で床と反発し，再び同じ点 C へ戻ってくるための条件を質点モデルに基づいて導出する．

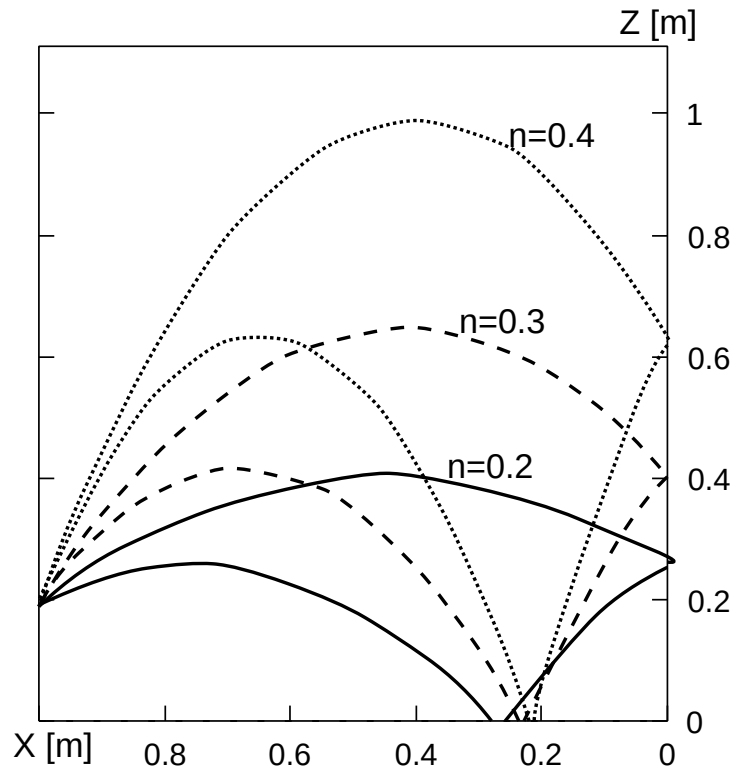


図 2.2 Cyclic trajectories

打撃直後のボール速度の Y 方向成分をゼロとし， X - Z 平面内のボールの理想的な運動を考える．すなわち，飛行中のボールは重力（重力加速度 $g[\text{m/s}^2]$ ）のみ作用し，空気抵抗やスピンの影響はないものとする．また，壁および床での垂直方向の反発係数を α とし，反発前後の水平方向の速度変化はないものとする．このとき， $(l, h)[\text{m}]$ を打撃位置の X ， Z 座標， $(v_{h2x}, v_{h2z}[\text{m/s}])$ を打撃直後のボール速度の X ， Z 成分とすると，打撃されたボールが壁，床で跳ね返りラケット位置 $x = l$ に戻ってきたときの高さ h' は

$$h' = \alpha \sqrt{v_{h2z}^2 + 2gh} \left(\frac{-l(\alpha + 1)}{v_{h2x} \cdot \alpha} - \frac{v_{h2z} + \sqrt{v_{h2z}^2 + 2gh}}{g} \right) - \frac{g}{2} \left(\frac{-l}{v_{h2x}} \cdot \frac{\alpha + 1}{\alpha} - \frac{v_{h2z} + \sqrt{v_{h2z}^2 + 2gh}}{g} \right)^2$$

と表わされる．閉じたボール軌跡（解軌跡）を得るには， $h' = h$ であることが必要となる．この条件を満たす $(v_{h2x}, v_{h2z}[\text{m/s}])$ の組合せは無数に存在するため，実数パラメータ n を導入して打撃直後のボールの Z 方向速度 v_{h2z} を

$$v_{h2z} = ng \quad (2.1)$$

と表すことにすると，解軌跡はパラメータ n を用いて整理できる．図 2.2 は $l = 1.0[\text{m}]$ において $n=0.2, 0.3, 0.4$ ($\alpha = 0.8$) としたときのボールの解軌跡を表している．ただし，これらはすべてボールが下降中に点 C に戻る解軌跡に対応している．

2.2.2 解軌跡を維持するためのラケット操作

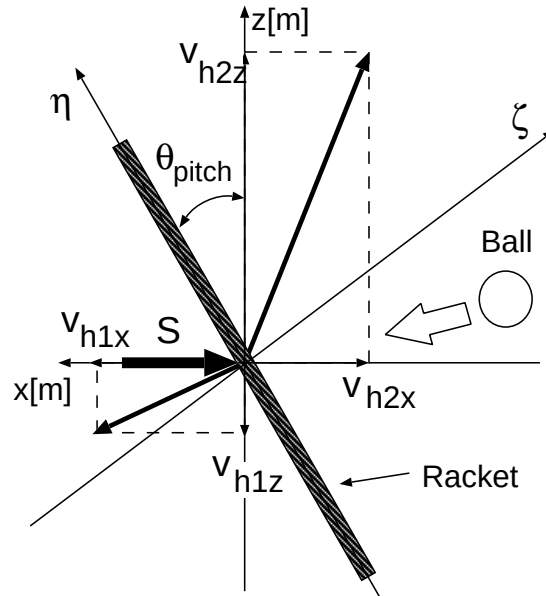


図 2.3 The change in ball velocity on the racket

前節で示した閉じたボール軌跡を継続的に保つには，戻ってきたボールに対してラケットを適切に操作し，打撃直後のボール速度を既定の値に戻さなければならない．ボール

の鉛直面（XZ 平面）内の運動に限定すると，ラケット操作の自由度が 2 以上あれば原理的には打撃直後のボール速度 (v_{h2x}, v_{h2z} [m/s]) を任意に設定できるので，ここでは打撃時のラケットの操作変数として図 2.3 に示すラケットの姿勢角 θ_{pitch} [rad] と水平打撃速度 S [m/s] を考える．また，ラケット面の法線方向 (ζ) の反発係数を α とし，ラケット面に沿った方向 (η) にはボール速度の変化がないものとする，打撃直前のボール速度 (v_{h1x}, v_{h1z} [m/s]) と打撃直後のボール速度 (v_{h2x}, v_{h2z} [m/s]) の間には，

$$\begin{aligned} v_{h2x} = & v_{h1x}(\sin^2 \theta_{pitch} + \alpha \cos^2 \theta_{pitch}) \\ & + v_{h1z}(1 - \alpha) \sin \theta_{pitch} \cos \theta_{pitch} \\ & - S(1 + \alpha) \cos^2 \theta_{pitch} \end{aligned} \quad (2.2)$$

$$\begin{aligned} v_{h2z} = & v_{h1x}(1 + \alpha) \sin \theta_{pitch} \cos \theta_{pitch} \\ & + v_{h1z}(\cos^2 \theta_{pitch} - \alpha \sin^2 \theta_{pitch}) \\ & + S(1 + \alpha) \sin \theta_{pitch} \cos \theta_{pitch} \end{aligned} \quad (2.3)$$

のような関係が成り立つ．式 (2.2)，(2.3) にラケット反発前の速度 (v_{h1x}, v_{h1z}) とラケット反発後の速度 (v_{h2x}, v_{h2z}) を代入すると，打撃時に必要な θ_{pitch} と S を求める事ができる．

2.3 壁打ちタスクの安定性

理想的なラケット速度とラケット角度でボールを打ち出せたとしても，実際には前節で考慮しなかった要素が作用し，求められた解軌跡を正確に実現するのは不可能と考えられる．ただし，この解軌跡の近傍にボール軌道を保つことができれば目的は達成される．そこでこの解軌跡を周期解とみなし，その安定性について論じる．

2.3.1 壁打ちタスクの離散システムモデル

ここでは，ラケットによってボールを繰り返し打ち上げるジャグリングタスクに対して Bühler ら [32] が用いた離散システム化の考え方にに基づき，壁打ちタスクの安定解析を行う．

i 回目に壁で反発した直後の速度を v_{w2x}^i [m/s], v_{w2z}^i [m/s], 衝突時の z 座標を z_w^i [m] とする．ただし，床，壁，ラケットともに反発係数 α とし，水平方向には速度変化がないものとする．床で反発した後，前節で述べたラケットの姿勢と速度で打撃すると，再び壁で

反発した直後の速度 v_{w2x}^{i+1} , v_{w2z}^{i+1} およびその時の高さ z_w^{i+1} は,

$$v_{w2x}^{i+1} = -\alpha v_{h2x}^i \quad (2.4)$$

$$v_{w2z}^{i+1} = v_{h2z}^i - gt_{ca} \quad (2.5)$$

$$z_w^{i+1} = h + v_{h2z}^i t_{ca} - \frac{gt_{ca}^2}{2} \quad (2.6)$$

となる．つまり状態 $(v_{w2x}^{i+1}, v_{w2z}^{i+1}, z_w^{i+1})$ はそれぞれ $(v_{w2x}^i, v_{w2z}^i, z_w^i)$ を用いた非線形な関数で表される．ここで式 (2.4), (2.5), (2.6) を

$$v_{w2x}^{i+1} = k(v_{w2x}^i, v_{w2z}^i, z_w^i) \quad (2.7)$$

$$v_{w2z}^{i+1} = m(v_{w2x}^i, v_{w2z}^i, z_w^i) \quad (2.8)$$

$$z_w^{i+1} = n(v_{w2x}^i, v_{w2z}^i, z_w^i) \quad (2.9)$$

のような非線形関数で表すことにする．

2.3.2 システムの線形化

離散システム (2.7) - (2.9) の平衡状態を $v_{w2x} = \overline{v_{w2x}}$, $v_{w2z} = \overline{v_{w2z}}$, $z_w = \overline{z_w}$ とする．また、このときの操作変数を $(\overline{\theta_{pitch}}, \overline{S})$ とする．このまわりで状態方程式を線形化すると

$$\mathbf{x}^{i+1} = A\mathbf{x}^i \quad (2.10)$$

となる．ただし、

$$\mathbf{x}^i = [v_{w2x}^i - \overline{v_{w2x}}, v_{w2z}^i - \overline{v_{w2z}}, z_w^i - \overline{z_w}]^T \quad (2.11)$$

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\partial k}{\partial v_{w2x}^i} & \frac{\partial k}{\partial v_{w2z}^i} & \frac{\partial k}{\partial z_w^i} \\ \frac{\partial m}{\partial v_{w2x}^i} & \frac{\partial m}{\partial v_{w2z}^i} & \frac{\partial m}{\partial z_w^i} \\ \frac{\partial n}{\partial v_{w2x}^i} & \frac{\partial n}{\partial v_{w2z}^i} & \frac{\partial n}{\partial z_w^i} \end{bmatrix}_{v_{w2x}^i = \overline{v_{w2x}}, v_{w2z}^i = \overline{v_{w2z}}, z_w^i = \overline{z_w}} \quad (2.12)$$

である．

例として、図 2.2 の 3 種類の解軌跡に対して行った線形化システム (2.10) の安定解析の結果を Table.2.1 に示す．

以上の結果から、 n の値がある程度以上の大きさになる場合に対応した比較的高い位置での壁打ちは漸近安定性を有しており、決まったラケット姿勢と速度でボールを打ち返すだけで壁打ちタスクを継続できることがわかる．一方、 n の値が小さくなりボールの軌道が低くなると、壁打ちタスクは不安定になり、ラケット操作をさらに工夫しなければタスクを継続できないことがわかる．図 2.4 はこのようなときの挙動を示したもの

表 2.1 The result of the stability analysis. $\times$: Unstable, $\bigcirc$: Stable

n	A	Eigenvalues	State
0.2	$\begin{bmatrix} 0.26 & -0.63 & 3.90 \\ -0.40 & 0.32 & -6.89 \\ 0.09 & 0.16 & -1.76 \end{bmatrix}$	(-1.10, -0.80, 0.71)	$\times$
0.3	$\begin{bmatrix} -0.32 & -0.45 & 2.09 \\ -3.45 & -1.01 & 0.97 \\ -0.49 & -0.26 & 0.40 \end{bmatrix}$	(-0.84, -0.80, 0.71)	$\bigcirc$
0.4	$\begin{bmatrix} -0.61 & -0.28 & 1.06 \\ -8.16 & -1.36 & 2.07 \\ -1.94 & -0.49 & 1.04 \end{bmatrix}$	(-0.81, -0.80, 0.68)	$\bigcirc$

であり, $l = 1.0[\text{m}]$, $n = 0.2(\overline{v_{w2x}} = 2.21[\text{m/s}]$, $\overline{v_{w2z}} = -1.59[\text{m/s}]$, $\overline{z_w} = 0.27[\text{m}]$, $\overline{S} = 0.93[\text{m/s}]$, $\overline{\theta_{pitch}} = 0.54[\text{rad}]$) のように設定した解軌跡に対して, 初期状態 $(v_{w2x}^0, v_{w2z}^0, z_w^0) = (\overline{v_{w2x}}, \overline{v_{w2z}}, 0.4)$, 打撃速度 $\overline{S} = 0.93[\text{m/s}]$, 打撃角度 $\overline{\theta_{pitch}} = 0.54[\text{rad}]$ として壁打ちタスクのシミュレーションを行なった結果である.

2.3.3 状態フィードバックを用いた打撃速度, 角度の制御

前述の $n = 0.2$ のような不安定な解軌跡に対し, 打撃時のラケット速度 S とラケット角度 θ_{pitch} をボールの状態フィードバックに基づいて変化させることにより, 安定化させる手法を提案する.

i 回目に壁と反発したボールを打撃する時のラケット速度を S^i , ラケット角度を θ^i とする. この S^i, θ^i を

$$\Delta S^i = F_1 x^i \quad (2.13)$$

$$\Delta \theta^i = F_2 x^i \quad (2.14)$$

のように変化させると, 線形化システムは次のように表される.

$$\begin{aligned} x^{i+1} &= Ax^i + b_1 \Delta S^i + b_2 \Delta \theta^i \\ &= (A + b_1 F_1 + b_2 F_2) x^i \end{aligned} \quad (2.15)$$

ただし,

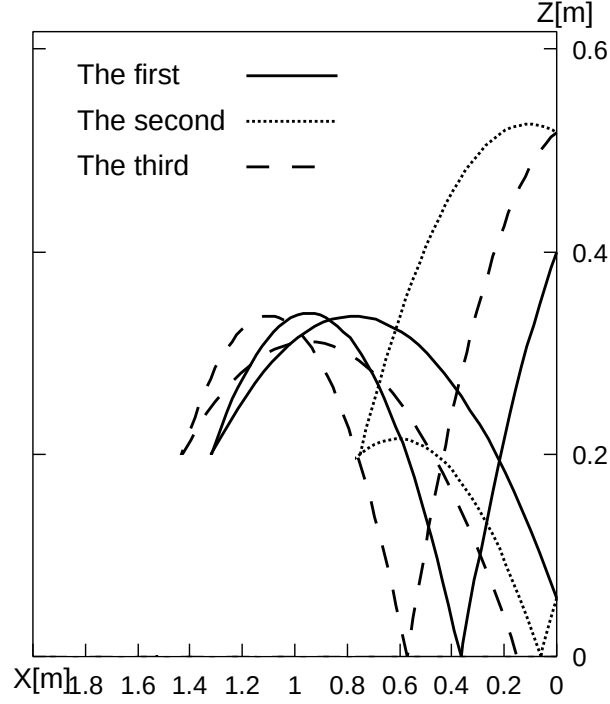


図 2.4 Ball trajectories under an unstable condition. ($n=0.2$)

$$\mathbf{b}_1 = \begin{bmatrix} \frac{\partial k}{\partial S^i} \\ \frac{\partial m}{\partial S^i} \\ \frac{\partial n}{\partial S^i} \end{bmatrix}_{S^i=\bar{S}}, \quad \mathbf{b}_2 = \begin{bmatrix} \frac{\partial k}{\partial \theta^i} \\ \frac{\partial m}{\partial \theta^i} \\ \frac{\partial n}{\partial \theta^i} \end{bmatrix}_{\theta^i=\bar{\theta}} \quad (2.16)$$

例えば不安定な $n = 0.2$ の解軌跡に対してフィードバックゲインを $F_1 = (-0.6, -0.1, 0.8)$ $F_2 = (-0.1, 0.0, -0.05)$ とすると (2.15) 式に示されている $(A + \mathbf{b}_1 F_1 + \mathbf{b}_2 F_2)$ の固有値は $(-0.53181, -0.39337 + 0.295292i, -0.39337 - 0.295292i)$ となり，線形化システムは安定化される．非線形システム (2.7) - (2.9) に対し，この状態フィードバックを用いて壁打ちタスクのシミュレーションを行なったときの (v_{w2x}, v_{w2z}, z_w) の推移を図 2.5, 図 2.6, 図 2.7 に示す．各パラメータおよび初期条件は図 2.4 の場合と同じである．それぞれの状態は $(\overline{v_{w2x}}, \overline{v_{w2z}}, \overline{z_w})$ に収束しており，不安定な条件下でも打撃時のラケットの速度と角度を適切に制御することによって壁打ちタスクを安定化できることがわかる．

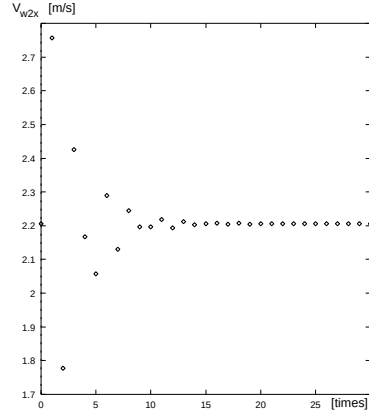


Figure 2.5 Response of v_{w2x}

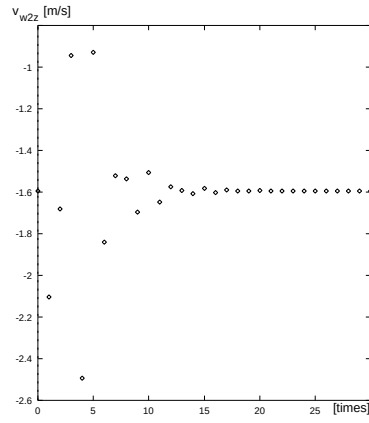


Figure 2.6 Response of v_{w2z}

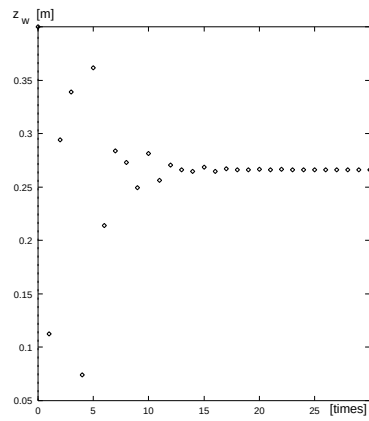


Figure 2.7 Response of z_w

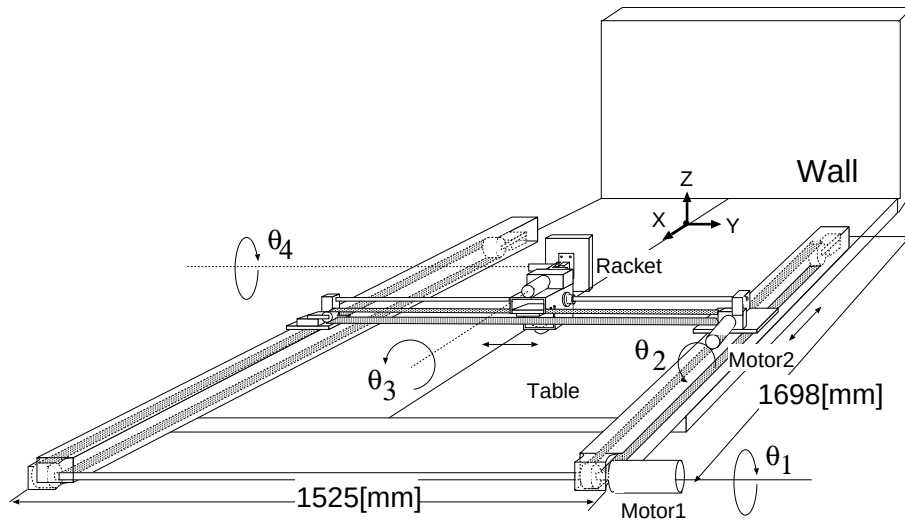


図 2.8 Robot system for “Wall-Bouncing” task

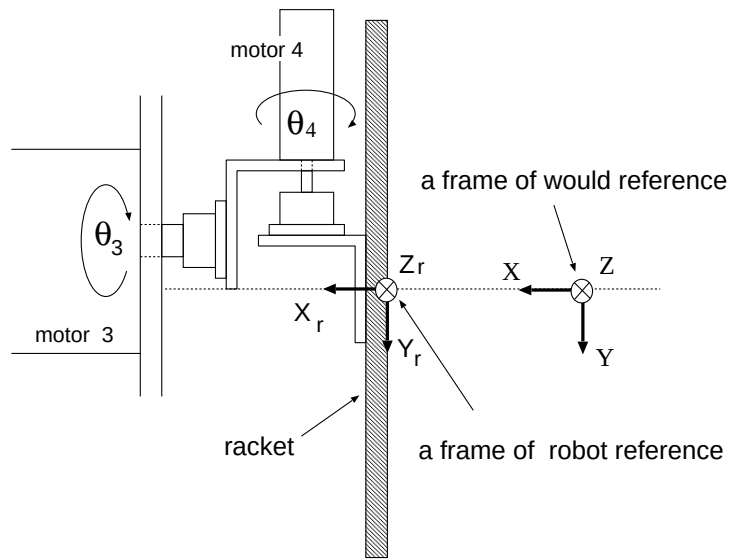


図 2.9 Racket posture

2.4 実験

2.4.1 実験システム

壁打ちタスクを実行するには、ラケットの姿勢（ピッチ，ヨー角）2 自由度とラケットの前後・左右方向の位置 2 自由度が操作できなければならない．しかし，垂直方向の変

位は必須ではない。重力によりボールは必ず落下するので、前後と左右の可動範囲が広ければ高さが一定の平面において打撃することで壁打ちタスクを行うことが可能である。このことを考慮して図 2.8 のような構造のロボットを開発した。モーター 1 によって一辺 155[mm] の正方形のラケット（アクリル製）の前後方向（X 方向）の打撃動作を行う。モーター 2 によってラケットの左右方向（Y 方向）の追従動作を行う。モーター 3 と 4 は図 2.9 のように取り付け、ラケットの姿勢である pitch 方向角度と yaw 方向角度を生成する。なお、壁と床には市販の卓球台を利用している。

全体のシステム構成を図 2.10 に示す。2 台の CCD カメラで捉えたボール（市販のピンポン球）画像は Quick-MAG（応用計測研究所製）で解析され、60[Hz] のサンプリングレートでボールの位置データが PC に送られる。PC ではボールの状態とラケットの状態に基づいてラケットの動作を計画し、各モーターの動作に焼き直す。そしてパルスジェネレーターを介してモータードライバに速度指令を入力することでラケットの打撃動作を実行する。

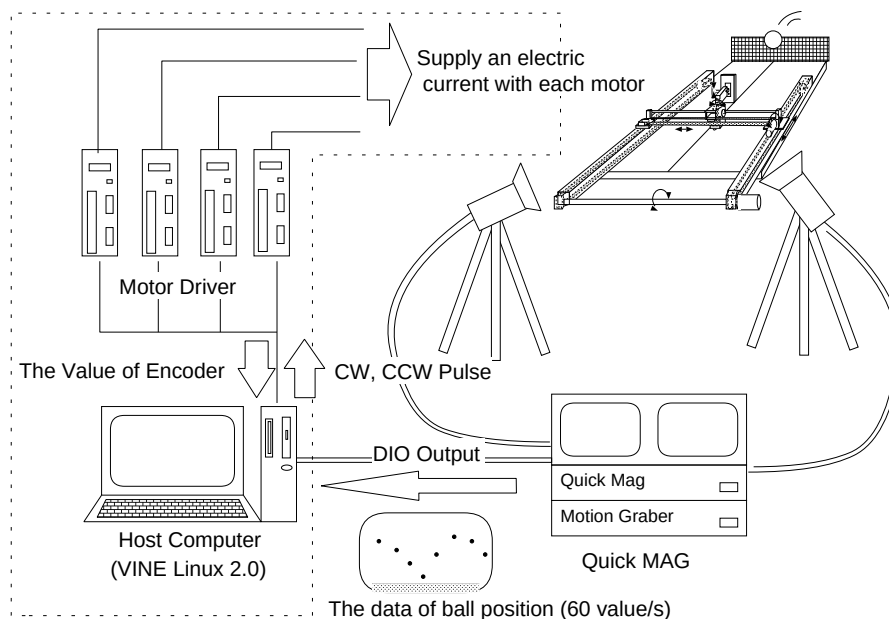


図 2.10 System configuration

2.4.2 壁打ちタスク実行のための計測制御

壁打ちタスクを実行するための具体的な手順を示す。（図 2.11 参照）

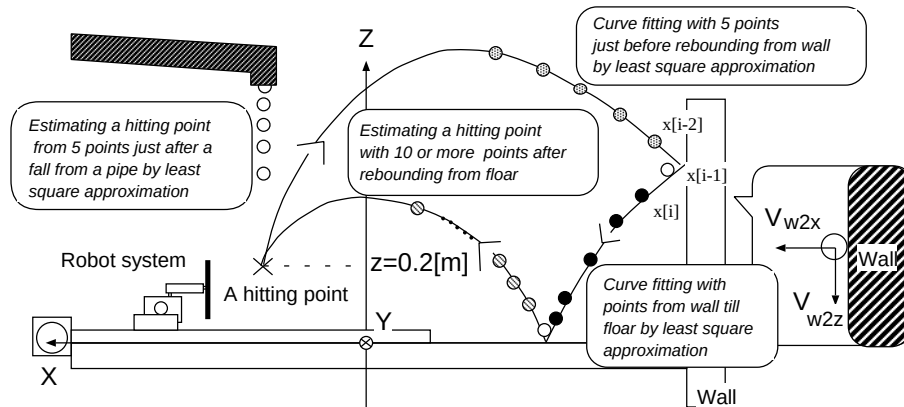


図 2.11 Operation sequence

1. ボールをロボット上空から自由落下させる．落ちて来たボールの座標データを 5 点取得する．Z 方向を時間の 2 次式として最小 2 乗法を用いてボール軌道を推定し，ラケットの中心の高さ ($Z = 0.2[\text{m}]$) になる時刻を求める．求めた時刻を打撃時刻，その時刻における Z 座標を打撃位置とする．
2. 打撃位置で打撃時刻に目標打撃速度となるようなモーター速度指令時系列を生成する．
3. モーター 1 へ速度指令を打撃時刻まで入力しその後待機位置へ復帰させる．
4. その間もボールの位置データを取得し，X 方向速度の符号変化で壁との反発を判定する．
5. 壁反発後から床に到達するまでの位置データ列を用いて壁打ちシステムの状態ベクトルである v_{w2x} , v_{w2z} , z_w の 3 つのデータを収集する．
6. 壁反発後の Z 方向の位置データ列において，Z 方向速度の符号変化で床との反発を判定する．
7. 床での反発後座標を 10 点取得し，それらより X, Z 方向に最小 2 乗推定を行ない，床反発後のボール軌道を推定する．
8. Z 方向の推定式を用い，ボールが落下中にラケット中心の高さになる時刻（打撃時刻）を求め，X 方向の推定式から打撃位置を求める．
9. 以後は，(2) ～ (8) を繰り返す事により壁打ちタスクを継続する．

2.4.3 Y 方向の位置と yaw 方向の姿勢について

Y 方向のボールの位置変化は X 方向に比べると少ない．このことを考慮し，ボールの位置と現在のラケットの位置の差に基づいてボールへの追従を行う．すなわちボールの Y 座標へラケットを移動させるために必要なモータの回転を $y_{ball}[\text{rad}]$ ，モータ 2 の現在位置を $y_{racket}[\text{rad}]$ とすると，モータ 2 に与える Y 方向への速度 $v_{m2}[\text{rad/s}]$ を

$$v_{m2} = k_y(y_{ball} - y_{racket}) \quad (2.17)$$

とした． k_y は応答を調節するためのゲインであり，実験的に $k_y = 4$ とした．

次に，ロボットの Y 方向の可動範囲内でボール軌道を維持するために yaw 方向のラケット角度を次の様に設定した．

$$\theta_{yaw} = k_{yaw} \cdot y_{b2} \quad (2.18)$$

$y_{b2}[\text{m}]$ は床反発直後におけるボールの Y 座標である．台の中心から離れた位置で床反発するとその距離に比例して yaw 方向角度を大きくし，ボールを床中央へ戻す． k_{yaw} はそのためのゲインであり，実験的に $k_{yaw} = 0.2$ とした．

2.4.4 結果

2.4 節で述べた手順に従い，試作したロボットによって壁打ちタスクを実行した結果について説明する．

継続した壁打ちを実現するには，まず飛来するボールをラケットで確実に捕えることが必要となる．試作したロボットは，ラケットの高さが固定されているので，基準打撃位置通過時のボールの高さがラケットの捕捉範囲を超えるとボールを打ち返せない．そこで実験では，ボールの 3 次元位置の時系列データから打撃位置を予測し，その位置で既定のラケット速度が得られるようにラケットを駆動する．従って，壁打ちタスク実行中の打撃位置は基準打撃位置からずれることが不可避であり，このずれが 2.3 節で述べた離散システムの外乱要素の一つとなる．

実験では，X 方向の基準打撃位置を壁から $l = 1.0[\text{m}]$ の地点に設定し，安定な解軌跡（図 2.2 の $n=0.3$ ）に対応した約 $0.4[\text{m}]$ の高さでボールを壁に衝突させる壁打ちタスクを遂行するために，打撃時のラケット速度を $\bar{S} = 1.6[\text{m/s}]$ ，ラケット角度を $\overline{\theta_{pitch}} = 0.84[\text{rad}]$ に固定した．これらの値は，2.2 節の理想モデルに比べて実システムのエネルギーロス（ボールに作用する空気抵抗やスピードによるマグヌス効果および壁・床・ラケットとの衝

突時における衝突面の接線方向の速度減少などによる) が大きいことを考慮し, 実験的に決定したものである. ラケットの Y 方向の位置および yaw 方向の姿勢については, 2.4 節で述べた制御を行った. 壁打ちタスクが 14 回継続したときのボールの軌跡を図 2.12 に示す. ただし, 真上から落下するボールを打撃する初回のみ, ラケット速度 $\bar{S} = 1.2[\text{m/s}]$, $\overline{\theta_{pitch}} = 1.2[\text{rad}]$ として打撃後のボールの軌道を強制的に解軌跡に近づけている. この結果は, 様々な外乱が作用する実際のロボットシステムでも, 打撃時のラケット速度と姿勢を固定したままで継続的な壁打ちタスクが可能であるとする 2.3 節の解析結果を反映しているものと考ええる.

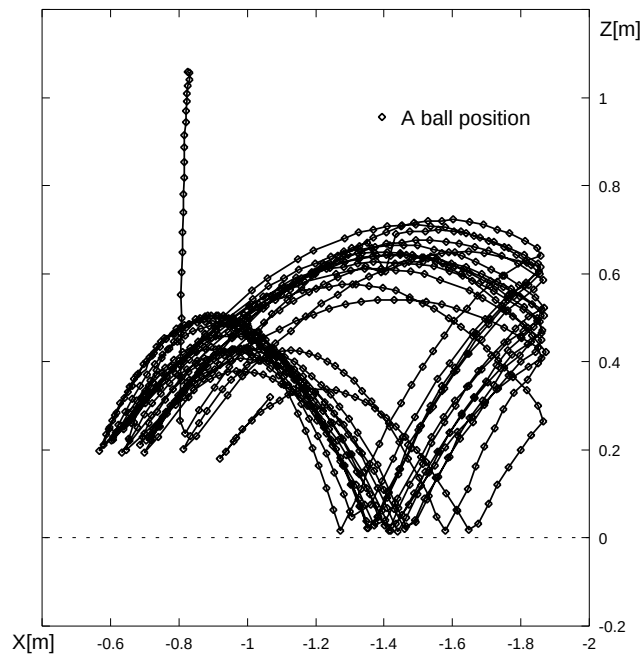


図 2.12 Ball trajectories

2.5 おわりに

ボールを捕捉してさらにバットやラケットで打ち返すヒッティングタスクの一例として壁打ちタスクを取り上げ, タスク遂行に必要なラケット操作についてボールダイナミクスの観点から考察した. その結果, ボール軌跡の形状によって打撃時のラケット速度や姿勢の細かい調整が必要な場合とそうでない場合があることを示した. また, 打撃時のラケット速度や姿勢を一定に保ったままで継続的な壁打ちタスクが実現できることを実験的に示した.

第 3 章

バーチャルターゲットと入出力マップ

3.1 はじめに

ダイナミックに変化する環境下でロボットと環境が断続的に相互干渉するようなタスクを実行する場合には，ロボットには連続動作しながら相互干渉の強さやタイミングを調整する機能が要求される．このような問題を Burridge ら [33] はハイブリッド制御問題と呼んでおり，タスク例としてダイナミックな歩行や走行，ボールのスローイングやキャッチングなどをあげている [34, 35, 36]．人間の身体運動を解析する分野でも，ターゲットにタイミングを合わせて行うこれらの動作をタイミング動作と呼び，巧みさを感じさせる動作として注目している [26]．しかし，ハイブリッド制御問題に対する一般的なアプローチと言えるものではなく，タスクに応じて個別の手法が提案されているのが現状である．卓球タスクも典型的なハイブリッド制御問題であり，橋本ら [37] や Andersson [38] がロボットによる実行結果を報告している．Andersson は，ボールやロボットの動特性の陽なモデルを利用してボールの打撃動作生成の問題をボールの状態予測とラケットの軌道生成の問題に分離し，ボールの状態の逐次予測とそれに基づくラケットの目標軌道の更新によってハイブリッド制御問題に対処する方法を示した．しかし，ロボットが生成できるラケット速度や加速度に限界があるため，実際にはヒューリスティックに設定した例外処理を多用している．

一方，スポーツ科学の分野では，トッププレーヤのラケット操作の解析を通し，ボールを打ち返してから再び飛来するボールを打つまでの 1 スイングのラケットの動きについて様々な仮説が示されている．その中で Ramanantsoa [39] は，1 スイングの動作を 4 つの

フェーズに分割し、各フェーズごとにボールの動きに合わせて時空間的な動作調整を行うモデルを提案している。このモデルでは、ボール打撃時のラケットスピードや位置を仮想ターゲットと呼び、スイング動作はこの仮想ターゲットの予測と微調整に基づいて実行されるものと考えている。本章はこのような考え方をロボットによって具体化することを目的としており、仮想ターゲットの予測には k dimensional tree (k -d tree) と呼ばれるデータ構造を利用した入出力マップ [40, 41] を、仮想ターゲットに基づく主要なスイング動作の生成には Koditschek [34] が提案したミラー則 (mirror law) に類似の視覚フィードバック制御を用いる。

仮想ターゲットの1つである打撃位置の予測は、飛来するボールのスピードやコースの観測結果からボールの打撃位置をできるだけ早めに決定する問題であり、ボールの空力特性や卓球台との反発特性を十分考慮する必要がある。本章では、飛来するボールの状態を入力、打撃位置を出力とした入出力マップを利用して打撃地点を予測する方法を提案する。もう1つの仮想ターゲットである打撃時のラケットスピードの決定は、ボールとラケットの反発特性も加わって打撃位置の予測以上に複雑な物理現象が絡む問題である。本章では、ラケットをミラー則に類似した制御則によって駆動するものとし、ラケットスピードに対応するその制御パラメータを打撃位置の予測と同様の入出力マップを利用して決定する方法を提案する。また、これらの提案手法を用いて行った卓球タスクの実施結果を示す。

3.1.1 ラケット操作に関する前提

卓球タスクを実現するには、ラケットの位置の3自由度と姿勢の2自由度が操作できなければならないと Andersson は述べているが [38]、卓球台で跳ね返ったボールは重力の作用によって再び卓球台と同一高さの水平面をよぎるから、ラケットは最小限位置の2自由度と姿勢の2自由度が操作できればよい。本章では、提案手法をできるだけ明確に述べるためにラケットの自由度は最小限の4自由度とし、一定高さの水平面上をラケットが2次元的に移動することによって飛来するボールを打ち返すものとする。

3.1.2 スイング動作の分割

ボールを打ち返してから再び飛来するボールを打つまでの1スイングのラケットの操作をタスクとしてとらえ、時間の経過を考慮して図 3.1 のように分割してみる。 T_h はボールの打撃時刻、 T_r はラケットが待機位置へ復帰する時刻、 T_s は再び飛来するボールの打

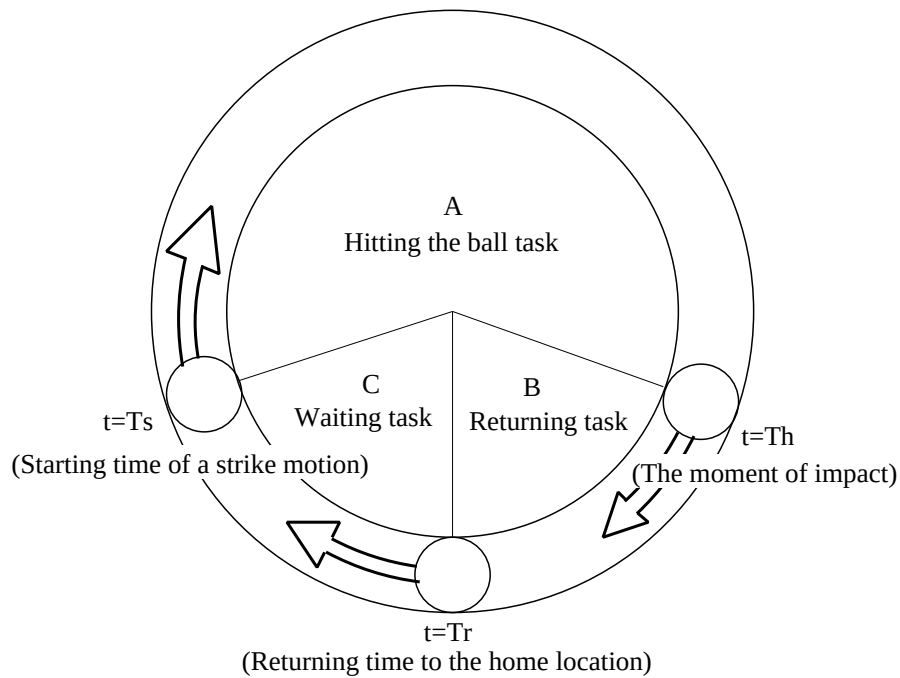


図 3.1 Task oriented description of stroke movement

ち返し動作を開始する時刻を示している．A は飛来するボールを打ち返すタスクであり，卓球タスクの核となる．B は，ボールの打撃が完了したのち決まった待機位置へラケットを戻すタスクである．C は，ボールが再び飛来するまで待機するタスクであり，動作を伴わないがボールの状態を常時観測しながら仮想ターゲットを決定し A のタスク開始のタイミングを調整する役割を担う．以下では，卓球タスクの中で主要な動作をとまなう A のタスクの実現方法についてその概要を説明する．なお仮想ターゲットの決定方法については，次節で詳しく述べる．

3.1.3 ボールの打ち返し動作の生成方法

ここでは，仮想ターゲットは待機タスク C ですでに決定されているものとし，決定されたボール打撃時のラケットスピードおよび位置を実現する動作の生成方法について説明する．仮想ターゲットを実現するためにラケットの軌道を Andersson のように時間関数として与えると，打撃時刻を陽に求めなければならない．予測した仮想ターゲットに誤差があれば打撃時刻も誤差を生じるから，予測誤差の影響は拡大される．このため，仮想ターゲットの逐次更新は避けられない．このような方法に対して本章では，打撃時刻を求める

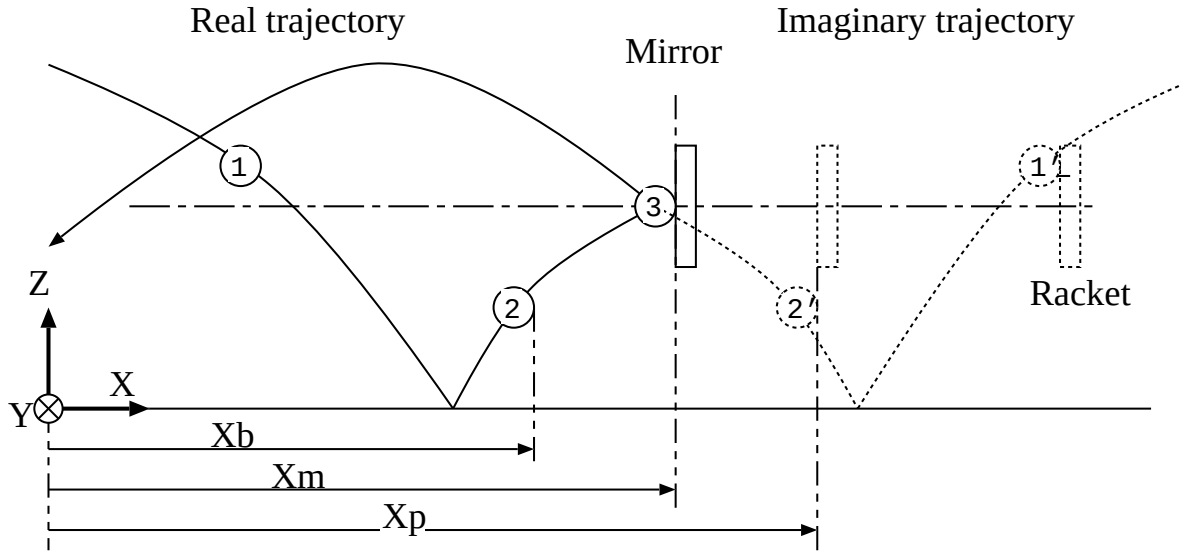


図 3.2 Mirror Law

必要のない方法を提案する．図 3.2 は，飛来するボールの位置に応じてラケットの位置を変化させ，予測した打撃位置でボールを打ち返す一連のラケットの動きを 2 次的に表現したものであり，卓球台中央のネットの法線方向に X 軸，鉛直方向に Z 軸をとっている．提案手法では，ラケットは高さ一定の水平面内を移動するものとし，その X 方向の目標位置 X_p を以下のように与える（XZ 平面に垂直な Y 軸方向の移動も同様の方法を用いる）．

$$X_p = X_m + k(X_m - X_b) \quad (3.1)$$

X_m は予測したボール打撃位置， X_b は時々刻々と変化するボールの位置を表している．(3.1) 式は，ジャグリングタスクにおける鉛直方向のボール打撃動作生成法として Koditschek ら [34] が提案したミラー則（mirror law）を水平方向に焼き直したものとも言える．すなわち，ボール打撃位置 X_m に鏡を置き，その鏡に写ったボールの像 X_p を追ってラケットを移動させることに対応している．図 3.2 において，ボールが 1 にある時はミラーに写った像 1' を，2 にある時は像 2' をラケットに追従させる事によりボールがミラー位置 X_m 到達時 (3) にはラケットもミラー位置に達するため，ミラー位置 X_m でボールを捉える事ができる．なお (3.1) 式の k は，鏡に写ったボールの像の X 方向距離を調整するパラメータであり，ミラーゲインと呼ぶ．ミラーゲインを調整すればボール打撃時のラケットスピードを変化させることができるため，このパラメータを適切に設定することによって仮想ターゲットの実現をはかる．

3.2 仮想ターゲットの決定

ボール打撃時のラケットスピードや位置に対応する仮想ターゲットは、図 3.1 の待機タスク C に割り当てられた時間内に決定されなければならない。この許容時間は飛来するボールのスピードに大きく依存し、場合によっては待機タスクを設けることが不可能になることもある。ここでは、ボールの動きをとらえる視覚処理系のサンプリング時間 ($1/60[s]$) を考慮して待機タスクの許容時間を約 $0.2[s]$ とし、その時間内に仮想ターゲットの決定を行うものとする。なお、この許容時間に対応したボールスピードの上限は約 $5[m/s]$ (通常のラリーが続くスピード) に相当する。

3.2.1 打撃位置の決定

図 3.2 に示したボール打撃時のラケット位置 X_m の決定方法について説明する。飛来するボールの動きを 図 3.2 と同様 2 次元的に示した 図 3.3 において、計測開始地点 $X = X_0$ からボール位置 (X, Z) の計測を始めるものとする。ボールが打撃地点に到達するまでに待機タスクと打ち返しタスクを完了しなければならないから、計測開始後取得した数点のボール位置データから打撃位置を予測することになる。この打撃位置は、ボールが卓球台で跳ね返った後にラケットの移動高さ $Z = Z_h$ をよぎる X 方向の位置 X_m であり、計測開始地点付近のボールの位置 (X, Z) 、速度 (V_x, V_z) 、および角速度 ω_y に依存して変化する。形式的には

$$X_m = f(X, Z, V_x, V_z, \omega_y) \quad (3.2)$$

のような非線形関数として表現できる。この関数を陽に表現するにはボールの空力特性や反発特性を考慮しなければならないが、正確な表現を得ることは困難である。一方、このような非線形関数を入出力マップとみなし、実験的に得られる多くの入出力データを用いてマップを近似表現する方法もある。本章ではこのような学習的アプローチをとることとし、さらにトレーニングに要する時間やデータの検索時間を短縮するために入力 of 低次元化を考える。

ボールが卓球台に衝突するまで角速度の変化がないものとする、ボールが卓球台と衝突した地点 X_r から $Z = Z_h$ の高さに至るまでの X 方向変位 X_d は

$$X_d = g(V_{xr}, V_{zr}, \omega_y) \quad (3.3)$$

のように、ボールが卓球台と衝突する直前の速度 (V_{xr}, V_{zr}) と角速度 ω_y に依存する。したがって、これらの値と X_r を事前に求めることができれば、低次元化された (3.3) 式

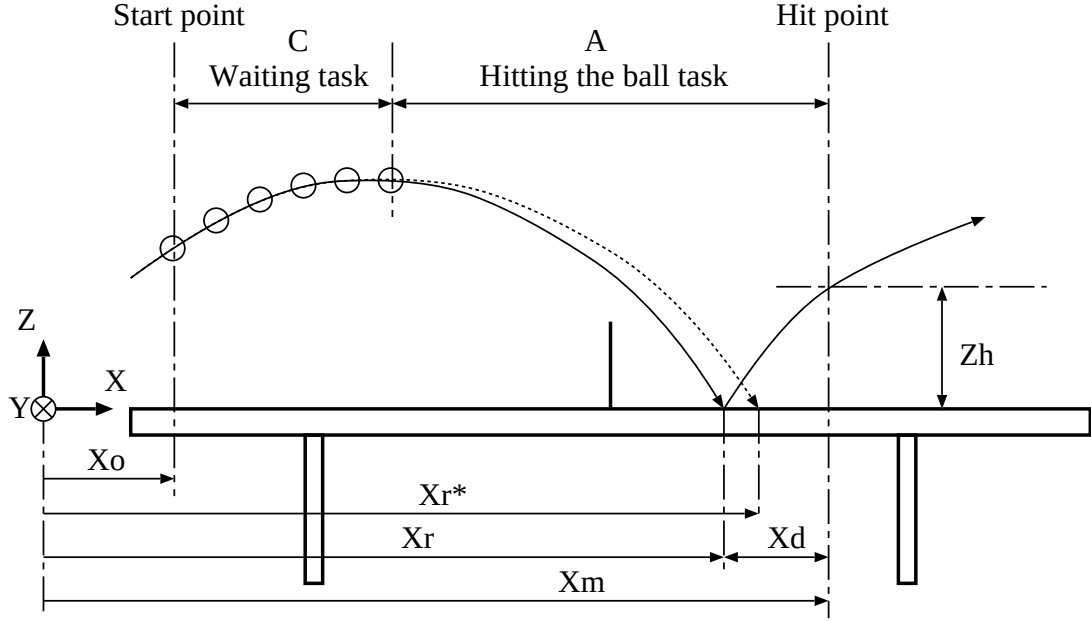


図 3.3 Table Tennis task configuration

の関係を用いて打撃位置 X_m を決定できる．しかし実際には，ボールが卓球台と衝突する以前に打撃位置を決定しなければならないため，本章では (3.3) 式に代えて

$$X_m - X_r^* = g^*(V_{xr}^*, V_{zr}^*, a_z) \quad (3.4)$$

の関係を入出力マップとして学習的に求める．なお (3.4) 式の X_r^* , (V_{xr}^*, V_{zr}^*) は，計測開始後取得した数点のボール位置データを用いて軌道を時間多項式で最小 2 乗近似して求めた X_r と (V_{xr}, V_{zr}) の予測値である．また角速度 ω_y はボールの速度および加速度の関数と考えられるから [42]，実際には近似軌道の加速度成分 a_z を ω_y に対応したマップの入力とする．予測を含む入力によって表現される (3.4) 式の入出力マップが適切な入出力関係を与えるものであることは，3.3 節で記述する主成分分析の結果からも裏付けられる．

(3.4) 式の入出力マップの近似表現方法として，2 分木 (binary tree) を多次元化した k-d tree を用いる．本章のように，データ検索に要する時間が厳しく制限され，取得できるデータ量にも制約がある場合に特に効果的な方法と考えられる [43]．k-d tree は，k 次元の入力空間を部分領域にリカーシブに分割し入出力データ対と各領域を対応付けたものであり，2 次元の場合を図示すると 図 3.4 のようになる．また，そのときのデータ構造を図 3.5 に示す．図 3.5 において，各ノードは入力の成分に対応した判別子 (0 or 1) と領域の分割位置を特定する値を持っており，末端ノードには 図 3.4 の各領域内のデータ

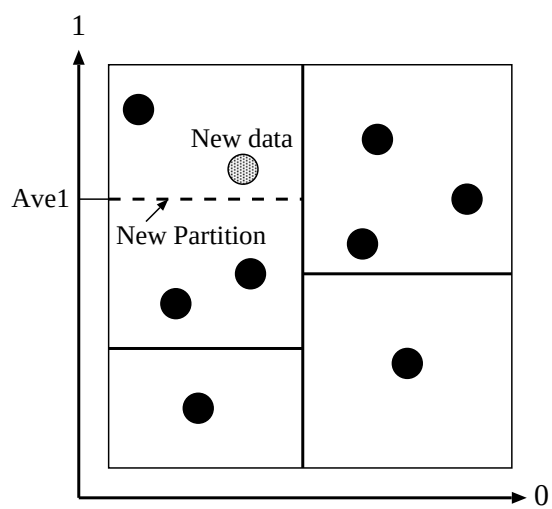


图 3.4 Partitioning of 2-d space

The bucket size is 3.

● :Data

○ :Node

□ :Bucket

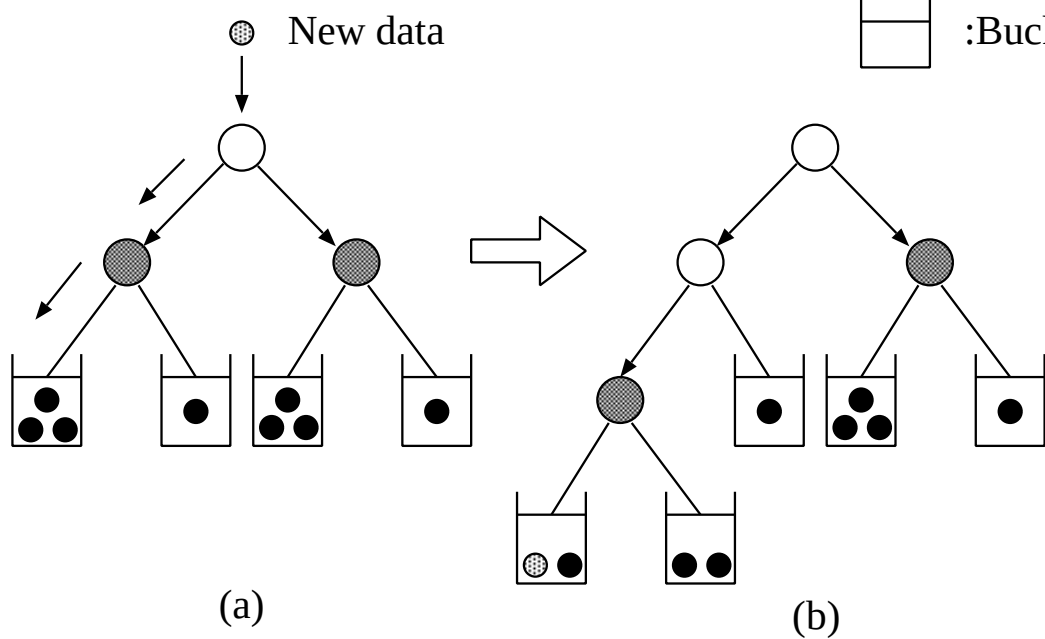


图 3.5 Corresponding k-d tree

が格納される．この k-d tree を用いて新たな入力データに対する出力を求めるには，まずそのデータが含まれる領域を探索し，領域中にすでに存在する入出力データ対を用いた補間処理を行う．領域中に十分なデータがなければ，近傍の領域も探索の対象に加える．なおトレーニング時には，入力データに対応した領域に入出力データ対を格納していき，格納データ数が事前に設定した上限値を上回る領域があれば格納データの出力の分散に基づいてその領域を2分するという手続を繰り返すことにより，領域の細分化を行なう．

3.2.2 打撃時のラケットスピード/ミラーゲインの決定

飛来するボールを卓球台上の目標地点に打ち返すには，ボール速度に応じてラケットの姿勢あるいは打撃時のスピードを調整する必要がある．本章では，ラケット表面の法線が飛来するボールの軌道面（ボール軌跡を含む鉛直面）に平行し，水平面から一定の角度となるように θ_3, θ_4 を決めて打撃時のラケット姿勢を固定し，X 方向のラケットスピードを制御して目標地点に打ち返すものとする．ラケットで打ち返されるボールの飛距離は打ち返し直後のボール速度および角速度に依存するが，これらの値は打ち返し直前の値とラケットスピードに依存する．さらに飛来するボールが卓球台で跳ね返った後ラケットに衝突するまでの過程を考慮すると，ボールの飛距離 L は

$$L = u(V_{xr}, V_{zr}, \omega_y, V_{racket}) \quad (3.5)$$

のように，ボールが卓球台と衝突する直前の速度 (V_{xr}, V_{zr}) ，角速度 ω_y とラケットスピード V_{racket} に依存するものと考えられる．また (3.5) 式の関係は

$$V_{racket} = w(V_{xr}, V_{zr}, \omega_y, L) \quad (3.6)$$

と書き換えられる．(3.6) 式はボールが卓球台と衝突する直前の状態と目標飛距離からラケットスピードを決定する関係を表している．実際には，ラケットスピードが打ち返し動作の生成時に用いるミラーゲイン k に対応することを考慮し，さらに打撃位置の決定時と同様に (V_{xr}, V_{zr}) に対してその予測値 (V_{xr}^*, V_{zr}^*) を， ω_y に対して a_z を， L に対して打ち返したボールの着地点 X_g と予測打撃位置 X_m の差をとり

$$k = w^*(V_{xr}^*, V_{zr}^*, a_z, X_m - X_g) \quad (3.7)$$

の関係を入出力マップとして近似的に表現しミラーゲインを決定する．

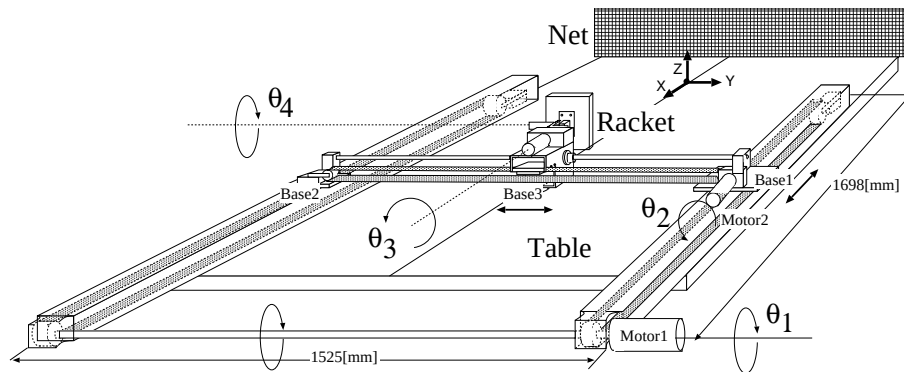


図 3.6 Table Tennis system

3.3 実験結果

ここでは、これまでに述べた卓球タスクの実現方法を実際の卓球ロボットシステムに実装して得られた結果を示す．なお以下では、前節と同様 XZ 平面内の卓球タスク実行結果のみを示す（実験では、YZ 平面内の卓球タスクも同様な方法で行っている）．

3.3.1 卓球ロボットシステム

実験システムの全体図を図 3.6 に示す．卓球ロボットは、一辺 155[mm] の正方形のラケット（アクリル製）とその位置・姿勢の 4 自由度を操作する駆動系からなる．卓球台上に固定されたモータ 1 により、ベースの X 方向位置を、モータ 2 によりベースの Y 方向位置を制御し、ベース上の 2 つのモータによってラケットのピッチ・ヨー角を制御する．なお、ラケットの中心位置は 195[mm] の高さを保って水平面内を移動する．図 3.6 に示した卓球台の手前側に設置した 2 台のカメラでとらえたボールの 3 次元位置は、動作解析システム（応用計測研究所製 Quick MAG System 3）を用いて 1/60[s] ごとに計算機に取り込まれる．

3.3.2 打撃位置の推定結果

3.2.1 節で説明したボール打撃時のラケット位置 X_m の決定方法にしたがって打撃位置を推定した実験結果を示す．まず、実験条件について説明する．図 3.3 に示した座標系の原点は、卓球台の中央から卓球ロボットの側に 500[mm] 移動した位置にとる．また、

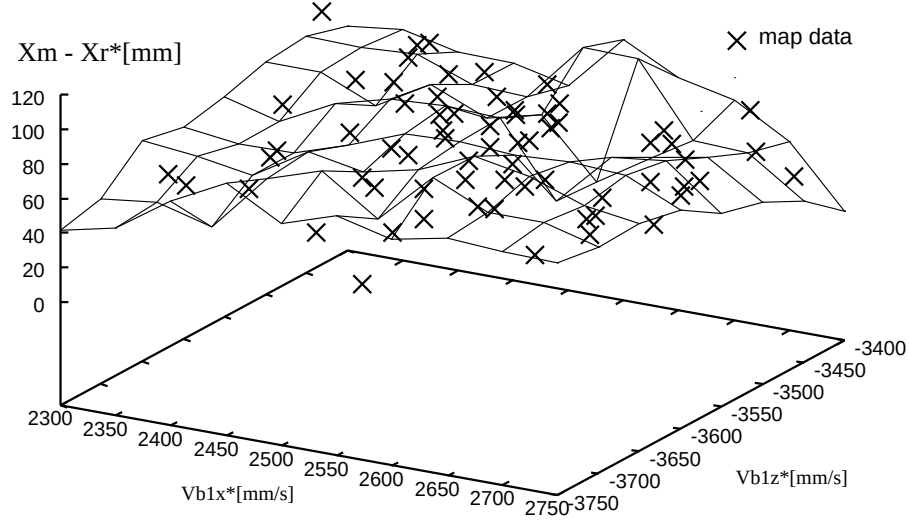


図 3.7 Acquired input-output map

相手側卓球台上の $X = -1000[\text{mm}]$ の地点からボールの位置計測を開始するものとする．入出力マップ作成時には，この地点を通過した直後の $133[\text{msec}]$ の間に取得される 8 点の位置データから最小 2 乗法を用いて Z 方向の加速度成分 a_z およびボールが卓球台と衝突する位置 X_r^* ，速度 (V_{xr}^*, V_{zr}^*) を推定するとともに，ボールが卓球台と衝突して $Z = 195[\text{mm}]$ の高さになったときの X 方向位置 X_m を計測し，入力 $(V_{xr}^*, V_{zr}^*, a_z)$ ，出力 $(X_m - X_r^*)$ のペアをマップデータに加えていく．なお本実験では，常に一定のスピンのかかる打球機（ウメハラ製 TSP）を使用してボールを打ち込むため，ボールの回転角速度は実験全体を通して変化しないものと考え，ボールの角速度（実際には推定加速度）を入力から除外する．これは，後に述べるラケットスピードの決定でも同様である．

まず最初に，マップデータの相関関係を調べるために行った主成分分析の結果を示す．517 個の入出力変数ベクトル $(V_{xr}^*, V_{zr}^*, a_z, X_m - X_r^*)$ に対する相関係数行列 R は

$$R = \begin{pmatrix} 1 & r_{v_x v_z} & r_{v_x a_z} & r_{v_x d_L} \\ r_{v_x v_z} & 1 & r_{v_z a_z} & r_{v_z d_L} \\ r_{a_z v_x} & r_{a_z v_z} & 1 & r_{a_z d_L} \\ r_{d_L v_x} & r_{d_L v_z} & r_{d_L a_z} & 1 \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 0.5632 & -0.0089 & 0.2802 \\ 0.5632 & 1 & 0.5258 & -0.0550 \\ -0.0089 & 0.5258 & 1 & -0.8208 \\ 0.2802 & -0.0550 & -0.8208 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.9)$$

となる．この行列 R の固有値，固有ベクトルは Table 1 の通りである．固有値 λ_1, λ_2 の累積寄与率 $(\lambda_1 + \lambda_2) / \sum_{i=1}^4 \lambda_i$ が 0.9 となることから，ほとんどのデータが λ_1, λ_2 に対

応した固有ベクトルで張られる平面付近に分布していることがわかる。また、 λ_1 に対応した第一主成分 z_1 は

$$z_1 \simeq 0.439V_{zr}^* + 0.692a_z - 0.567(X_m - X_r^*) \quad (3.10)$$

より、スピン等の影響を大きく受けるボールの Z 方向の運動状態と飛距離の関係を、一方 λ_2 に対応した第二主成分 z_2 は

$$z_2 \simeq -0.716V_{xr}^* - 0.552V_{zr}^* - 0.416(X_m - X_r^*) \quad (3.11)$$

より、ボールの初速度と飛距離の関係を表している。以上の結果より、入出力マップの入力ベクトルとして $(V_{xr}^*, V_{zr}^*, a_z)$ を、出力として $(X_m - X_r^*)$ を用いることが妥当であると考えられる。図 3.7 は、取得されたデータ点とともに探索点近傍の 5 点の入出力デー

	Eigenvalue	Eigenvector
λ_1	2.00	$[0.082, 0.439, 0.692, -0.567]^T$
λ_2	1.60	$[-0.716, -0.552, 0.095, -0.416]^T$
λ_3	0.35	$[-0.688, 0.579, 0.068, 0.432]^T$
λ_4	0.05	$[-0.082, 0.408, -0.712, -0.565]^T$

表 3.1 Eigenvalue and Eigenvector of R

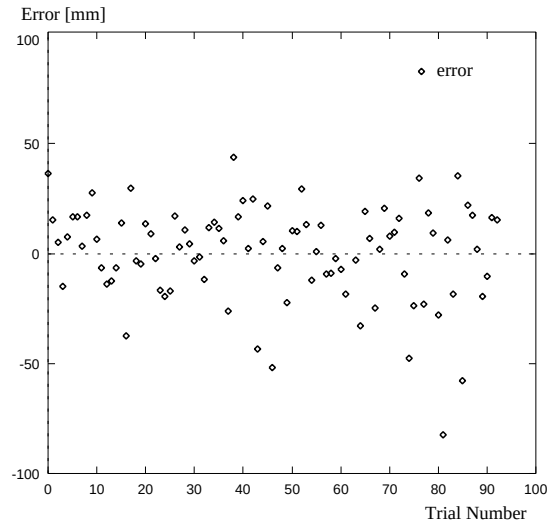


図 3.8 Errors in the Z direction

タを用いて得られた入出力マップを $(V_{xr}^*, V_{zr}^*, X_m - X_r^*)$ の部分空間の中で示したもの

である。最小2乗法による面近似を行ってデータを補間している。また図3.8は、図3.7のマップを用いて行った打撃位置の推定結果と実際にボールが $Z = 195[\text{mm}]$ の高さになったときの X 方向位置の誤差を飛来したボールごとに表示したものである。このときのラケット姿勢は $\theta_4 = -\pi/8[\text{rad}]$ に固定している（ラケットをやや下向きに傾けた姿勢: 図3.6 参照）。誤差の平均値は $1.5[\text{mm}]$ 、標本標準偏差は $25[\text{mm}]$ であり、予測打撃位置ではほぼ確実にボールをラケットでとらえることができることがわかる。

3.3.3 ボールの着地点制御結果

前節で述べた打撃位置決定用マップを作成した後に、打撃時のラケットスピードに対応したミラーゲイン決定用マップを作成する。トレーニング時のデータは入力空間内にできるだけ一様に分布させることが望ましいことから、ミラーゲイン k をランダムに与え、ラケットスピードを様々に変化させてボールを打ち返す。ただし、実現できるラケットスピードの上限値 S_{max} を超えるミラーゲインを設定すべきではないから

$$k = \frac{S_{max}}{V_{xr}^*} U_r \quad (3.12)$$

にしたがってミラーゲインを決める。ここで U_r は、 $0 < U_r < 1$ を満たす一様乱数である。ミラーゲインを設定した後、(3.1) 式にしたがってラケットを駆動し、打ち返されたボールの着地点 X_g を計測し、入力 $(V_{xr}^*, V_{zr}^*, a_z, X_m - X_g)$ 、出力 k のペアをマップデータに加えていく。このようにして作成されたミラーゲイン決定用マップを用いて行ったボールの打ち返し結果の一例を図3.9に示す。◇で示した点は $1/60[\text{s}]$ ごとにとらえたボール位置、+で示した点は $1/30[\text{s}]$ ごとのラケット中心位置を表しており、時間の推移を矢印で示している。このときの打撃位置決定用マップで決定された打撃位置は $X_m = 50.2[\text{mm}]$ 、ミラーゲイン決定用マップで決定されたミラーゲインは $k = 0.177$ 、打ち返したボールの目標着地点は $X_g = -1600[\text{mm}]$ である。飛来するボールをラケット中心（高さ $Z = 195[\text{mm}]$ ）付近でとらえ、目標着地点の近くに打ち返していることがわかる。また図3.10は、ボールの目標着地点を $X_g = -1700[\text{mm}]$ に固定し、飛来するボールの状態を変化させて行った150球の打ち返し結果を示している。ボールを打撃するたびにミラーゲイン決定用マップも更新されるので、試行回数が増えるにつれて着地点の誤差が減少していることがわかる。なお、着地点の平均値は $\bar{X}_g = -1694[\text{mm}]$ 、標本標準偏差は $178[\text{mm}]$ であり、ほぼ目標着地点の付近に打ち返している。

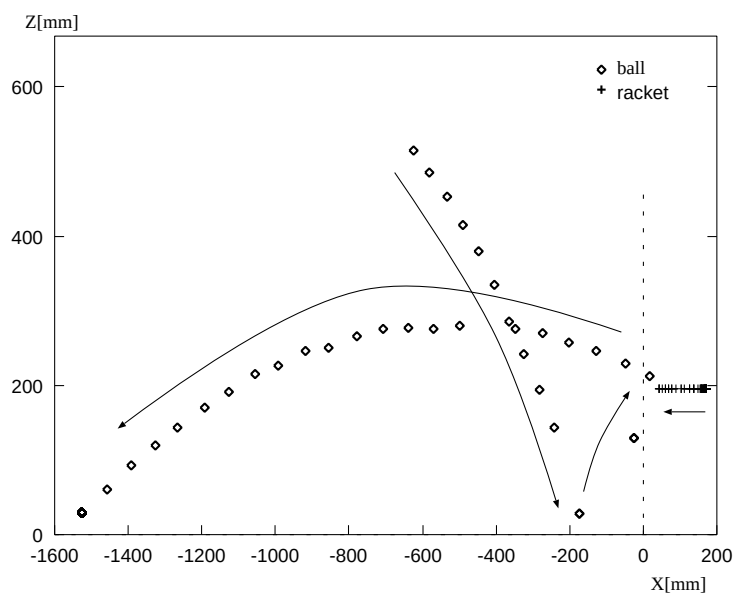


図 3.9 Trajectories of the ball and racket

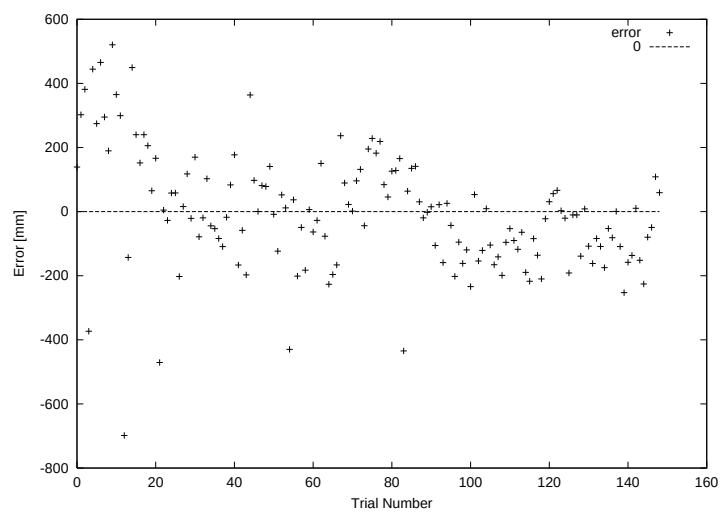


図 3.10 Errors in Landing point(target: -1700[mm])

3.4 おわりに

本章では、卓球タスクにおけるスイング動作の主要部分は仮想ターゲットの予測に基づいて実行されるものと考え、その予測のための2つの入出力マップを提案した。その1つである打撃位置決定用マップによってボールの打ち返し位置が決定され、もう1つのミラーゲイン決定用マップによって打撃時のラケットスピードに対応したミラーゲインが決定される。決定されたこれらの仮想ターゲットをミラー則に類似の視覚フィードバック則を用いてラケットの動作に反映させ、ほぼ確実にボールをラケットでとらえ目標の着地点付近に打ち返すことができることを示した。また、3つのフェーズに分割したスイング動作を連結し、対人のラリーが続けられることも確認した。

ただし、実現された卓球タスクは必要最小限のラケット自由度と制御パラメータを用いて行ったものであり、打ち返し可能なボールの速度やコースが限定される。また、視覚フィードバック則を用いる方法では、バーチャルターゲットの予測のブレによりシステムが不安定になることがあった。

第 4 章

ILC：繰り返し学習制御

4.1 はじめに

野球におけるバッティング，ゴルフのドライバーショットからわかるように，打球時のバットやクラブの位置・速度を正確にコントロールするには，打球に至るまでの全身の運動パターンも正確にコントロールされなければならない．ロボットの場合，このような高速の運動パターンを高精度に実現する手法がこれまで数多く提案されてきた．

フィードフォワード入力は重要な役割を果たす．オーソドックスな方法のひとつに計算トルク法がある．ロボットのダイナミクスを解析し，判明したパラメーターに基づいてフィードフォワード入力トルクを合成する方法である．そのパラメータを推定するアプローチとしてはバッチ適応制御があるが [44] [45]，摩擦をはじめとするパラメーターの推定誤差により，理想的な入力トルクの時系列を得ることは容易ではない．

また，Otten はニューラルネットワーク学習によるフィードフォワード制御を提案した [46]．しかし，ハイスピードな動きでは不安定になったり，学習プロセスに膨大な時間がかかったりしている．

繰り返し学習制御 (Iterative Learning Control: ILC) は，簡単な学習則による試行の繰り返しによって理想的な運動パターンが獲得できるため，様々なタスクへ応用されてきた．[47] [48] [49] しかし，ILC によって獲得される運動パターンには融通性がなく，理想運動パターンを変更すれば，そのたびに繰り返し学習を行う必要がある．このような制約は，環境の変化に応じて運動パターンを変更しなければならないタスク，例えばテニスや卓球など次つぎに飛来するボールを適切に打ち返すタスクを実現するには，大きな障害となる．

松島らは，すでに ILC によって正しく学習された 3 つの入出力パターンが得られたと

きに、それらを組み合わせることにより、試行の繰り返しを経ないで新しい運動パターンを獲得する方法を示した．[50]

本節では松嶋らの方法を拡張し、入力パターンを時間の多項式とする方法（多項式に基づく Direct ILC）を提案する．提案する方法によれば、ロボットが理想運動パターンに従って動作中に、その運動パターンを変更する必要がある場合にも対応できる．さらに、Direct ILC を試作したロボットに適用し、バウンドした後のボールをラケットで壁に向かって打ち返し続けるタスク（壁打ちタスク）を実現した結果を示す．

4.2 動作軌道と入力についての仮定

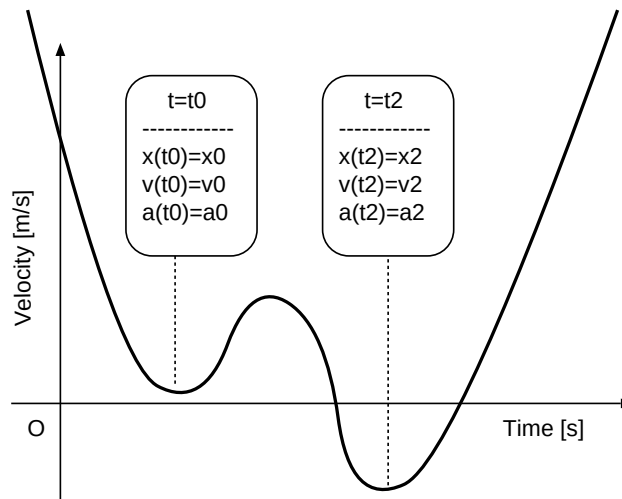


図 4.1 Boundary conditions of the 4th polynomial velocity

時間の整式で表されるいくつかの動作パターンを学習した結果を用いて、新しい動作パターンの入力を得る方法を示す．議論を簡単にするため、速度が時間の 4 次式で表される場合を示す．動作開始時刻 t_0 における (位置, 速度, 加速度) と動作終了時刻 t_2 における (位置, 速度, 加速度) の 6 つの境界条件を満たす動作パターンを考える．

図 4.1 に示すような境界条件の動作パターンは、加速度がほぼ 0 の (力を抜いた) 状態からバックスイングを開始し加速度がほぼ 0 (打撃時速度のブレが少ない) の状態で打撃することを意味し、テニスのスイングなど、多くのタスクで見られる典型的な動作パターンである．これらを満たすには位置について時間の 5 次式を用いればよい．すると、望みの

出力速度については次のように時間の 4 次式で表現される．

$$y_d(t) = {}^o a t^4 + {}^o b t^3 + {}^o c t^2 + {}^o d t + {}^o e \quad (4.1)$$

ここで，係数 ${}^o a, {}^o b, {}^o c, {}^o d, {}^o e, {}^o f$ は次式より求められる．

$$\begin{bmatrix} \frac{t_0^5}{5} & \frac{t_0^4}{4} & \frac{t_0^3}{3} & \frac{t_0^2}{2} & t_0 & 1 \\ t_0^4 & t_0^3 & t_0^2 & t_0 & 1 & 0 \\ 4t_0^3 & 3t_0^2 & 2t_0 & t_0 & 0 & 0 \\ \frac{t_2^5}{5} & \frac{t_2^4}{4} & \frac{t_2^3}{3} & \frac{t_2^2}{2} & t_2 & 1 \\ \frac{t_2^4}{4} & t_2^3 & t_2^2 & t_2 & 1 & 0 \\ 4t_2^3 & 3t_2^2 & 2t_2 & t_2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^o a \\ {}^o b \\ {}^o c \\ {}^o d \\ {}^o e \\ {}^o f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 \\ v_0 \\ a_0 \\ x_2 \\ v_2 \\ a_2 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

一方，上記動作のための入力 (速度) も 4 次式で表されると仮定する．

$$u(t) = {}^i a t^4 + {}^i b t^3 + {}^i c t^2 + {}^i d t + {}^i e \quad (4.3)$$

4.3 多項式ベース ILC

$y_d[n]$ を望みの速度時系列， $y[n]$ を実際の出力速度時系列， $u[n]$ を入力速度時系列， $e[n]$ を速度誤差， $\dot{e}[n]$ を加速度誤差，下添字 k を学習回数とし， Φ と Γ をそれぞれ学習ゲインとする．

通常，繰り返し学習にはその収束のためにローパスフィルタが用いられるが，本節では出力だけでなく入力も時間の整式であることを仮定しているため，バッチ処理である最小 2 乗法を利用することが可能である．これを *LSM* と表記する．これはデータ全てを制御点とする 4 次のスプライン補間になっている．すると提案する繰り返し学習は次のように表現できる．

$$u_{k+1}[n] = LSM \{u_k[n] + \Phi e_k[n] + \Gamma \dot{e}_k[n]\} \quad (4.4)$$

$$e_k[n] = y_d[n] - y_k[n] \quad (4.5)$$

最初の入力 (速度) $u_1[n]$ は $y_d[n]$ とし，次に示す評価関数が $E[k+1] > E[k]$ となるまでくり返す．

$$E[k] = \frac{\sum_n \sqrt{e_k[n]}}{\sum_n \sqrt{y_d[n]}} \quad (4.6)$$

$t_0=0.0$	$x_0=0.70$	$v_0=0.0$	$a_0=0.0$
$t_2=0.4$	$x_2=0.70$	$v_2=-1.0$	$a_2=0.0$

表 4.1 A boundary conditions

4.3.1 実験結果

実機を用いた繰り返し学習実験を行った。動作時間は 0.4[s]，サンプリングは 600[Hz] である。望みの動作の境界条件を Table.4.1 に，結果を図 4.2 に示す。最終の評価関数の値は $E[23] = 0.043523$ ，その時の動作終了時の位置誤差は 0.002[m]，速度誤差は 0.02[m/s] であった。

Table.4.2 に望みの出力，入力，実際の出力の係数を示す。以下，これらの係数の列を”係数ベクトル”と呼ぶことにする。

	Desired	[Input]	[Output]
a	585.937500	962.044067	576.199401
b	-437.500000	-323.039227	-429.077814
c	75.000000	-74.255166	72.649484
d	0.000000	16.903601	0.245856
e	0.000000	0.347636	-0.008084

表 4.2 Polynomial coefficients of the sample learning

4.4 Direct ILC

望みの出力係数ベクトルからそれを実現する入力係数ベクトルへの変換行列を”T4” と定義する。いま，前節の方法によって $N(\geq 5)$ パターンの学習が行われたとする。システムが線型であれば係数ベクトルの入出力関係は次のように表される。

$$\begin{bmatrix} {}^i a_1 & {}^i a_2 & \dots & {}^i a_N \\ {}^i b_1 & {}^i b_2 & \dots & {}^i b_N \\ {}^i c_1 & {}^i c_2 & \dots & {}^i c_N \\ {}^i d_1 & {}^i d_2 & \dots & {}^i d_N \\ {}^i e_1 & {}^i e_2 & \dots & {}^i e_N \end{bmatrix} = [T4] \begin{bmatrix} {}^o a_1 & {}^o a_2 & \dots & {}^o a_N \\ {}^o b_1 & {}^o b_2 & \dots & {}^o b_N \\ {}^o c_1 & {}^o c_2 & \dots & {}^o c_N \\ {}^o d_1 & {}^o d_2 & \dots & {}^o d_N \\ {}^o e_1 & {}^o e_2 & \dots & {}^o e_N \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

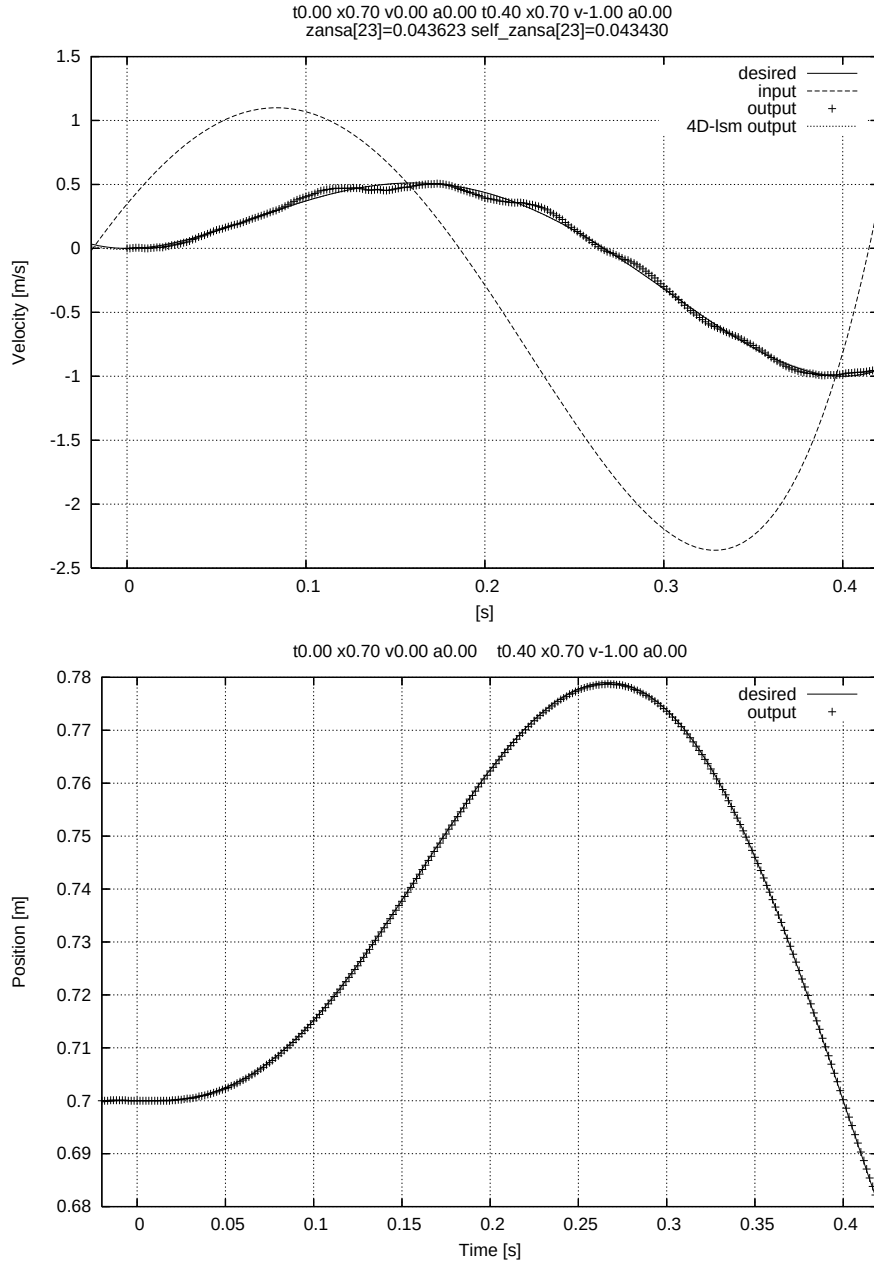


图 4.2 A result of ILC. Velocity and Position.

ここで $T4$ は 5×5 の行列である．式 (4.7) を $[A] = [T4][B]$ と書くことにすると，行列 $T4$ は次のように求められる．

$$T4 = AB^T (BB^T)^{-1} \quad (4.8)$$

よって，望みの出力係数ベクトル $[{}^o a, {}^o b, {}^o c, {}^o d, {}^o e]^T$ が与えられると，その動作を実現するための入力係数ベクトルは次式で求めることができる．

$$\begin{bmatrix} {}^i a \\ {}^i b \\ {}^i c \\ {}^i d \\ {}^i e \end{bmatrix} = [T4] \begin{bmatrix} {}^o a \\ {}^o b \\ {}^o c \\ {}^o d \\ {}^o e \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

4.4.1 実験結果

$t_0=0.0$	$x_0=0.70$	$v_0=0.0$	$a_0=0.0$
$t_2=0.4$	$x_2=0.70$	$v_2=1.0$	$a_2=0.0$

表 4.3 A boundary conditions

実機を用いて Direct ILC の実験を行った．なお $T4$ は，Table.4.3 の動作パターン以外の既学習の 20 パターンからあらかじめ作成している．未学習の望みの動作の境界条件を Table.4.3 に示す．結果を図 4.3 に示す．動作終了時の位置誤差は $0.001[\text{m}]$ ，速度誤差は $0.013[\text{m/s}]$ であった．未知の動作であっても精度よく動作が実現されていることがわかる．

4.5 動作の途中更新

望みの出力軌道が途中で更新を受けた場合について述べる

(x_2, v_2, a_2) を新しい動作終了時刻 t_2 の新しい境界条件で， (x_0, v_0, a_0) を現在時刻 (動作の更新を行おうとする時刻) の実際の値で更新する．式 (4.2) より望みの出力係数ベクトルを求め，行列 $T4$ に乗じることで入力係数ベクトルを求める．そして，式 (4.3) より入力時系列を求め，値をモータに入力すればよい．

動作の途中更新は次のように 2 段階で考えることができる．

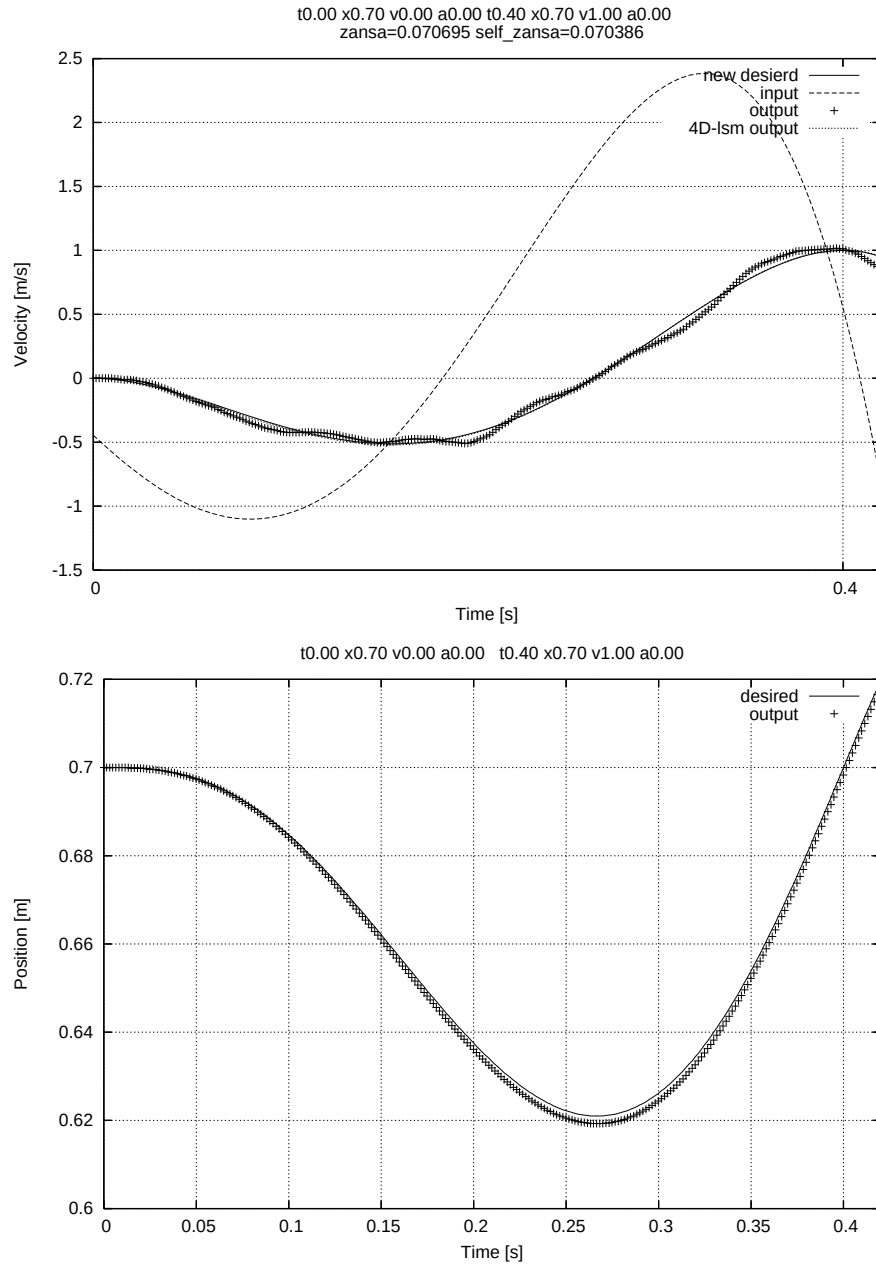


Fig 4.3 Generating unknown movement. Velocity and Position.

1. [Coarse Action]

時刻 $t_0[s]$ から $t_2[s]$ の境界条件を想定して暫定的に動く動作である．例えば野球の打者は投手の手からボールが離れる以前に動作を開始する．ボールをぎりぎりまで引きつけて観察するほど打撃時のボール情報は正確になるが，それは動作時間を削ることになり正確な動作を妨げるからである．ある程度うまくいくであろう動作を開始しておくことで，次に行う微調整の動作が無理なく行える．俗に言うところのバックスイングとは意味が異なる．

2. [Fine Action]

動作更新時から新しい $t_2[s]$ の境界条件までの動作である．より環境把握が正確になった後の動作ということができる．

実際の動作シーケンスの詳細は，次節の実機を用いた実験で述べる．

4.6 壁打ちタスクへの応用

2 章で説明した壁打ちタスクを行った．ボールは，空気抵抗，スピンによるマグヌス効果，バウンド時に床から摩擦の影響を受けるので，打撃前の早い段階で正確に打撃時刻を定めたり打撃時刻におけるボールの位置，速度を正確に予測することは不可能であるから，提案する動作の途中更新の方法を実証するのに適したタスクと言える．

ロボットは 4 つのモータで駆動される．1 軸はラケットの x 方向の位置と速度，2 軸はラケットの y 方向の位置，3, 4 軸でラケット姿勢を制御する．ただし，本節の手法を適用するのは 1 軸のみであり，速度コマンドを入力値とする．ボールの位置情報は 60[Hz] で得られる．ロボットや視覚システムの詳細については [51] を参照されたい．

まず，実験の前に決定されているべき条件を列挙する．

- ロボットは 0.4 秒の素振りのパターンを複数パターン学習済みであり，あらかじめ行列 $T4$ は計算されている．
- 壁打ちタスクを継続するのに容易であるような打撃位置 (以下，ボールおよびラケットのホームポジションと言う) があらかじめ決められている．

壁打ちタスク中の一部時間帯を図 4.4 に示す．上図に X 軸方向の入力 (速度) と実際の速度，下図にボール位置とラケット位置を示す．図 4.4 について，ラケットの動作シーケンスをボールの状況とともに時系列で述べる．

1. 現在時刻から予想打撃時刻が 0.4[s] 以下になったとき，予想打撃時刻直前のボール

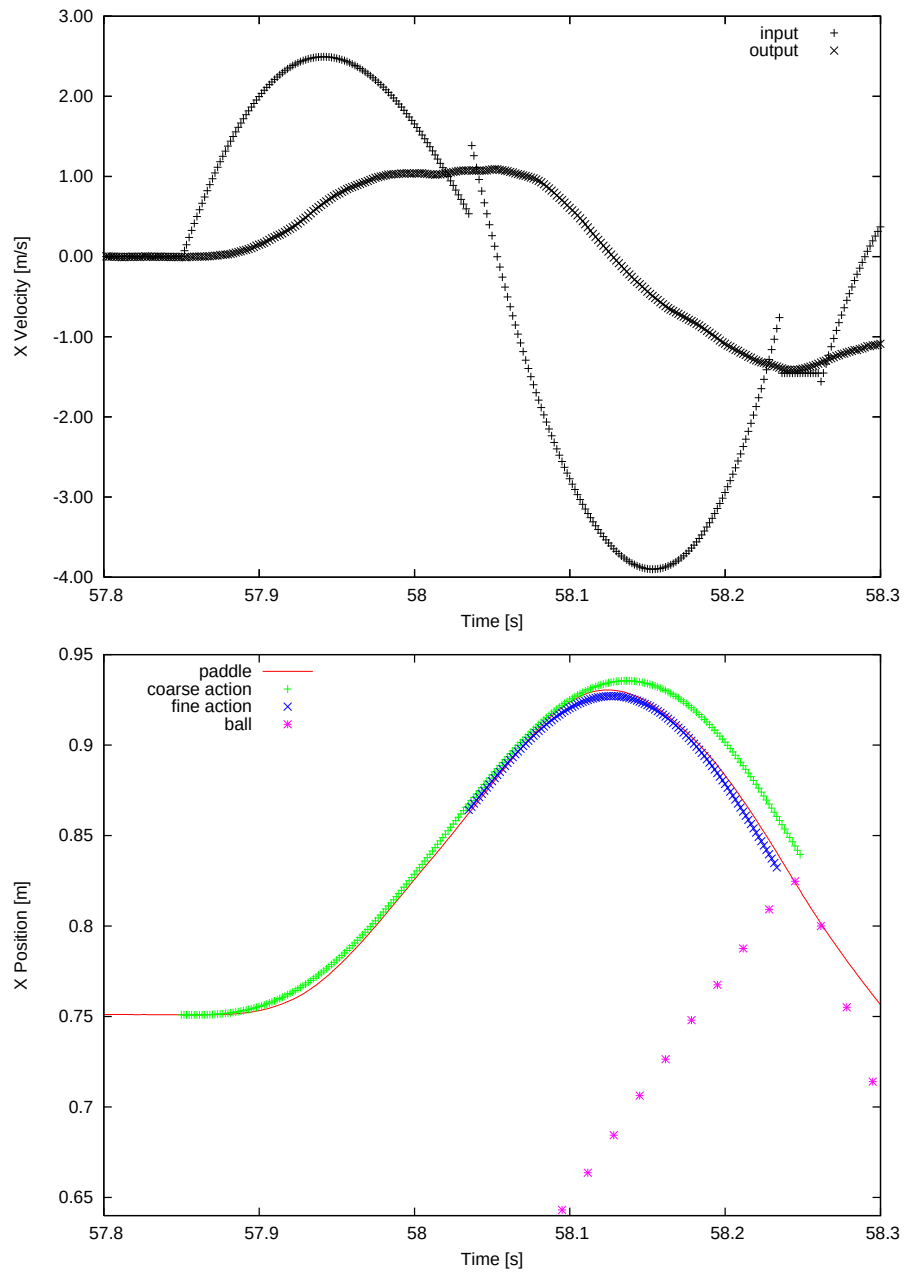


图 4.4 Switch to new control. Velocity and Position.

- 条件 (3 次元位置, 3 次元速度) を予測する.
2. ボールがホームポジションに戻るための打撃直後のボール条件 (3 次元速度) を求める.
 3. 上記の 2 つの条件から, 予想打撃時刻のラケット条件 (位置, 姿勢, 速度) を求める.
 4. 現在時刻のラケット条件 (位置, 姿勢, 速度) から上記のラケット条件 (位置, 姿勢, 速度) を満たす各モータの動作を決定する. 以下, 1 軸モータについて述べる.
 5. 望みのモータ出力の係数ベクトルを式 (4.2) から求める.
 6. 式 (4.9) よりモータ入力係数ベクトルを求める.
 7. 式 (4.3) から入力時系列 (速度コマンド) を求め, 入力する. (Coarse Action の開始: 57.851921[s])
 8. 動作中もボールを観察し, 打撃時刻の予測を続ける.
 9. 現在時刻から予想打撃時刻までの時間が 0.2[s] 以下になったとき, 再度, 予想打撃時刻直前におけるボール条件 (3 次元位置, 3 次元速度) を予測する.
 10. 1 軸において, 現在時刻のラケット条件 (x_0, v_0, a_0) と, より正確な予想打撃時刻におけるラケット条件 (x_2, v_2, a_2) を更新し, 2 から 7 をくり返す. (Fine Action の開始: 58.036874[s])
 11. そして, 予想打撃時刻においてラケットの位置とボールの位置が概ね一致 (x 軸方向で約 2cm 以内) しているので打撃が成功している.

Fig.4.4 の下図によれば, Fine Action によってラケットの軌道が適切に修正され, ボールをラケットのスイートスポットの近くで打撃していることがわかる. 一方, Coarse Action のみの場合 (破線) は, 打撃時刻の予測誤差によって打撃位置がずれ, タスクが継続しない. なお図 4.5 は, 壁打ちタスクを継続中のボールの軌道を横から見たデータ (x, z 成分) をプロットしたものである. 実験開始のロボットへの配球は, 天井からの自由落下で行っている.

4.7 おわりに

本章では, 動作軌道を時間の 4 次の整式に限定することで, その係数に注目する新しい繰り返し学習方法を提案した. その学習方法によれば, 過去の動作経験を重ね合わせることで, 新しい動作のための未知の入力を, 新たな繰り返し学習を経ることなしに得ることができる. また, 動作の途中切り替えに対応できることも実験によって示した.

ただし, 再現性のある過去の動作経験を学習する際に時間がかかることがある. また,

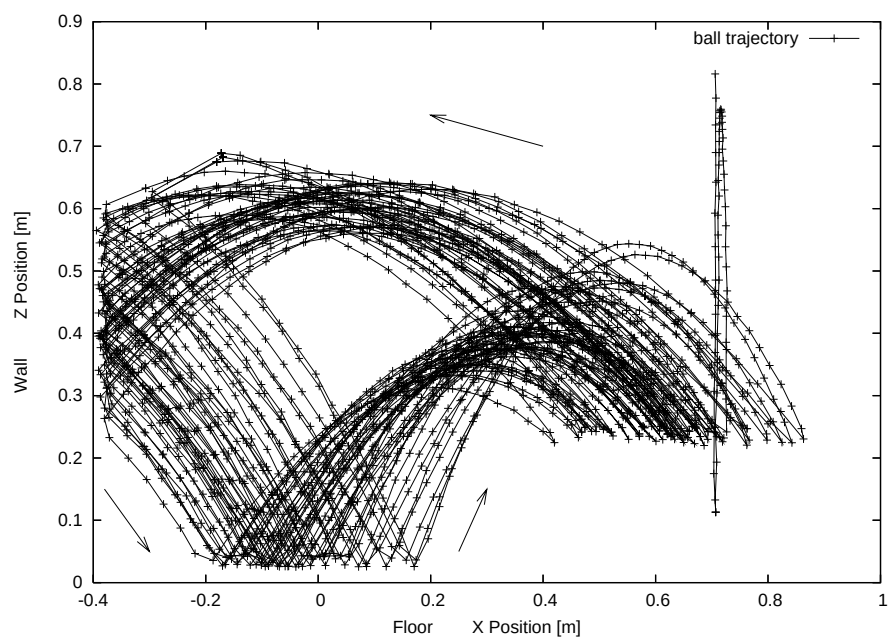


図 4.5 A zx-position data of ball

それらの統合方法に行列（matrix）を用いることから，非線形性が強いシステムには適用できない可能性がある．

第 5 章

PCA：主成分分析をもちいたスイングスキルの抽出

5.1 はじめに

予測不能あるいは時々刻々と変化する環境下では，適切な運動を適切なタイミングで実行するために，正確な運動制御を遂行するための動作スキルとともに，環境情報を的確に読み取る認知的スキルも必要となる．Schmidt らは，これらのスキルを要するタスクとして対戦相手の将来的な動きが予測しがたい状況で行われるスポーツ競技などをあげている [30]．優れた卓球プレーヤーは，時々刻々と変化するボールの状態に適切に反応する．ボールの飛行特性を左右する要素（スピード・方向・軌跡・スピン・反発特性）や相手の位置取りなどに応じて打ち方も変化するため，厳密に言えばすべての動作が以前に行ったものとは異なる．それにもかかわらず，熟練者のスイングパターンは，十分練習した動作を再現しているかのように，素晴らしい型と美しさを備えている．この事実を説明するために Schmidt らが提唱した GMP（Generalized Motor Program）仮説では，長期記憶に格納されているスイングパターンが基となり，環境の変化に応じて運動のスピードやスケールといったパラメータのみが修正されると考える [52]．

宮崎らは，この仮説に基づき，卓球ロボットのセンシング情報とコマンド情報の関係を入出力マップとしてデータベースに逐次記憶し，オンラインで運動を計画し実行する手法を提案した [54]．また，ボールを思い通りの位置に打ち返すスキルをロボットが単独で学習することが可能であることを示した．このアプローチでは，飛来するボールのスピードや方向が変化すれば，スイングパターン自体も変化する．一方 Tyldesley らは，卓球のフォアハンドドライブにおけるスイングパターンは，上級者になればなるほど同一パター

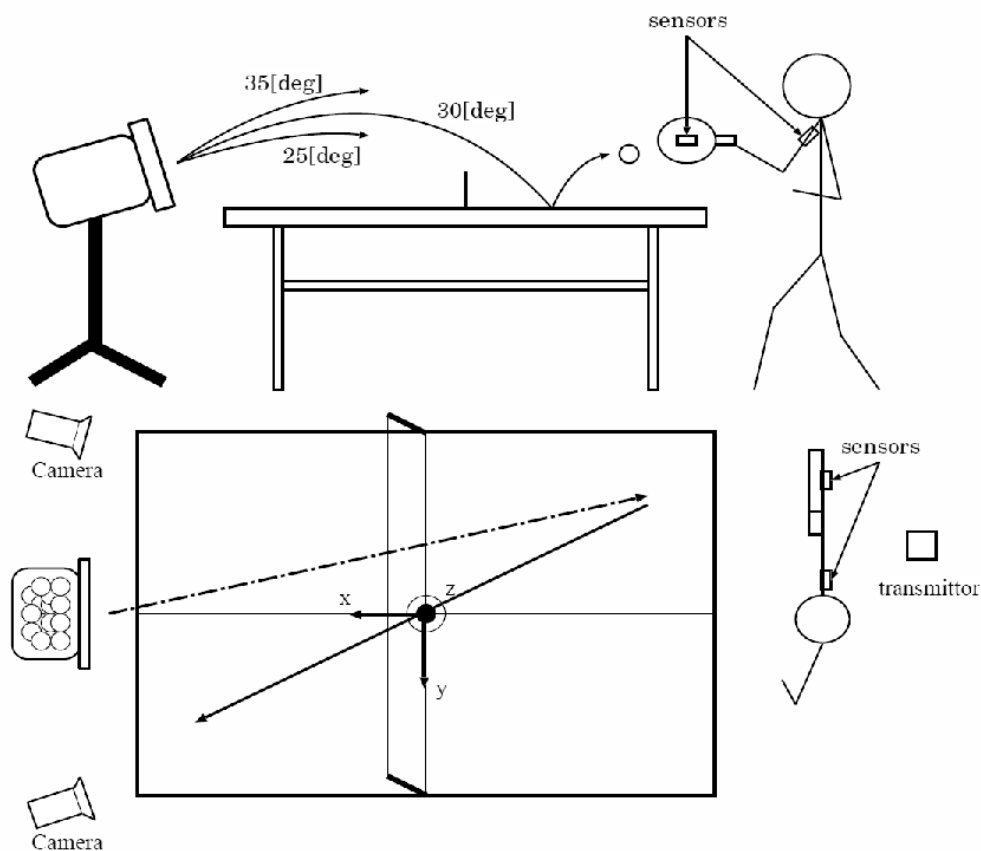


図 5.1 Experimental conditions

ン化されており，スイングの開始の位置やタイミングだけが飛来するボールに合わせて調整されていると報告している [55]．この仮説通りであれば，卓球の返球タスクを実現するための別の形のスキルがあり得る．すなわち，同一パターン化されたスイング動作そのものが熟練者の獲得したスキルに直結することから，ヒトが学習的に獲得したスイング動作をロボットに移植するアプローチが考えられる．

ところで近年，観察したヒトの動作をロボットが実現可能な動作で近似表現するヒトの見真似を利用した戦略を実現する様々な手法が提案されている．Mataric らは，主成分解析 (PCA) あるいは拡張した ISOMAP アルゴリズムを用いてヒトの動作を解析し，関節軌道として表現される運動プリミティブを抽出するとともに，それをロボットの運動生成に利用した [56] [57]．一方中西らは，安定なアトラクタを持った自律的な非線形力学系を用いて基本的な運動パターンを表現し，統計的学習手法により人間の模範動作の高速な学習を行う手法を提案した [58]．また Ude らは，中西らの手法を基盤として様々なタスク

への応用可能性を示した [59]. 更に Matsubara らは, 中西らの手法を拡張し, 複数のデモから基本運動パターンを学習する方法を提案した [60]. これらの手法は, ヒトの動作をロボットに移植するアプローチを支える基盤となりつつある. ただし, 同様の手法を用いて卓球の返球タスクを試みた Muelling ら [61] も指摘しているように, 返球タスクにはスイング動作の実装だけでなく, 打撃時刻, 打撃位置などの文脈情報を予測・決定する認知的スキルの実装も欠かせない. ヒトの動作スキルと認知的スキルを同時にロボットに移植する方法が望まれるが, その方法を示した例はほとんどない.

以下では, 認知的スキルと動作スキルのいずれも欠かすことのできないタスクとして卓球ラリーにおける返球タスクをとりあげる. 特に, スイング中のラケット中心 (手先位置) の 3 次元位置の軌道に注目する. GMP 仮説における長期記憶としての運動パターンを主成分分析 [62] を用いてヒトの動作から抽出し, それをパラメータ化して一般化するとともに, 環境の変化に応じたパラメータの調整や運動パターン発生タイミング決定の方法についてもヒトの動作から抽出する. また, これらの抽出された認知的スキルと動作スキルをロボットに移植し, 返球タスクおよびヒトとの卓球ラリーが実現できることを示す.

まず 5.2, 5.3 節では, 身体多くの自由度を協調的に操作して実現されるヒトのスイング動作を, 下肢による胴部の水平面内の並進移動と上肢による胴部に対する手先位置の 3 次元空間移動に分けて解析する. 3 名の熟練者に対して行ったスイング動作の主成分分析から, 上肢による胴部に対する手先位置の 3 次元位置空間移動が唯一のパラメータで近似的に表現できることを示す. また, これらの熟練者の中で Tyldesley らの定義した上級者のパフォーマンスを示した 1 名について下肢の運動を解析し, ボールの打撃時の胴部に対する手先位置が飛来するボールのコースや高さに依らずほぼ一定となるように胴部の並進移動が行われていることを示す. 5.4 節では, ヒトのスイング動作から抽出した返球タスクを実現するための認知的スキルと動作スキルのロボットへの移植について述べる. ロボットは, 水平面内の並進移動に関する 2 自由度とヒトの上肢に対する 3 自由度の計 5 自由度を有している. スイング動作を下肢と上肢に分離して得られた結果を利用することにより, ヒトによって異なるスキルを個性を残した形でロボットに移植することが可能となることを示す. また, ヒトのスキルを移植したロボットによる対人ラリーの結果を示す.

5.2 ヒトのスイング動作における上肢運動計測

ヒトの返球動作に影響を与える飛来ボールの射出条件として, 以下では鉛直面内射出角度と水平面内射出方向の 2 通りを考える. ヒトの返球動作を胴部の並進移動と胴部に対する手先の位置の空間移動, すなわち上肢運動に分け, 本節ではまず射出方向を固定し, 射

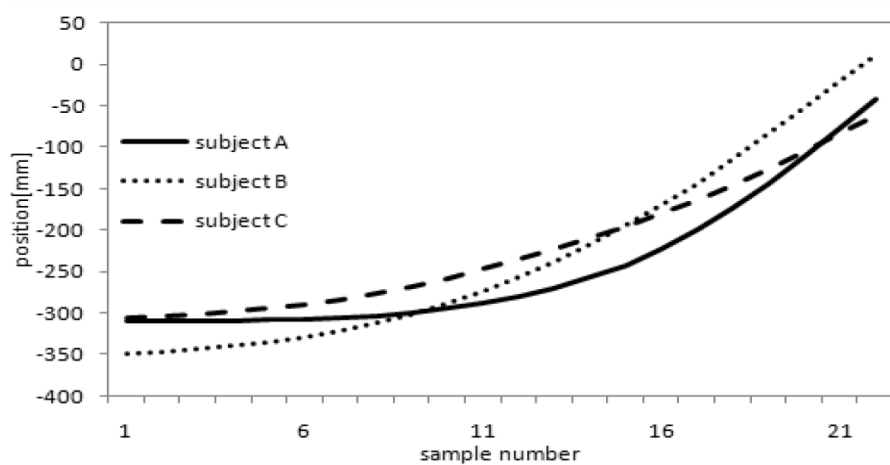


図 5.2 Average data

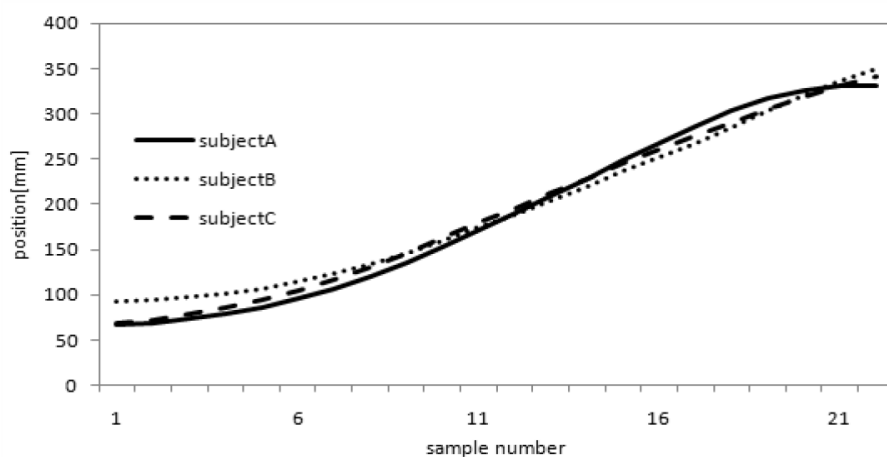


図 5.3 1st principal component

出角度を変化させたときの返球動作，特に上肢運動解析結果について述べる．

5.2.1 射出角度変化実験

打球機の射出角度を変化させる実験では，水平面からの射出角度を 25 度，30 度，35 度の 3 種類とし，その他の設定は，球種はナックルボール，速度は 3.6[m/s]，ピッチは一定，卓球台の中心から x 軸方向に -700 [mm]，y 軸方向に -500 [mm] の地点付近でバウンドするように設定した（図 5.1 参照）．以上の条件で各射出角度ごとに，40 球ずつの返

球タスクの計測を卓球経験者 3 人に対して行った。FASTRAK センサの 3 次元位置データから右肩部に対するラケットの相対位置データを算出し、それらの 1 スイング中の時系列データ群に対し主成分分析を行った。

5.2.2 実験結果および解析

1 スイング中の x , y , z 軸方向の全ての時系列データに対して、テイクバックからフォアードスイングに移行した直後からボールにヒットした時点までのデータを抽出したデータセット E ($m \times t$ 行列, m :各実験条件におけるスイングの試行回数 (n) $\times$ 実験条件数 $\times$ 軸数, t :サンプル時刻の数) を用意し、このデータセットに対して主成分分析を試みた。

$$E = \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} x_{11}^{25} & \dots & x_{1t}^{25} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1}^{25} & \dots & x_{nt}^{25} \\ x_{11}^{30} & \dots & x_{1t}^{30} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1}^{30} & \dots & x_{nt}^{30} \\ x_{11}^{35} & \dots & x_{1t}^{35} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1}^{35} & \dots & x_{nt}^{35} \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

(x_{ab}^{angle} , 角度条件 $angle = (25, 30, 35)$, スイング番号 $1 < a < n$ サンプル番号 $1 < b < t$)

なお、スイング開始から打撃までの所要時間はスイングごとに多少の差異があるため、時間軸を正規化している。主成分分析の結果、第 1 主成分の寄与率が被験者 A:87.4%, 被験者 B:93.4%, 被験者 C:96.0% となり、いずれの被験者も第 1 主成分によってほぼ全てのデータが以下のように近似できる。

$$E \simeq JC_a + WC_f \quad (5.2)$$

ここで、 J は各要素すべて 1 の $m \times 1$ 行列、 C_a はデータセット E の列平均データを並べた $1 \times t$ 行列、 W は第 1 主成分得点を表す $m \times 1$ 行列、 C_f は第 1 主成分ベクトルを表す $1 \times t$ 行列である。被験者 A, B, C に対する C_a を図 5.2 に図示する。図 5.2 はスイング動作の基本パターンを表しており、被験者によって少しずつ異なることがわかる。一方、図 5.3 は 3 人の被験者に対する C_f を表している。3 人の被験者の第 1 主成分ベクトルがほぼ一致していることが分かる。しかし、この第 1 主成分ベクトルが担う役割は被験者によって異なることが主成分得点 W からわかる。図 5.4, 5.5, 5.6 は、3 人の被験者

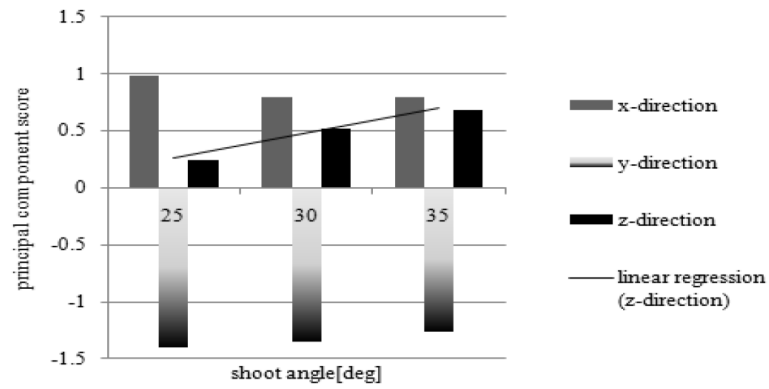


図 5.4 Principal component scores(subject A)

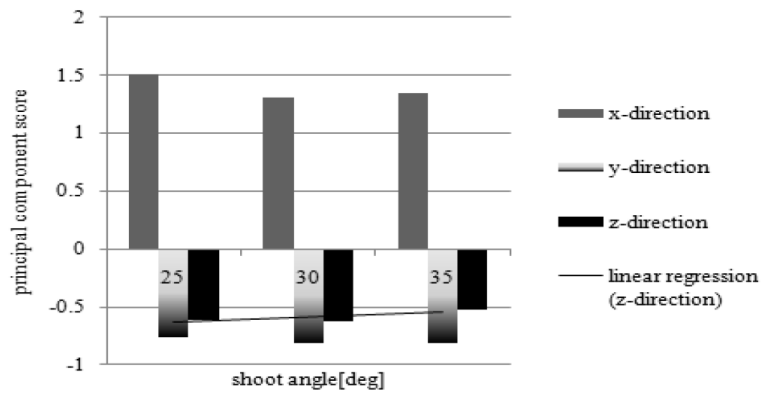


図 5.5 Principal component scores(subject B)

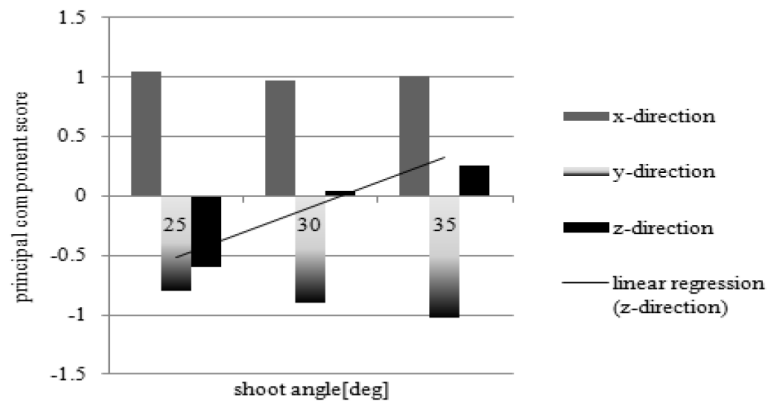


図 5.6 Principal component scores(subject C)

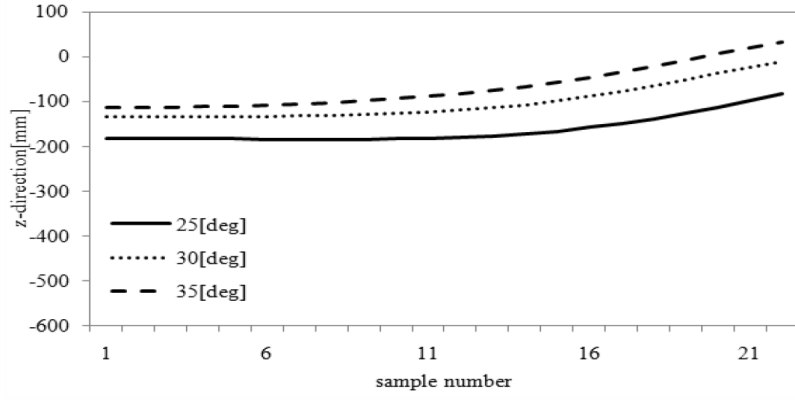


図 5.7 Swing data in z-direction(subject A)

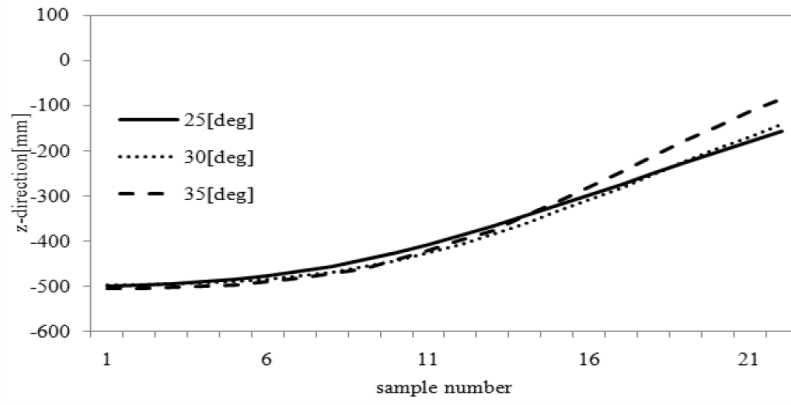


図 5.8 Swing data in z-direction(subject B)

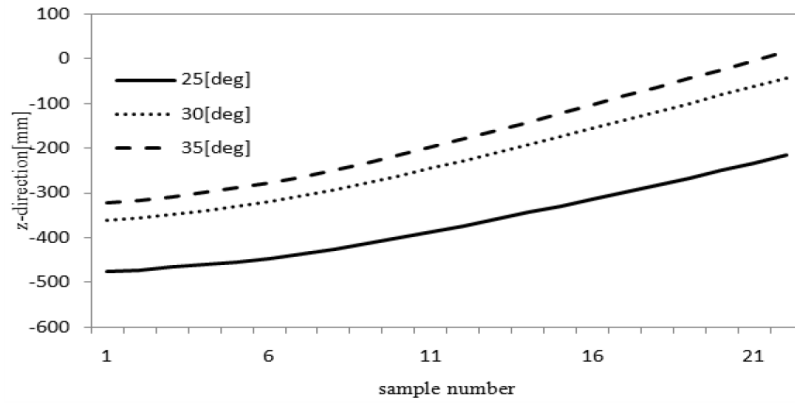


図 5.9 Swing data in z-direction(subject C)

それぞれの 3 軸方向の主成分得点を角度条件ごとに平均化して示したものである．なお z 軸方向に関し，実験条件による変化を線形補間した結果も図中に示す．

被験者 B は，角度条件を変えても主成分得点はほとんど変化していない．これは，主成分ベクトル（図 5.3）に一定の重み（図 5.5）を掛けた成分が平均データ（図 5.2）に加算されて得られる各軸方向のスイングパターンが実験条件に依らず一定であることを意味している．一方，被験者 A, C では，x, y 方向のスイングパターンは実験条件に依らずほぼ一定であるのに対して，z 方向のスイングパターンは射出角度に合わせて変化している．すなわち被験者 A, C は，射出角度にほぼ比例して z 方向の第 1 主成分得点を変化させ，スイングパターンを z 方向に平行移動させてスイング高さの調整を行っていることがわかる．以上の主成分得点に表れている差異は，図 5.7, 5.8, 5.9 に示した z 軸方向のスイングデータからも確認できる．被験者 A, C が射出角度の増加に合わせてスイング高さを増加させているのに対して，被験者 B は射出角度が変化してもスイング高さをほぼ一定に保っている．スイング高さの変化は打撃時の高さの変化をもたらす．すなわち，被験者 A, C は射出角度の増加とともにボールの打撃時の高さを増加させているのに対して，被験者 B はほとんど高さを変化させていない．被験者は 3 人とも卓球経験者であるが，スイング動作には個体差や好みといった要素も当然含まれてくるものであり，それらが平均データや主成分得点の形で抽出されたと考えられる．言い替えると，主成分解析結果をロボットに実装すれば，ヒトによって異なるスイングパターンが忠実に再現できることになる．なお，Tyldesley ら [55] に従えば，一定のスイングパターンを時空間的に調整している被験者 A, C は中級者，一定のスイングパターンを時間的にのみ調整している被験者 B は上級者と言える．

5.3 ヒトのスイング動作における下肢運動計測

5.3.1 射出方向変化実験

飛来するボールに対するヒトの下肢による移動を計測するために，水平面内の射出方向を射出毎にランダムに変化させて打ち返しタスクを行い，被験者 B の右肩部，ラケット背面に加えて，胴部の位置として腰（仙骨）の窪みの 3 次元位置を計測した．ランダム射出実験は右腕でのフォアハンドを行い易い，被験者からみて卓球台の右側でバウンドする範囲とした（図 5.10）．結果的にランダム射出では $1029 \leq x \leq 598[\text{mm}]$ ， $652 \leq y \leq 233[\text{mm}]$ の範囲でバウンドした．比較実験として，射出方向を一定としたときのデータも合わせて計測した．一定射出時は x 軸方向に $-700[\text{mm}]$ ，y 軸方向に

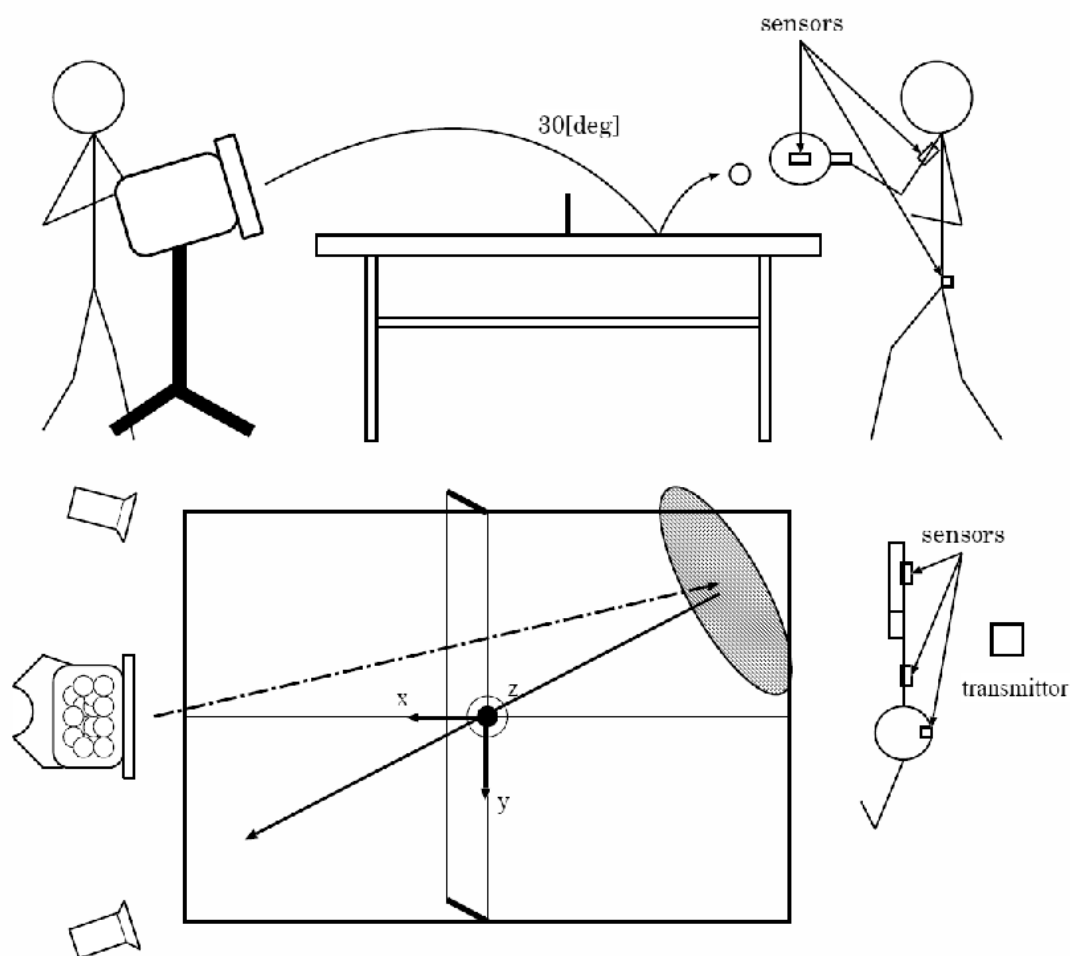


図 5.10 Experimental conditions for torso

−150[mm] の地点付近でバウンドするよう設定し，その他の条件として速度は 3.6[m/s]，ピッチは一定，水平からの射出角度は 30 度とし，いずれの実験も同じ設定で行った．

5.3.2 実験結果および解析

得られたデータから打撃時のボールと胴部の相対位置関係を表したものを 図 5.11（原点が胴部に対応）に示す．図 5.11 より，2 つの実験間での打撃時の胴部とボール相対位置はほぼ同じ方向 (ϕ)，一定距離 (r) に集まっているのが確認できる．図中の重なっている 2 つの円は，それぞれの条件での相対位置データの x 座標， y 座標の標準偏差を半径に，平均値を中心とした円であり，大きいものがランダム射出実験データ（半径:75[mm]）中

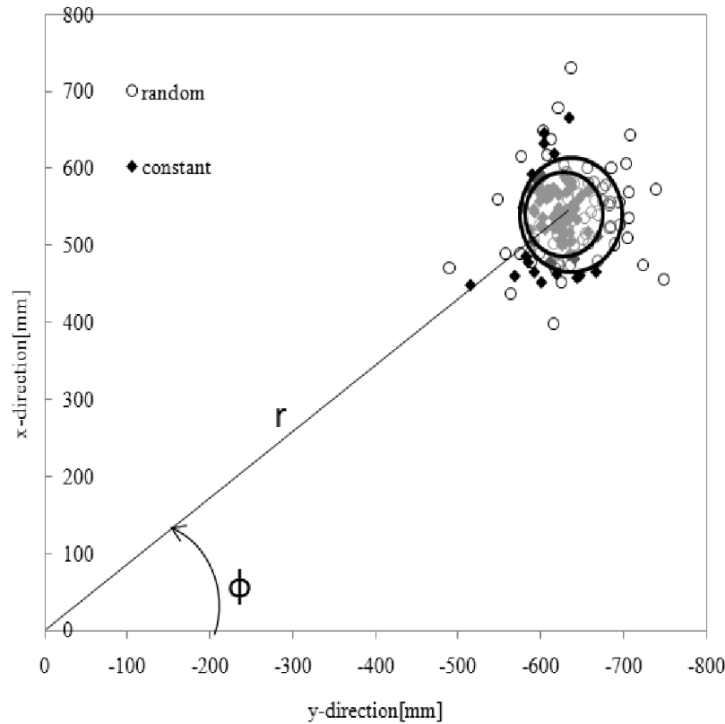


図 5.11 Rackt's center with respect to the torso

心座標 $(-618, 539)[\text{mm}]$), 小さいものが一定射出実験データ (半径: $52[\text{mm}]$ 中心座標 $(-643, 540)[\text{mm}]$) である. これより, 平均を中心, 標準偏差を半径に持つ円なので, 各データの 6 割を含んでいることになり, その範囲が重なり合っていることから 2 つ条件のデータ群は同様の相対位置関係を保っていることが分かる. この結果より, ボールの予測打撃位置と胴部との相対位置関係を常に一定に保つように下肢運動を行っていると考えられる. またこの結果は, 上肢に対して得られた 5.2 節の解析結果と矛盾しない.

5.4 ヒトのスキルのロボットへの移植

本節では, 返球動作を上肢と下肢の運動に分けて行った解析結果に基づき, ヒトのスキルをロボットに移植する方法について述べる.

5.4.1 卓球ロボット

卓球ロボットの全景を 図 5.12 に示す. 卓球ロボットは, スイング機構の部分に 3 自由度と, このスイング機構全体を卓球台上で平面移動させる 2 自由度の合計 5 自由度を有

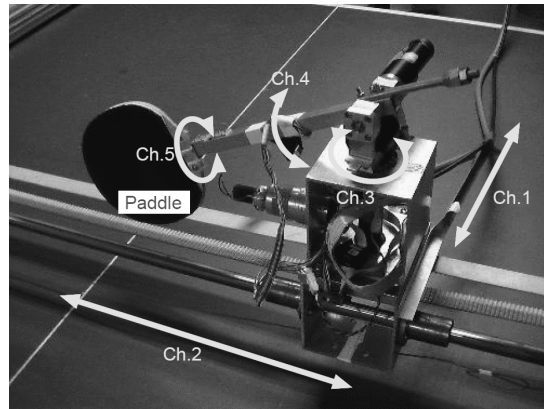


図 5.12 Ping-pong robot

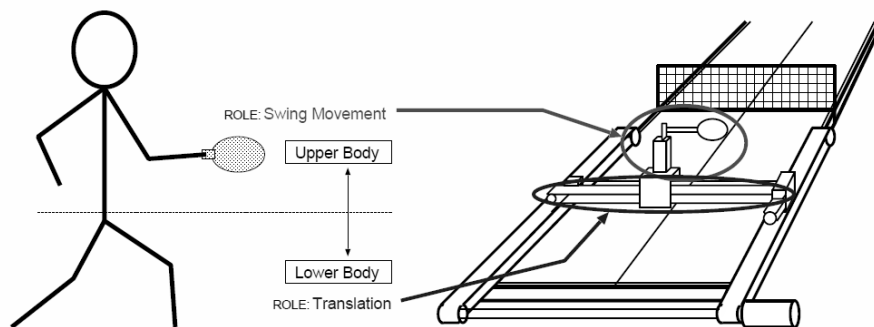


図 5.13 Functional partitioning of human skills

している。図中の Ch.1 から Ch.5 は、

Ch.1 スイング機構全体の前後方向の移動（以下、Ch.1）

Ch.2 スイング機構全体の左右方向の移動（以下、Ch.2）

Ch.3 スイングの水平面の角度（以下、Ch.3）

Ch.4 スイングの鉛直面の角度（以下、Ch.4）

Ch.5 ラケットの角度調整（以下、Ch.5）

の自由度に対応する。返球動作を上肢と下肢の運動に分けて行った前節までの解析結果に基づき、図 5.13 のようにヒトの上肢によるスイング動作と下肢による体幹の並進移動のスキルをそれぞれロボットに移植する。

5.4.2 上肢スキルの移植

3 人の被験者のスイング動作を解析した結果、被験者 B は実験条件に依らずほぼ一定のスイングパターンを時間的にのみ調整して返球タスクを実現していることがわかった。そこで本節では、ロボットに再現させるヒトのスイングパターンとして、図 5.5 に示した被験者 B の主成分得点を式 (5.2) に代入して得られるラケットの平均軌道 (x, y, z) から、Ch.3, Ch.4 に対応する角度軌道を以下の式で算出したものを選択する。

$$\begin{aligned}\theta_3 &= \arctan 2(x, y) \\ \theta_4 &= \arctan 2(z, \sqrt{x^2 + y^2})\end{aligned}$$

ロボットに与える制御コマンドは、これらの軌道を逆ダイナミクスを通して変換することで得られる。Ch.3, Ch.4 のサーボ系の動特性は、

$$\frac{d^3\theta}{dt^3}(t) + 2\zeta\omega_0\frac{d^2\theta}{dt^2}(t) + \omega_0^2\frac{d\theta}{dt}(t) = \omega_0^2\dot{u}(t) \quad (5.3)$$

のような線形モデルとして同定できる。ここで、 $\dot{u}(t)$ は入力角速度、 $\theta(t)$ は出力角度であり、モデル同定により定めた式 (3) の各パラメータ（添え字はチャンネル番号）の値は

$$\begin{aligned}(\omega_0)_3 &= 34.9 \\ \zeta_3 &= 0.743 \\ (\omega_0)_4 &= 65.2 \\ \zeta_4 &= 2.27\end{aligned}$$

である。したがって、Ch.i ($i = 3, 4$) の出力角度をフーリエ級数によって

$$\begin{aligned}\theta_i(t) &= \frac{a_{i0}}{2} + \sum_{j=1}^5 \left[a_{ij} \cos \frac{j\pi(t - t_{init})}{T} \right] \\ &\quad + \sum_{j=1}^5 \left[b_{ij} \sin \frac{j\pi(t - t_{init})}{T} \right]\end{aligned} \quad (5.4)$$

のように近似表現し、式 (5.4) を式 (5.3) に代入することで Ch.i への指令角速度 $\dot{u}(t)$ が求まる。なお、本研究の解析対象としなかったラケット角度調整のための Ch.5 は計測結果をそのまま用い、打撃時の値から変化させないこととした。

被験者 B の平均スイングパターンの実データとフーリエ近似したものを図 5.14 に示す。5 次の級数で十分な近似ができていることがわかる。図 5.15 は、上述した線形モデ

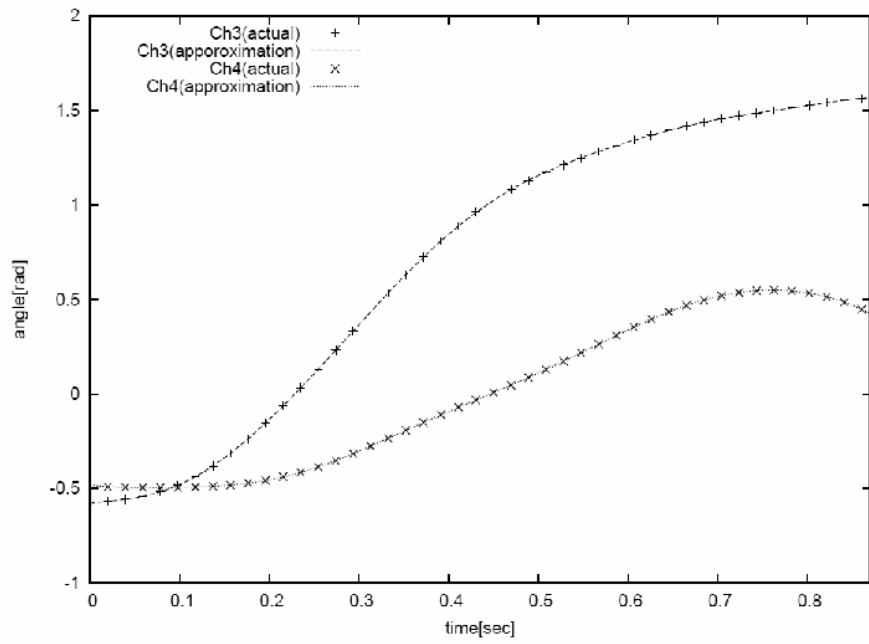


図 5.14 Swing trajectory(Human)

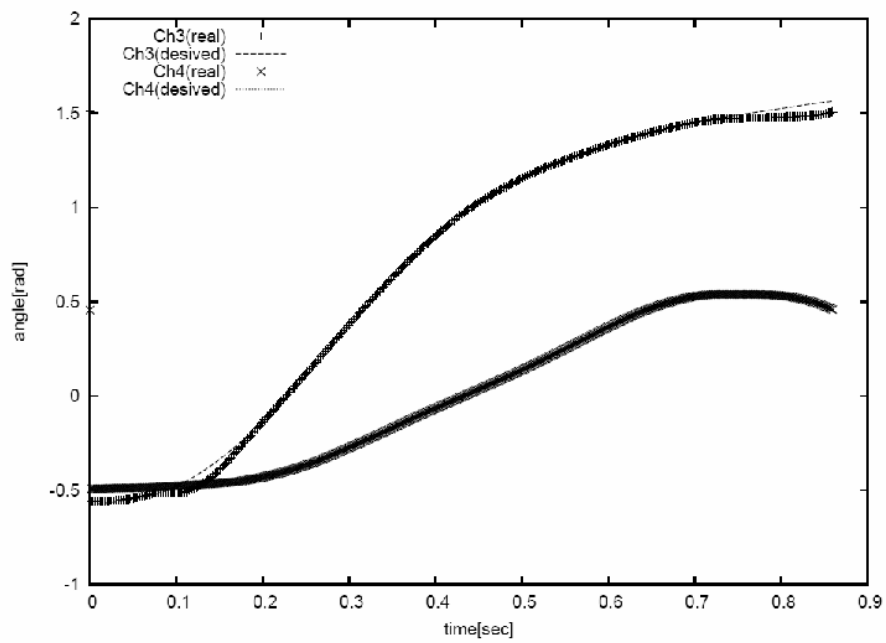


図 5.15 Swing trajectory(Robot)

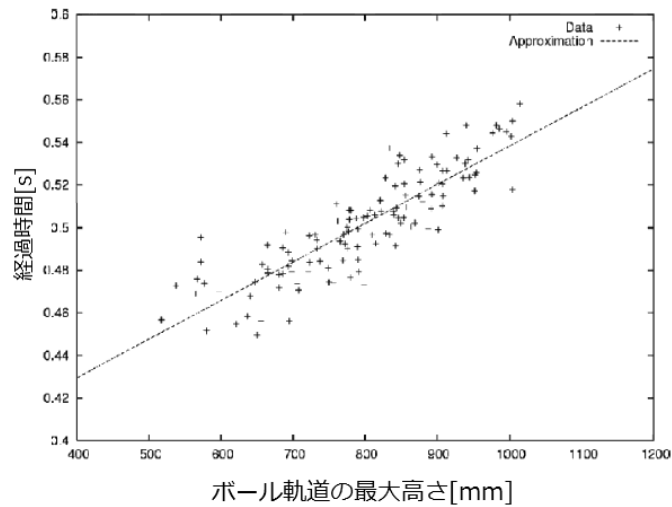


図 5.16 Maximum height of ball and time-to-contact

ルによって制御コマンドを生成し、ロボットにスイングさせた時の角速度を、目標角度とともに示したものである。両者はほぼ一致しており、十分なモデル化が行えていることが分かる。なお、時間軸を正規化して抽出したスイングパターンを時間スケールを変えて再現するには、式 (5.4) のパラメータ T を調整するだけでよい [63]。

5.4.3 タイミングの決め方

本節では移植した動作スキルを環境の変化に合わせて実行するための、認知スキルの移植について考える。ボールの軌道の最大高さとし、そこからの経過時間との関係を元にして、移植したスイングの動作の開始のタイミングを決定する。なお、スイング動作の開始地点は、移植したスイングパターンの打撃位置での高さが 350[mm]であることを考慮して決める。図 5.16 は、ナックルボールの軌道の最大高さとし、そこから台でバウンドした後に 350[mm] に達するまでの時間の関係を示したものである。理想的な物理モデルでは図中のデータは横倒しにした 2 次曲線に沿うよう分布するが、卓球タスクで常用されるようなローカルな領域においてはデータは直線に沿うと仮定した。図中の直線は最小二乗法により求めたモデルを表している。

よって、GMP 仮説のスキーマ [52] の 1 つと考えられるこのモデルにより、スイング動作の開始のタイミングが決定される。これにより飛来するボールのスピードや高さに合わせて、移植したスイングパターンを再現するタイミングを調節することが可能となる。

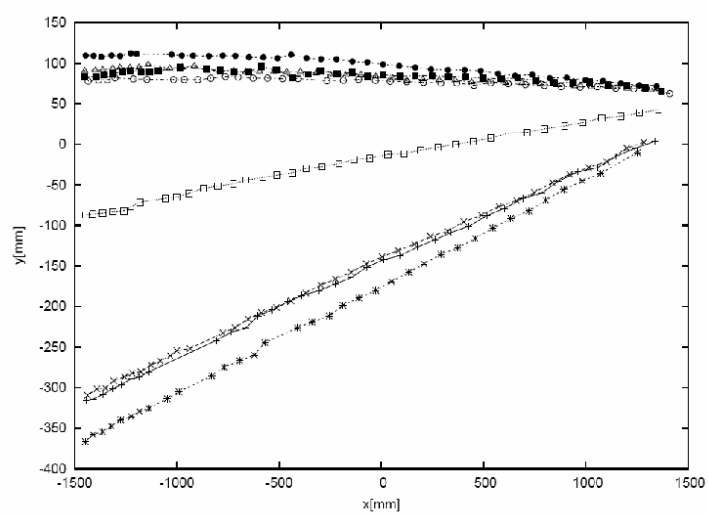


図 5.17 Ball trajectory in x-y plane

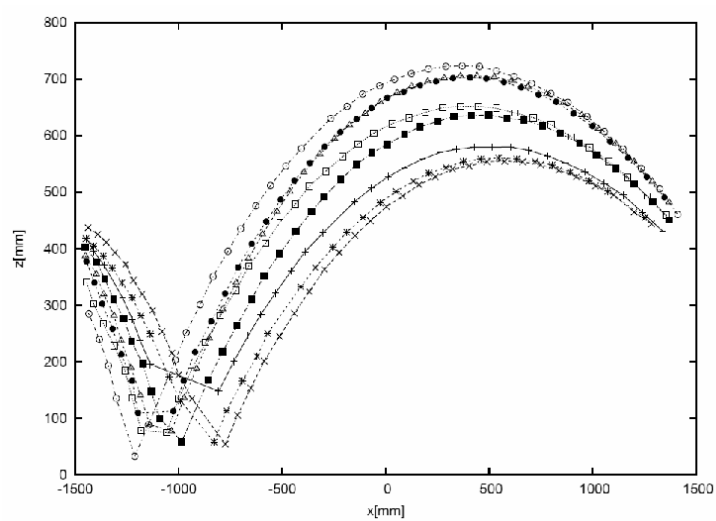


図 5.18 Ball trajectory in x-z plane

5.4.4 下肢スキルの移植

5.3 節で述べたように、ヒトはボールの軌道から打撃時のボール位置を予測し、下肢による胴部の並進移動によって打撃時のボールと胴部の相対位置関係を一定に保つことにより、同一のスイングパターンの再現によって返球タスクを実現している。このことから、

ロボットにもボールの打撃位置を予測させ、打撃時のボールと胴部の相対位置関係を一定に保つよう並進移動を行わせることにした。まず、打球機から無作為に打ち出されたボールの軌道を計測し、打撃位置の予測方法について検討した。QuickMAG によって計測した x-y 平面のボール軌道を 図 5.17 に、x-z 平面のボール軌道を 図 5.18 にそれぞれ示す。

x-y 平面においてはボールはほぼ直線的に、また x-z 平面においてはほぼ放物線を描いて進んでいることが確認できる。そこで、ボールの軌道から打撃地点を推定するにあたって、最小二乗法および逐次最小二乗法 (RLS) を用いて軌道を多項式近似することにより、打撃位置の推定および更新を行うことにした。この結果と打撃時の上肢の姿勢に基づいて、並進移動の 2 自由度を駆動させる。

5.4.5 移植結果と考察

以上に述べた方法で、ヒトの返球タスクにおける認知スキルと動作スキルを 5 自由度の卓球ロボットに移植した。その結果として、約 1 秒程度の周期でヒト (被験者 A) とラリーを続けたときのボール軌道の一部を 図 5.19 と 図 5.20 に示す。二つのグラフのデータは同一であり、図 5.19 はロボット側の左下方から、図 5.20 はロボット側の右上方から見た軌道を表している。横軸 (x 方向) が負となる側にヒトが立ち、正となる側の台上をロボットが移動する。ロボット (○ 印) とヒト (+ 印) の返球ボールの位置を 60 Hz でプロットしている。プロットした点が欠落している場所は、ボールが台上でバウンドする付近であり、ボール速度が不連続に変化するために QuickMAG による位置計測ができなかったことを表している。このような計測データの欠損があってもタスクの遂行には問題がないことがわかる。また、打撃地点を左右 (y 方向) に大きく変化させながらラリーを続けていることから、移植した下肢スキルが適切に機能していることがわかる。上肢スキルについても、移植したスイングパターンを上肢の自由度で忠実に再現するだけの戦略で確実に返球している。なお移植したスイングパターンは、ナックルボールに対する被験者 B の返球動作から抽出したものである。

ところで 図 5.20 を見ると、ヒトが返球したボールの軌道方向が返球のたびに大きく変化するのに対して、ロボットが返球するボールの軌道方向はほとんど変化していない。ロボットのボール打撃位置が左右 (y 方向) にずれると、そのボールを返球するヒトのボール打撃位置も左右にずれる。一方ヒトが返球したボールの軌道は、このずれを補正する方向に向いており、ヒトは飛来するボールのコースやスピード等に応じてスイング動作の開始タイミングやスイング動作の時間スケールを調整しているものと考えられる。すなわち、ロボットに移植した認知スキルはヒトに比べて不十分なレベルであることを示してい

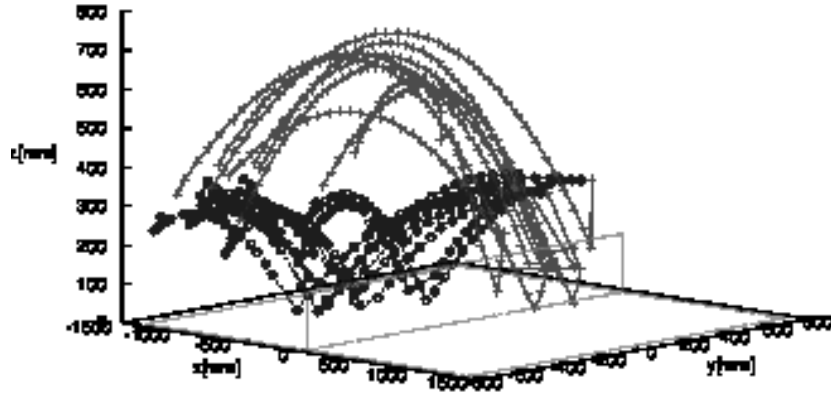


図 5.19 Ball trajectory in rally (views from bottom left)

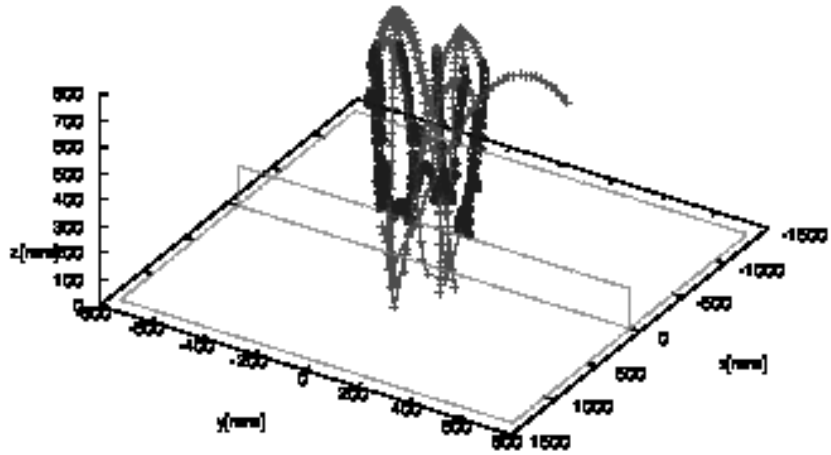


図 5.20 Ball trajectory in rally (views from upper right)

る。熟練者の認知スキルの抽出および移植方法をさらに検討する必要があるが，この問題に対処するには，文献 [54] と同様の入出力マップを利用したスキーマの学習が有効であると考ええる。

5.5 おわりに

ヒトのスイング動作を計測し，上肢と下肢の動作スキルの解析を行った。上肢スイングの解析から，打撃の高さに個人差があることや，ラケット軌道の変化が一つのパラメータで表現できることがわかった。また，下肢の位置解析から，打撃時のボールと胴部の相対位置が一定に保たれているという特徴を見出した。更に，これらのスキルをロボットに移植する方法を示した。

第6章

結論

超高速な視覚センサー・情報処理機器・アクチュエーターを有するロボットを用いれば、どんなに困難なタスクも実現可能である。卓球タスクで例えるならば、飛来するボールをロボットの可動範囲に到達する間際まで観察し、瞬時にラケットを動かして打ち返せばいい。しかしそれは巧みであるとは言えない。また、そのような制御方針で設計されたロボットは恐怖心をヒトに与えるので、たとえ高機能であってもヒトの生活空間には受け入れられないであろう。本論文では、ダイナミックに環境が変化するヒトの生活環境を模擬するタスクとして、環境に適した動作をタイミングよく行う必要のある、卓球タスクを取り扱った。そして「巧みさ」を構成すると考えられる、環境からさまざまな情報を読み取る認知スキルと、ロボットを動かしてタスクを達成する動作スキルについて考察した。

以下に本論文で得られた主要な結果についてまとめるが、スポーツの上達を志してコーチングを受けるヒトの立場を意識して記述する。

第2章 「認知スキルとして、タスクの性質を見極めることは重要である」

タスクの目標が各回の達成精度ではなく継続である場合、動作スキルが低いレベルであっても、タスク継続可能な場合があることがわかった。このことは、一見むづかしそうなタスクも少しのコツ（動作スキル）で継続できる可能性が高いことから、個人のスキルに応じた適切なタスクを選定するだけで、コーチングを受けるヒトが達成感を得やすいということが示唆される。ところで、操作するぎりぎり直前まで対象物（環境）を観察するほど認知スキルの精度は高まるが、動作時間が削られることにより動作スキルの性能が悪くなってしまう。そのため、タスク早期から見ながら動くという動作スキルが期待された。

第3章 「視覚フィードバックを用いれば、見ながら動くという動作スキルを実現する

ことができる」

空振りすることなくボール打撃することを第一に考えたとき、もし対象物の飛来する曲線を逆に辿るようラケットを動かすことができたならば、また、打撃点に置かれた鏡に映るボールの像にラケットを追従することができなならば、必ず失敗なくボールを打撃することができる。特に後者をミラー則と呼んでいるが、この方法を応用して対人ラリーを実現した。しかしながら、ミラー位置を逐次更新する方法では、ミラー位置のブレがラケットが追従すべき点のブレを引き起こす。そのブレは、最終的に生成されるモーター指令値のブレを引き起こし、システムを不安定にすることがある。打撃直前になるほどそのブレは少なくなるものの、打撃時の制御遅れ時間をゼロにするまでには至らない。フィードバック制御ではこのような制御遅れを避けることは困難である。よって、フィードフォワード的な動作スキルの必要性が示唆された。

第4章 「安定した動作のためには、指令値変化が滑らかなフィードフォワード的動作スキルが有効である」

ラケットスポーツの上達には素振りの練習が必要である。言い換えると、繰り返し学習により再現性のある動作の出力値と指令値の組み合わせを複数蓄積することが重要である。通常の学習においてはこれらの蓄積データは時系列データであるが、本研究では出力データも指令値データも数式で保持することで、動作の途中切り替えに対応した。その結果、粗い予測による粗い動作であっても、早期に動き出しておくことで、それに続く精細な動作が楽に行えることがわかった。しかしながら、この方法はシステムの線形性を期待した方法のため、非線形性が強いシステムには適用できない。また、繰り返し学習に多くの手間が必要である。そこで、学習コスト削減の重要性が強く示唆された。

第5章 「手間のかかる事前学習を省くためには、既に熟練の域にある他者の動作スキルを写し取ればよい」

複数のヒトの上肢動作を主成分分析を用いて解析したところ、熟練者とそうでない者の判別に成功した。熟練者のスイングの主成分となる関節角時系列データをロボットに移植し、そのスイングパラメータを飛来するボールに合わせて調整することで未学習のスイングを生成し、対人ラリーを実現した。

次に、卓球タスクにおける今後の課題を述べる。

上級者同士のラリーでは、相手が簡単に返球できないように、そのほとんどがカットスイングあるいはドライブスイングによるスピンボールの打ち合いとなる。これをロボットで実現するためには次のスキルが必要になると考えられる。

(1) スピンボールの打撃点予想を行う認知スキル

スピニングボールはナックルボールに比べマグナス効果の影響を受けやすく、飛行軌道予測が困難である。さらに卓球台との摩擦の影響から台反発後の軌道予測も困難となり、より高度な認知スキルが必要とされる。

東京大学の石川・小室研究室は、サンプリングレートが 1[kHz] 以上のビジョンシステムを開発し [3]、ヒトが投げたボールをキャッチしたり、スローイングロボットが投げたボールをバウンド前にバッティングロボットで打つことに成功している。また、Zhang らは卓球ボールの表面の模様（会社名などの印刷）を 120[Hz] 読み取ることでスピニング回転するボールの角加速度を推定し、卓球台で反発した後のボールを人型ロボットで打ち返すことに成功している [64]。

しかしながら、ヒトは 1[kHz] でボールを見たり表面の模様の動きを観察したりしてるとは考えられない。武道の達人は竹刀や拳が飛んでくるまでに軌道を見切って避けることができると言われているおり、テニスにおいても相手プレーヤーの先行動作によって球種やコースを判断していると考えられている [74]。そのため、相手プレーヤーの動きを打撃点予想に用いることが考えられる [72]。

（２）着地点制御が可能なドライブスイングを行う動作スキル

例えば相手コートにラケット速度やラケット面法線に向けただけのスイングでは、スピニングボールとラケット面の摩擦の影響により相手コートへボールを返球することはほぼ不可能である。よって、ラケットを傾けて打撃する必要があるが、空振りの可能性が高まることから、より高度な動作スキルが必要となる。

ドライブスイングの実現には、第 5 章で述べたヒトのスキルの移植および、移植スキルが必要であると考えられる。古来からヒトの学習においては「手取り足取り」「見よう見まね」という言葉があるが、ロボットがヒト環境に進出する際には、是非とも実現しておきたいスキルと言える。例えば、熟練者がロボットアームに直接手を添えて操作するという muelling の方法 [68] が挙げられる。これを発展させ、打撃時のボールとロボットの特徴量と着地点でのボール特徴量を入出力マップで管理することで、より低い学習コストでスキル移植可能な方法の開発が望まれる [73]。

最後に、本研究の発展について述べる。

上記で触れたヒトの巧みさのロボットへの移植 (skill transfer) 技術は、ロボットがヒトの生活環境に馴染むために必要不可欠であるが、ヒトとロボットには、部位の慣性やスケール・機構の自由度や冗長性・感覚器（センサー）の数と種類・時間分解能など、さまざまな違いが存在する。本研究ではヒトの巧みさとして認知スキルと動作スキルに焦点をあて、それらをロボットに適用することを論じてきたが、個々のスキルの単純コピーで

はなく、タスクと動作の関係についてもっと発展的に研究する必要がある。

ギブソンはアフォーダンス (affordance) という環境が動作に与える「価値または意味」という造語を用いて生態心理学を展開した [76]。例えば本研究の第 2 章では一見複雑なタスクでも簡単なスキルで成しえる場合があることを示したが、そのスキルは環境が与えてくれたアフォーダンスと言う事ができる [1, 75]。壁打ちの解軌道が低くなるとアフォーダンスも低下し、クローズドループコントロール（状態フィードバックを用いたラケット角度や速度の制御）を行わなければ解軌道を安定化できなかったが、このことは 1.3 節で示したオープンループコントロールの例であるジャグリングにおいても同様である。また第 3,4,5 章での提案手法は、視覚フィードバック・データ探索・学習・PCA などの情報処理的手法であり、アフォーダンスが低いままにスキルを提案し、それらをロボットに適用してしまったアプローチとも言える。すなわち「巧みさ」を高めていくためには個々のスキルレベル向上も必要であるが、タスクに対する動作（考え方）のアフォーダンスを高めていくことがポイントと言えるかもしれない。

ヒトの巧みさは機構などのさまざまな違いを乗り越えて伝達されるべきものである。今後はヒトからロボットへの本質的なスキル伝達を目指し、ギブソニアンらが提唱する生態心理学的なアプローチも模索していきたい。

参考文献

- [1] 長崎浩: 動作の意味論 – 歩きながら考える, 雲母書房, 2005.
- [2] 宮崎文夫, 升谷保博, 西川敦: ロボティクス入門, 共立出版, 2000.
- [3] N. Furukawa and A. Namiki and S. Taku and M. Ishikawa: Dynamic regrasping using a high-speed multifingered hand and a high-speed vision system, Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006.
- [4] <http://www.honda.co.jp/ASIMO/>
- [5] 川人光男: 脳の情報を読み解く – BMI が開く未来, 朝日新聞出版, 2010.
- [6] 久保田, 虫明, 宮井: 学習と脳, サイエンス社, 2007.
- [7] Nicholai A. Bernstein: (工藤, 佐々木 訳), デクステリティ 巧みさとその発達, 金子書房, 2003.
- [8] Y. HAYAKAWA, A. NAKASHIMA, S. ITOH, Y. NAKAI: Ball Trajectory Planning in Serving Task for Table Tennis Robot, SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration, Vol.9, No.2, pp.50-59, 2016.
- [9] Y. Zhang, R. Xiong, Y. Zhao, J. Wang: Real-Time Spin Estimation of Ping-Pong Ball Using Its Natural Brand, IEEE Tran. Inst. Meas. vol. 64, No.8, pp.2280-2290, 2015.
- [10] 李 鋭利: 初心者に対する卓球の技術・戦術指導について, 北海道大学大学院教育学研究紀要, 第 104 号, pp.79-121. 2008.
- [11] Aboaf, E. W., C. G. Atkeson, and D. J. Reinkensmeyer: Task Level Robot Learning, Proc. of IEEE ICRA1988, 1988.
- [12] Rizzi, A. A.; Koditschek, D.E. : Progress in Spatial Robot Juggling, Proc. of IEEE ICRA1992, 1992.
- [13] Lichtenberg, A.J.; Lieberman, M.A.: Regular and Stochastic Motion, New York: Springer, 1982.

- [14] Guckenheimer, J.; Holmes, P.: Nonlinear Oscillations, Dynamical Systems, and Bifurcations of Vector Fields, Springer, 1983.
- [15] Moon, F.C. : Chaotic Vibrations : An Introduction for Applied Scientists and Engineers, New York: Wiley, 1987.
- [16] Tufillaro, N.B.; Abbott, T.; Reilly, J. : An Experimental Approach to Nonlinear Dynamics and Chaos, Addison-Wesley, 1992.
- [17] Schaal, S.; Atkeson, C.G.; Botros, S. : What Should Be Learned?, Proc. of Seventh Yale Workshop on Adaptive and Learning Systems, pp.199-204, 1992.
- [18] Lehtihet, H. E., Miller, B. N. : Numerical Study of a Billiard in a Gravitational Field, Physica 21 D, 93-104. 1986.
- [19] Schaal, S.; Atkeson, C.G.; Open Loop Stable Control Strategies for Robot Juggling, Proc. of IEEE ICRA1993 3, pp.913-918, 1993.
- [20] Peter J. Beek and Arthur Lewbel: The Science of Juggling, Scientific American, Vol.273, No. 5, pp. 92-97, 1995,
- [21] rjdesc; Claude Shannon Juggling, <https://youtu.be/sBHGzRxfeJY>, ユーチューブ動画, 2018 年 2 月視聴確認.
- [22] Chris Atkeson; Shannon(robot)juggling: 3 and 5 balls, <https://youtu.be/dyc5bgpY86c>, ユーチューブ動画, 2017 年 11 月視聴確認.
- [23] M. Buhler, D.E. Koditschek, P.J. Kindlmann; A Simple Juggling Robot: Theory and Experimentation, 1st Int. Symp. on Experimental Robotics, Montreal, Canada, 1989.
- [24] 木塚朝博; 長潜時伸張反射を用いた運動評価の可能性, バイオメカニズム学会誌, Vol. 23, No. 3, 1999.
- [25] Rolf Wirhed; (金子, 松本 訳), 目で見る動きの解剖学 [新装版], 大修館書店, 2007.
- [26] 大築立志: 「たくみ」の科学, 朝倉書店, 1988.
- [27] P. McLeod and Z. Dienes: Running to catch the ball, Nature, Vol.362, pp.23-24, 1993.
- [28] D. Regan: Visual factors in hitting and catching, Journal of Sports Sciences, Vol. 15, Issue 6, pp.533-558, 1997.
- [29] G. J. P. Savelsbergh, H. T. A. Whiting, J. R. Pijpers, A. A. M. van Santvoord: The visual guidance of catching, Experimental Brain Research, Vol. 93, Issue 1, pp.148-156, 1993.
- [30] R.A. Schmidt and T.D. Lee: Motor Control and Learning; A Behavioral Empha-

- sis, Human Kinetics, 1999.
- [31] R.J. Bootsma and P. van Wieringen: Timing an attacking forehand drive in table tennis, *Journal of Experimental Psychology*, Vol.16-1, pp.21-29, 1990.
 - [32] M. Bühler, D.E. Koditschek, and P.J. Kindlmann: Planning and control of a juggling robot, *International Journal of Robotics Research*, Vol.13-2, pp.101-118, 1994.
 - [33] R. R. Burridge, A. A. Rizzi, D. E. Koditschek: Sequential Composition of Dynamically Dexterous Robot Behaviors, *International Journal of Robotics Research*, Vol.18, No.6, pp.534-555, 1999.
 - [34] M. Bühler, D. E. Koditschek, P. J. Kindlmann: Planning and control of a juggling robot, *International Journal of Robotics Research*, Vol.13, No.2, pp.101-118, 1994.
 - [35] D. W. Aha, S. L. Salzberg: Learning to Catch: Applying Nearest Neighbor Algorithms to Dynamic Control Tasks, *Proc. of the Fourth International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics*, pp.363-368, 1993.
 - [36] S. Schaal, C. G. Atkeson: Robot Juggling: An Implementation of Memory-Based Learning, *Control Systems Magazine*, Vol.14, No.1, pp.57-71, 1994.
 - [37] H. Hashimoto, F. Ozaki, K. Asano, K. Osuka: Development of Ping-Pong Robot System Using 7 Degree of Freedom Direct Drive Robots, *Proc. IEEE IECON 87 Industrial Application of Robotics and Machine Vision*, pp.608-615, 1987.
 - [38] R. L. Andersson: A Robot Ping-Pong Player: Experiment in Real-Time Intelligent Control The MIT Press, 1988.
 - [39] M. Ramanantsoa, A. Duray: Towards a Stroke Construction Model, *International Journal of Table Tennis Sciences*, No.2, pp.97-114, 1994.
 - [40] J. L. Bentley: Multidimensional Binary Search Trees Used for Associative Searching, *Communications of the ACM*, Vol.18, No.9, pp.509-517, 1975.
 - [41] R. F. Sproull: Refinements to Nearest-Neighbor Searching in k-d Trees, *Algorithmica* 6, pp.579-589, 1991.
 - [42] 宮崎文夫, 升谷保博, 広瀬英一, 中村大輔, 佐藤伸行: LWR(Locally Weighted Regression) 学習によるスピンボールの状態予測, *日本ロボット学会誌*, Vol.16, No.5, pp.108-113, 1998.
 - [43] C. G. Atkeson, A. W. Moore, S. Schaal: Locally Weighted Learning, *Artificial Intelligence Review* 11, pp.11-73, 1997.

- [44] S. Arimoto: Control Theory of Non-Linear Mechanical Systems: A Passivity-Based and Circuit-Theoretic Approach, Oxford Univ. Press, 1996.
- [45] K. Hamamoto, T. Sugie: Iterative learning control for robot manipulators using the finite dimensional input subspace, IEEE Trans. Robotics and Automation, Vol.18, No.4, pp.632-635, 2002.
- [46] G. T. Otten, J. Vries, A. Amerongen, A. Rankers and E. Gaal: Linear motor motion control using a learning feedforward controller, IEEE/ASME Trans. on Mechatronics, Vol.2, No.3, pp.179-187. 1997.
- [47] S. Arimoto, S. Kawamura and F. Miyazaki: Bettering Operation of Robots by Learning, Journal of Robotic Systems, Vol.1, No.2, pp.123-140, 1984.
- [48] S. Kawamura, F. Miyazaki, and S. Arimoto: Realization of robot motion based on learning method, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol.18, pp.126-134, 1988.
- [49] Sugie, T., and T. Ono: An iterative learning control law for dynamical systems, Automatica, Vol.27, pp.729-732, 1991.
- [50] M. Matsushima, T. Hashimoto, M. Takeuchi, F. Miyazaki: A Learning Approach to Robotic Table Tennis, IEEE Trans. on Robotics, 2005.
- [51] 武内将洋, 河谷雅人, 松嶋道也, 橋本尚明, 宮崎文夫: 壁打ちタスクにおけるタスク実現の難易度の変化, 計測自動制御学会論文集, Vol.38 No.5, pp. 456-461, 2002.
- [52] R. A. Schmidt: A schema theory discrete motor skill learning, Psychological Review, Vol.82-4, pp.225-260. 1975.
- [53] R. A. Schmidt, T. D. Lee: Motor Control and Learning, Human Kinetics, 1999.
- [54] F. Miyazaki, M. Matsushima and M. Takeuchi: Learning to dynamically manipulate: A table tennis robot controls a ball and rallies with a human being, Advances in Robot Control, Springer, pp.317-341, 2005.
- [55] D. A. Tyldesley and H. T. A. Whiting: Operational timing, Journal of Human Movement Studies1, pp.172-177, 1975.
- [56] A. Fod, M. J. Mataric and O. C. Jenkins: Automated Derivation of Primitives for Movement Classification, Autonomous Robots, Vol.12-1, pp.39-54, 2002.
- [57] O. C. Jenkins and M. J. Mataric: Deriving Action and Behavior Primitives from Human Motion, IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.2551-2556, 2002.
- [58] 中西淳, A.J.Ijspeert, S.Schaal, G.Cheng : 運動プリミティブを用いたロボットの見

- まね学習, 日本ロボット学会誌, Vol. 22-2, pp.165-170, 2004.
- [59] Ales Ude, Andrej Gams, Tamim Asfour and Jun Morimoto: Task-Specific Generalization of Discrete and Periodic Dynamic Movement Primitives, IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS, Vol.26-5, pp.800-815, 2010.
 - [60] Takamitsu Matsubara, Sang-Ho Hyonb and Jun Morimoto: Learning parametric dynamic movement primitives from multiple demonstrations, Neural Networks, Vol.24, pp.493-500, 2011.
 - [61] K. Muelling, J. Kober and J. Peters: Learning table tennis with a mixture of motor primitives, IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots, pp.411-416, 2010.
 - [62] A. Daffertshofer, C. J. C. Lamoth, O. G. Meijer and P. L. Beek: PCA in Studying Coordination and Variability: a tutorial, Clinical Biomechanics, Vol.19, pp.415-428, 2004.
 - [63] 天岡, 浜谷, 平井, 宮崎: 半自動遠隔操作を介したヒトの運動スキルのロボットへの移植, 第 26 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 CD-ROM, 1N2-05, 2008.
 - [64] Yongsheng Zhao, Rong Xiong, Yifeng Zhang: Model Based Motion State Estimation and Trajectory Prediction of Spinning Ball for Ping-Pong Robots using Expectation-Maximization Algorithm, Journal of Intelligent & Robotic Systems, Vol.87, Issue 3-4, pp.407-423, 2017.
 - [65] Junko Nonomura, Akira Nakashima, Yoshikazu Hayakawa: Analysis of Effects of Re-bounds and Aerodynamics for Trajectory of Table Tennis Ball, SICE Annual Conference, pp.1567-1572, 2010.
 - [66] Chunfang Liu, Y.Hayakawa, A.Nakashima: A registration algorithm for on-line measuring the rotational velocity of a table tennis ball, Robotics and Biomimetics (ROBIO), pp.2270-2275, 2011.
 - [67] オムロン株式会社: <http://www.omron.co.jp/about/story/detail07.html> 2014.
 - [68] Katharina Mlling, Jens Kober, Oliver Kroemer, Jan Peters: Learning to select and generalize striking movements in robot table tennis, The International Journal of Robotics Research, Vol.32-3, 2013.
 - [69] Williams, A. Mark, et al: Anticipation Skill in a Real-World Task: Measurement, Training, and Transfer in Tennis, Journal of Experimental Psychology: Applied 259-70, 2003.
 - [70] 宮崎, 升谷, 広瀬, 中村, 佐藤: LWR(Locally Weighted Regression) 学習によるスピンボールの状態予測, 日本ロボット学会, Vol.16, No.5, pp.184-689, 1998.

- [71] 石垣: 卓球競技レベルによるラリー中の視線の違い, 愛知工業大学研究報告, Vol.42-B, pp.167-170. 2007.
- [72] 池口誠人, 眞鍋仁, 武内将洋, 植村充典, 平井宏明, 宮崎文夫: 卓球ロボットのための, ヒトのラケットの動きを考慮した打撃点予測, 第 35 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1D3-01, 2017.
- [73] 眞鍋仁, 池口誠人, 武内将洋, 植村充典, 平井宏明, 宮崎文夫: ヒトのドライブスイング移植による卓球ロボットの返球飛距離制御, 第 35 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1D3-02, 2017.
- [74] Williams AM, Ward P, Knowles JM, Smeeton NJ: Anticipation skill in a real-world task: measurement, training, and transfer in tennis, Journal of Exp. Psychol Appl., Vol.8, No.4, pp.259-270, 2002.
- [75] 佐々木正人: 新板 アフォーダンス, 岩波科学ライブラリー, 岩波書店, 2015.
- [76] JJ Gibson: (古崎 訳), 生態学的視覚論 - ヒトの知覚世界を探る, サイエンス社, 1986.
- [77] C. G. Atkeson, A. W. Moore, S. Schaal: Locally Weighted Learning, Artificial Intelligence Review, Vol.11, pp.11-73, 1997.
- [78] R. H. Myers: Classical and Modern Regression With Applications, PWS-KENT, Boston, MA, 1990.

発表論文リスト

学術論文 (査読あり)

1. 武内将洋, 宮崎文夫, 河谷雅人, 松嶋道也, 橋本尚明: “壁打ちタスクにおけるタスク実現の難易度の変化”, 計測自動制御学会論文集, Vol.38 No.5, pp. 456-461, 2002. 第二章の根拠となる論文
2. M. Takeuchi, J. Shimodaira, Y. Amaoka, S. Hamatani, H. Hirai and F. Miyazaki: “Reconstruction of Human Skills by Using PCA and Transferring them to a Robot”, Journal of Robotics and Mechatronics, Vol. 26, No. 1, pp. 51-58, 2014. 第五章の根拠となる論文

学術論文 (査読あり．参考)

1. 宮崎文夫, 武内将洋, 松嶋道也, 草野貴充, 橋本尚明: “卓球タスクにおける仮想ターゲットの予測と実現方法”, 日本ロボット学会誌, Vol.21 No.1, pp. 81-86, 2003. 第三章の根拠となる論文. (新規性: ミラー原理を卓球の打撃動作に適用することで, 確実な打撃を可能にした.)
2. Michiya Matsushima, Takaaki Hashimoto, Masahiro Takeuchi, and Fumio Miyazaki: “A Learning Approach to Robotic Table Tennis”, IEEE Transactions on Robotics, vol. 21, no. 4, pp. 767-771, 2005.
3. 下平順, 天岡侑己, 浜谷晋輔, 武内将洋, 平井宏明, 宮崎文夫: “ヒトのスイング動作の解析とロボットへの移植”, 計測自動制御学会論文集, Vol.47, No.10, pp.485-492, 2011.

国際会議 (査読あり)

1. M. Takeuchi, F. Miyazaki, M. Matsushima, M. Kawatani, T. Hashimoto: “Dynamic Dexterity for the Performance of “Wall-Bouncing” Tasks”, 2002 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA2002), pp. 1559-1564, Washington D.C., USA, 2002.
2. F. Miyazaki, M. Takeuchi, M. Matsushima, T. Kusano, T. Hashimoto: “Realization of Table Tennis Task based on Virtual Target”, 2002 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA2002), pp. 3844-3849, Washington D.C., USA, 2002.
3. Michiya Matsushima, Takaaki Hashimoto, and Fumio Miyazaki: “Learning to the Robot Table Tennis Task –Ball Control & Rally with a Human–”, In Proc. of 2003 IEEE Int. Conf. on Systems, Man & Cybernetics, Washington, D.C., USA, 2003.
4. F. Miyazaki, M. Matsushima, M. Takeuchi, T. Hashimoto: “A Robot Plays Table Tennis: Ball Control and Rally with a Human Being”, Proc. of IEEE Int. Conf. on Methods and Models in Automation and Robotics, 2004.
5. Masahiro Takeuchi, Hirofumi Kawasaki, Yuuki Yoshida, Juami Yu, Fumio Miyazaki, “Direct ILC Based on Polynomial Expression”, In Proc. of 4th IFAC Symposium on Mechatronic Systems, pp.752-757, 2006.
第四章の根拠となる論文。(新規性: 繰り返し学習で習得する入力値を時系列値でなく整式の係数とすることで, フィードフォワード制御の途中切り替えを可能にした。)

解説記事 (査読あり)

1. Fumio Miyazaki, Michiya Matsushima, and Masahiro Takeuchi: “Learning to Dynamically Manipulate: A Table Tennis Robot Controls a Ball and Rallies with a Human Being”, Advances in Robot Control (Editors: S. Kawamura, M. Svinin), Springer, pp.317-341, 2006.
2. 宮崎文夫, 武内将洋: “卓球ロボット “, ロボット制御学ハンドブック, 20.5.3, 近代科学社, 2017.

学術講演会

1. 武内将洋, 宮崎文夫, 松嶋道也, 河谷雅人, 草野貴充: “誘導点を用いた卓球ラケットの制御”, 第 18 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 819-820, 立命館大学びわこ草津キャンパス, 2000.
2. 橋本尚明, 松嶋道也, 草野貴充, 武内将洋, 宮崎文夫: “卓球タスクにおける仮想ターゲットの予測と実現”, 第 19 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 1085-1086, 東京大学, 2001.
3. 武内将洋, 宮崎文夫, 河谷雅人, 松嶋道也, 橋本尚明: “壁打ちタスクにおける動的器用さ”, 第 19 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 1079-1080, 東京大学, 2001.
4. 武内将洋, 川崎博文, 吉田祐樹, Yu Jiani, 宮崎文夫: “多項式に基づく DirectILC”, 第 23 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3E15, 慶応義塾大学, 2005.
5. 池口誠人, 眞鍋仁, 武内将洋, 植村充典, 平井宏明, 宮崎文夫: “卓球ロボットのための, ヒトのラケットの動きを考慮した打撃点予測 “, 第 35 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1D3-01, 東洋大学, 2017.
6. 眞鍋仁, 池口誠人, 武内将洋, 植村充典, 平井宏明, 宮崎文夫: “ヒトのドライブスイング移植による卓球ロボットの返球飛距離制御 “, 第 35 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1D3-02, 東洋大学, 2017.

謝辞

本研究を行うにあたり、終始御指導いただきました大阪大学大学院基礎工学研究科 宮崎文夫教授に心より感謝いたします。遅々として研究が進まない状況にあっても本当に暖かく見守って頂きました。ただただ感謝の気持ちでいっぱいです。

本論文をまとめるにあたり貴重な御意見を賜りました大阪大学大学院基礎工学研究科 尾方成信教授，ならびに野村泰伸教授に厚く御礼申し上げます。特に公聴会での熱心なご議論と示唆に富んだ多くのアドバイスに大変感謝しております。

御助言をいただきました大阪大学大学院基礎工学研究科 平井宏明准教授，植村充典助教，林清重元技官をはじめ，研究初期に御意見をいただきました和歌山大学システム工学部 丸典明准教授，大阪電気通信大学総合情報学部 升谷保博教授，信州大学繊維学部 西川敦教授に感謝いたします。

同じ卓球ロボットチームとして頑張った 佐藤伸行氏，河谷雅人氏，草野貴充氏，橋本尚明氏，松嶋道也氏，多田順一氏，川崎博文氏，浜谷晋輔氏，天岡侑己氏，下平順氏，文野祥氏，川口翔太氏，池口誠人氏，真鍋仁氏をはじめ，全ての宮崎研究室の卒業生・在校生の皆様に感謝いたします。

ロボットの主要部分の製作で御協力いただきました明石工業高等専門学校技術教育支援センターの大西一生技術長をはじめ，様々な面で御協力いただきました明石工業高等専門学校ならびに奈良工業高等専門学校の教職員の皆様に心より御礼申し上げます。

最後に、いつも笑顔で支えてくれた三人のこどもたちと妻 恵子に感謝します。ありがとう。

武内 將洋

平成 30 年 3 月

