

# 博士論文

正確な投運動のためのバイオメカニクスの調節機序

Biomechanical adjustment mechanism for accurate aimed throwing

中野 信泰



# 目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景 . . . . .	1
1.2	関連先行研究 . . . . .	2
1.3	研究目的 . . . . .	4
1.4	本論文の構成 . . . . .	5
第 2 章	異なる距離のシュートにおける距離調節機序	7
2.1	背景 . . . . .	7
2.2	方法 . . . . .	8
2.3	結果 . . . . .	13
2.4	考察 . . . . .	19
2.5	結論 . . . . .	22
第 3 章	同一距離のシュートにおける距離調節機序	23
3.1	背景 . . . . .	23
3.2	方法 . . . . .	25
3.3	結果 . . . . .	31
3.4	考察 . . . . .	35
3.5	結論 . . . . .	42
第 4 章	同一距離のシュートにおける距離調節機序の個人間の差	43
4.1	背景 . . . . .	43
4.2	方法 . . . . .	45
4.3	結果 . . . . .	50
4.4	考察 . . . . .	51
4.5	結論 . . . . .	58
第 5 章	同一距離のシュートにおける距離調節機序の個人内の成功失敗時の差	59
5.1	背景 . . . . .	59
5.2	方法 . . . . .	60

5.3	結果 . . . . .	66
5.4	考察 . . . . .	66
5.5	結論 . . . . .	74
第 6 章	総合考察	75
謝辞		81
付録		92
A	ボール表面のマーカー座標からボール中心座標を算出する計算式 . . . . .	93
B	3 章における異なる場合のノイズモデルを用いたシュート成功確率のシミュレーション . . . . .	95
C	ボール軌道シミュレーションによるシュート成功試行・失敗試行の予測の正確度 . . . . .	98
D	リリース時刻前後のボールリリース変数の挙動と解の集合体の関係 . . . . .	100
E	機械学習を用いた投動作のパフォーマンスに関連する関節運動の推定 . . . . .	102
F	OpenPose と複数ビデオカメラを用いた 3D マーカーレスモーションキャプチャの精度 検証 . . . . .	109



# 目次

1.1	本論文の構成 . . . . .	5
2.1	反射マーカーを貼付した身体特徴点の位置 . . . . .	10
2.2	実験設定 . . . . .	11
2.3	上肢三関節に関する角速度, トルク, トルクパワーの時系列プロファイル . . . . .	14
2.4	股関節仕事を増大していた群の代表的な被検者における下肢三関節に関する角速度, トルク, トルクパワーの時系列プロファイル . . . . .	15
2.5	膝関節仕事を増大していた群の代表的な被検者における下肢三関節に関する角速度, トルク, トルクパワーの時系列プロファイル . . . . .	16
2.6	肩関節鉛直速度 . . . . .	18
2.7	シミュレーションにおける体幹からシュート腕へのエネルギー伝達量 . . . . .	19
3.1	実験設定と分析の概略の説明図 . . . . .	26
3.2	実験設定の風景 . . . . .	27
3.3	シミュレーション分析の妥当性を確認するための準備的な分析結果 . . . . .	29
3.4	被検者 A, B, C のリリース変数と解の集合体 . . . . .	32
3.5	被検者 D, E, F のリリース変数と解の集合体 . . . . .	33
3.6	被検者 G, H, I のリリース変数と解の集合体 . . . . .	34
3.7	リリース角度方略に対する誤差伝播の指標 . . . . .	36
3.8	被検者 A, B, C のスピード依存ノイズを用いたシュート成功確率シミュレーション . . . . .	37
3.9	被検者 D, E, F のスピード依存ノイズを用いたシュート成功確率シミュレーション . . . . .	38
3.10	被検者 G, H, I のスピード依存ノイズを用いたシュート成功確率シミュレーション . . . . .	39
4.1	パフォーマンス向上に貢献する三つの成分の概念図 . . . . .	47
4.2	TNC 解析の模式図 . . . . .	48
4.3	各選手の通常通りの条件における解の集合体とリリース変数 . . . . .	52
4.4	各選手の通常通りの条件におけるリリース位置 . . . . .	53
4.5	トップレベル選手と各選手の通常通りの条件での差に関する $\Delta$ TNC の値 . . . . .	54
4.6	各選手の通常通りの条件と試行間フィードバック情報を無くした条件での差に関する $\Delta$ TNC の値 . . . . .	55

4.7	各選手のボール到達位置の試行間修正のふるまい . . . . .	56
5.1	実験設定 . . . . .	61
5.2	vector coding の模式図 . . . . .	63
5.3	被験者 A, B, C, D の関節角度の時系列プロファイル . . . . .	64
5.4	被験者 E, F, G, H の関節角度の時系列プロファイル . . . . .	65
5.5	身体末端部位置の矢状面内での軌跡 . . . . .	67
5.6	各被検者の成功試行と失敗試行に対するリリース時刻での関節角度の試行間の平均値と標準偏差 . . . . .	68
5.7	各被検者の成功試行と失敗試行に対するリリース時刻での関節角速度の試行間の平均値と標準偏差 . . . . .	69
5.8	各被検者の成功試行と失敗試行に対する Vector Coding による関節間協調度の時系列プロファイル . . . . .	70
5.9	各被検者の成功試行と失敗試行に対するリリース時刻での Vector Coding による関節間協調度 . . . . .	71
5.10	各被検者の成功試行と失敗試行に対するリリース時刻での UCM 解析による関節間協調度 . . . . .	72
6.1	異なる距離条件におけるリリース変数と解の集合体 . . . . .	77
B.1	異なるタイプのノイズモデルを用いたシュート成功確率のシミュレーション . . . . .	97
C.2	成功試行と失敗試行を区別した実際のリリース変数と解の集合体 . . . . .	99
D.3	実際のリリース時刻前後のボール変数の軌跡と解の集合体 . . . . .	101
E.4	二つの実験設定 . . . . .	103
E.5	説明変数に用いた時系列データのフレーム数 $m$ と二乗予測誤差の関係の代表例 . . . . .	106
E.6	各試行での回帰による予測値と実測値の比較の代表例 . . . . .	107
E.7	シミュレーションデータに対する回帰の決定係数 . . . . .	108
F.8	反射マーカを貼付した身体特徴点の位置 . . . . .	111
F.9	実験設定とマーカーベースモーションキャプチャの概略 . . . . .	112
F.10	OpenPose により追跡される身体特徴点 . . . . .	113
F.11	ボール投げ動作と歩行動作におけるマーカーベースモーションキャプチャと OpenPose ベースモーションキャプチャによって得られた 3D 姿勢推定 . . . . .	115
F.12	マーカーベースモーションキャプチャと OpenPose ベースモーションキャプチャによって推定される関節位置の時系列プロファイル . . . . .	116
F.13	ボール投げ動作と歩行動作における OpenPose を用いた 2D 姿勢推定の例 . . . . .	117

# 表目次

2.1	各参加者の実験中に計測された三つの距離条件における三回の成功試行が得られるまでの試投数 . . . . .	9
2.2	ボールリリースパラメータ . . . . .	13
2.3	各関節または合計の仕事量 . . . . .	17
2.4	各関節力によるエネルギー伝達量 . . . . .	17
2.5	肩関節鉛直速度の最大値と離地からリリースまでの時間 . . . . .	18
3.1	各参加者の実験中に計測された成功確率と, 平均の角度方略, 最小スピードの角度からの平均リリース角度の変位 . . . . .	35
4.1	各参加者の実験中に計測されたシュート成功確率と, リリース変数の変動の大きさの指標となる信頼楕円の大きさ . . . . .	57
B.1	各モデルにおけるノイズのスピード依存性と $v, \theta$ 間の変動の依存性 . . . . .	95
E.2	回帰における決定係数 . . . . .	105
F.3	二つの異なるモーションキャプチャから推定される一致する関節位置の差 . . . . .	118



# 第 1 章

## 序論

### 1.1 背景

ヒトは様々な場面において狙った目標を達成するように運動することができる。例えば日常生活においてコーヒーカップを取るために手を伸ばすといった運動や、スポーツの場面においてターゲットに向かって物を投げるといった運動などが挙げられる。これらは目標指向性運動 (goal-directed movement) と呼ばれ、その多くの場合でより正確に、またはより速く、あるいはより楽になどが重要な制御目的となる。これらの目標指向性運動において、どのような原理に従ってヒトは運動を制御しているのか、あるいはどうすれば運動パフォーマンスが向上するのかといった問題は、常に関心を持たれてきた。

このような問題は、主に腕到達運動などの単純な運動の観察やコンピュータシミュレーションを通して多く研究されてきた。しかし、単純な運動に基づいて得られた知見がすべてダイナミックな運動にも適用できるとは限らない。特にスポーツ動作などは、より良いパフォーマンスのために特化した運動制御であり、日常的な動作の制御とは異なることも予想される。Davids et al. (2005) は、幅広いスポーツ動作が運動協調や運動制御に関する理論的洞察を発展させるモデルを与えると述べている。これは、選手の熟練さが動作特異的なパフォーマンスを向上することに焦点を当てた長期の練習により獲得される (Ericsson, 2008; Seifert et al., 2013) ことに由来すると考えられる。このようにスポーツ動作などの複雑運動の詳細な研究は、運動パフォーマンスを高めるための制御機序を理解するためには不可欠である。

本研究ではスポーツにおける投運動を対象として、目標を達成するための運動制御系の方略を考察する。野球における投球やハンドボールにおけるシュートなどのより速く運動することが（比較的）重要な動作と、ダーツ投げやバスケットボールのシュートなどのより正確に運動することが重要な動作がある。より速く投げるための運動制御機序を検証した研究に比べて、より正確に投げるための運動制御機序を検証した研究は少ない。本研究ではバスケットボールのシュート動作を主に、より正確に目標を達成する運動制御機序を明らかにする。

バスケットボールのシュートでは、ボールの直径の約 1.8 倍（一般男子の場合）の直径を持つリング状のゴールにボールを通過させることが求められる。世界で最もシュートが上手いと言われる NBA のステファン・カリー選手でさえ全シーズンの平均フリースロー成功率は 94.3% であり、常に成功する訳ではない。ゴールに入れるという目標を達成するために、自分自身の位置（と高さ）に応じて適切にボール飛距離を調節する必要がある。この飛距離の調節には、およそ 4 m 飛ばすか 6 m 飛ばすかを調節するといっ

たマクロなレベルでの調節と、4 m 飛ばすときにどれだけ正確に繰り返し 4 m に調節できるかといったミクロなレベルでの調節が存在する。また、他の多くの運動と同様にバスケットボールのシュートにおいても運動目標を達成するための解は冗長性が存在する。例えば、ゴールまでのボール軌道は高い軌道から低い軌道まで無数に存在するし、あるボールリリースを生成するための身体各関節の動きも無数に存在する。このように無数に存在する解の中から、熟練者たちはどのように解を選択し、マクロ・ミクロの各階層で距離調節を実行しているのだろうか。

1.2 節では関連する先行研究に関してレビューする。まず、運動目標を達成するために運動出力の調節に関する生理学的要因に関する研究について纏める。次に、この運動出力の調節の結果である運動の変動に関する研究について纏める。最後に、本研究で対象とする投動作に関する研究について纏める。

## 1.2 関連先行研究

### 1.2.1 運動出力の調節に関する生理学的研究

ヒト（選手）がどのように運動を制御しているかを考える上で、その要因となる生理学的背景を知ることが重要である。運動目標を達成するために障害となる現象として、等尺性力発揮課題や腕到達運動などの単純な運動課題であってもヒトは完全に同じ運動を再現することはできないことが知られている。このような運動出力の非再現性の要因と言われるのは、運動制御系における情報処理過程には分子レベルから行動レベルまで様々な段階でノイズが含まれるということである (Faisal et al., 2008)。Faisal et al. (2008) によれば、信号伝達を含む知覚ノイズ、興奮性膜のイオンチャネルやシナプス伝達を含む分子ノイズ、運動ニューロンや筋を含む運動ノイズのように分類されている。

その中でも本研究のような動作分析研究に最も関連するのは運動ノイズである。運動ニューロンとそれが支配する複数の筋線維を運動単位と呼ぶ。ヘンネマンの原理（サイズの原理）によれば、一つの筋肉内の運動単位の動員は小さい運動単位から大きい運動単位の順序で進む。つまり、弱い力で筋収縮させると小さい運動単位群によって力を生み出し、より強い力で筋収縮させると大きな運動単位が動員される。このような基礎的知見に関連して、発揮される力の大きさのばらつきを検証した研究が複数ある。

等尺性力発揮課題（指外転、肘屈曲、肘伸展、握手、膝伸展、下肢伸展）において、目標値からの絶対誤差は発揮する力の大きさにつれて増大し、それは最大発揮力の 4-5% であることが示された (Seki and Ohtsuki, 1990, 1995)。発揮する力の変動の大きさに対する線形スケーリングは他の研究でも同様に観察されている (Slifkin and Newell, 1999; Laidlaw et al., 2000; Jones et al., 2002)。この信号依存ノイズは、筋肉を支配する運動ニューロンプールに見られる規則的な動員と発火率の変動から生じることが示されている (Jones et al., 2002)。以上のような生理学的な特徴は、目標指向性運動を正確に達成するメカニズムを考えるうえで、重要である。

### 1.2.2 目標指向性運動における正確性に関する研究

目標指向性運動において、どのような原理に従って運動を制御しているのかを説明しようとする研究の多くは、腕到達運動などの単純な運動課題を対象に行われてきた。計算論的神経科学の分野では、様々な最適化すべきコスト関数が提唱され実際に観測される運動を説明することで、ヒトが何を目標に運動を制

御しているのかを解明しようとしてきた。中でも上述の信号依存ノイズをモデルに組み入れ、そのノイズに対処して運動パフォーマンスを最大化（誤差変動を最小化）するように制御していることが示唆されている。Harris and Wolpert (1998) は信号依存ノイズを仮定して確率的ランダムな変動をモデルに加え、腕到達運動における末端位置の変動が最小化するようにシミュレーションしたところ、実験で観察される運動学的特徴を再現した（最小分散制御）。Todorov and Jordan (2002) らは同様に信号依存ノイズを仮定し、運動の感覚フィードバックをカルマンフィルタにより時々刻々の運動指令に統合し、時間発展的な運動の分散を説明した（最適フィードバック制御）。このように、身体内部のノイズから生じる運動のばらつきに対処してパフォーマンスを高めることが報告されている。

例えば、意思決定の分野では各個人の運動の変動特徴に基づいて最適な方略をシミュレーションすることで、実際の運動における意思決定方略を解明してきた。目標位置に一定の報酬とリスクが存在する下での高速の指差し課題において、実際の方略が各個人の変動に基づいて推定される期待値を最大化する方略と一致することが報告されている (Trommershäuser et al., 2003, 2005)。同様の推定される期待値を最大化する方略は時間制約 (Battaglia and Schrater, 2007) や障害物の回避 (Hudson et al., 2012) を含むような環境でも示されている。より最近では、個人の志向や経験に基づいて意思決定が理論上の最適から逸脱することが報告されている (Nagengast et al., 2010, 2011; Ota et al., 2016)。

また、各要素の変動があることは前提に、個別の要素の変動を抑えるのではなく、各要素が相補的・協調的に目標とする変数の変動を抑制するという概念が示されている (Loosch and Müller, 1999; Kudo et al., 2000)。Latash らのグループは uncontrolled manifold (UCM) 解析を開発し、実行段階における各要素の変動を運動目標に影響を与える変動と与えない変動に分解して定量化し、各要素の協調関係を示した (Scholz and Schöner, 1999; Latash et al., 2002; Yang and Scholz, 2005)。Sternad らのグループはスキットルと呼ばれる的当てゲームを模した課題において、学習につれて実行段階における各制御変数の共変動が目標に合うように適応していくことを報告している (Müller and Sternad, 2004; Müller and Sternad, 2009; Cohen and Sternad, 2009; Zhang et al., 2018)。UCM 解析を改良・拡張した方法を提案する後続論文も多く、goal-equivalent manifold (GEM) 解析 (Cusumano and Cesari, 2006; Cusumano and Dingwell, 2013; John et al., 2016)、tolerance, noise, covariation (TNC) 解析 (Müller and Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009)、機械学習との組み合わせ (Furuki and Takiyama, 2019)、ヘッセ行列に基づく分解 (Tommasino et al., 2019) などの研究があり、多くの関心が寄せられている。

以上で述べたように、制限・統制された単純な運動課題を対象に、様々な解析方法や実験プロトコルを用いて目標指向性運動における正確性に関する研究が行われてきているが、本研究で対象とするようなスポーツ動作を対象に、正確な運動を達成するための制御メカニズムを検証した研究は少ない。また、多くは運動課題に習熟していない参加者を対象としており、スポーツ選手に特異的な動作のような熟練した知見とは異なることが予想される。これらの知見または方法を援用して、制限されていない全身運動を対象に熟練者が正確な運動を達成するための制御メカニズムを解明することは、これらの先行研究を補完し発展させることができる。

### 1.2.3 投運動に関する動作分析研究

投運動に関する動作分析研究では、ボール速度（またはそれと近似的に等しい身体末端速度）の生成メカニズムに関して様々な観点から分析されてきた。最もシンプルで古くから行われてきたのは、投動作における身体各関節のキネマティクス（角度や角速度など）やキネティクス（トルクなど）をそれぞれ比較した研究である (Escamilla et al., 1998; Fleisig et al., 1996; Sakurai et al., 1993)。多関節運動における末端速度に対する各関節の運動学的貢献度を定量化する方法 (Sprigings et al., 1994) を用いて、投動作におけるセグメントの並進速度成分や関節角速度成分の肢末端速度に対する貢献度を定量化した報告がある (Feltner and Nelson, 1996; Miyanishi et al., 1996; Elliott et al., 1995)。また、セグメント間の運動の相互作用によるトルクに注目して、投球時の身体末端を加速する機構を定量的に示した報告もある (Hirashima et al., 2003a,b, 2008; Hirashima and Ohtsuki, 2008; Naito and Maruyama, 2008; Naito et al., 2014)。他には、力学的エネルギーの流れに注目して、各関節におけるエネルギー生成や末端へのエネルギー伝達メカニズムを示した報告もある (Kimura et al., 2019; Shimada et al., 2004; Naito et al., 2017)。上肢リンクセグメントモデル (Chowdhary and Challis, 2001) や全身リンクセグメントモデル (Kim, 2011) を用いてフォワードシミュレーションにより距離や速度を最大化するような動作を示す報告もある。

投運動の正確性に関する研究は、速度生成メカニズムに関する研究に比べて少ない。投運動におけるスピードと正確性の関係性に関する先行研究では、最も正確性が高い最適なボールスピードが存在する、つまりある条件からスピードを増加しても減少しても正確性が低下することが示された (Indermill and Husak, 1984; Freeston et al., 2007; Freeston and Rooney, 2014)。また、熟練選手は正確に投げることができる技術を変化させながらいないこと (van den Tillaar and Ettema, 2003a, 2006) が示唆されている。これらはリリーススピードとパフォーマンス結果である到達位置のみを議論しており、具体的なメカニズムについては分かっていない。

### 1.2.4 関連先行研究のまとめ

ここまで述べてきた関連する先行研究を纏める。運動目標を達成するために、神経系に内在する信号依存ノイズの影響による運動のばらつきに対処しなければならない。腕到達運動などの統制された運動を対象に、信号依存ノイズによる運動のばらつきを最小化するように運動を制御していること、運動のばらつきを考慮して運動を計画し意思決定していること、運動の実行段階の各要素が協調・共変してパフォーマンス結果の変動を抑制すること、などが示されてきた。投運動に関する研究では、速度を高めるメカニズムについての研究に比べて、正確性を高めるメカニズムについての研究は少ないのが現状である。

## 1.3 研究目的

本研究の目的は正確な投運動のためのバイオメカニクスの調節機序の解明とした。本研究では非統制の目標志向性投運動であるバスケットボールのシュートを対象とする。



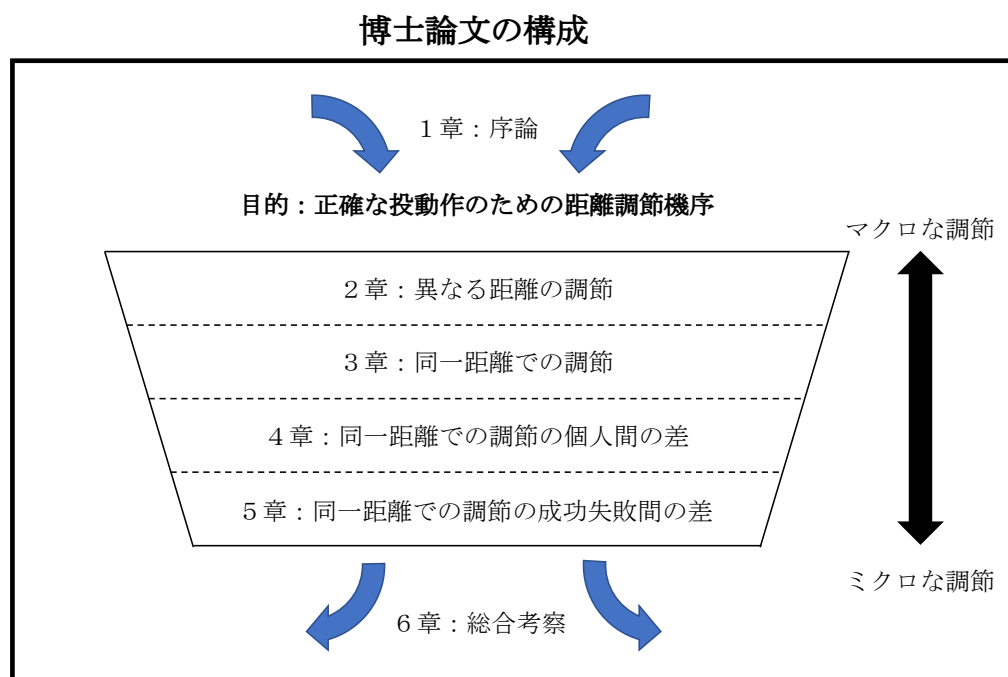


図 1.1: 本論文の構成

## 1.4 本論文の構成

本論文の構成を図 1.1 に示す。1 章では序論を記述した。2 章から 5 章では各個別の研究について記述する。2 章から 5 章の各個別の研究については、マクロなレベルの距離調節からミクロなレベルの距離調節の順に解明していく。ボール軌道の階層または身体関節運動の階層における調節機序について検証する。



## 第2章

# 異なる距離のシュートにおける距離調節機序

### 2.1 背景

バスケットボールにおいてシュートは得点する唯一の手段であり，おそらく最も重要な技術である (Hay, 1994). 様々な距離からシュートを成功させることができる選手には大きな利点がある．どのようにシュートを成功させるのかに関して，ゲーム分析 (Pluta et al., 2014; Strumbelj et al., 2013), ボール軌道のシミュレーション (Tran and Silverberg, 2008), シュート腕の運動 (Bartlett et al., 2007; Button et al., 2003; Miller and Bartlett, 1996; Mullineaux and Uhl, 2010; Okazaki et al., 2015) など，様々な研究が行われてきた．

バスケットボールの公式規則の変更により (FIBA, 2014), バスケットボールの試合の特徴が変化してきている．例えば，一回の攻撃の制限時間が減少するにつれて，試合あたりの得点とシュート試投数は共に増加した (Pluta et al., 2014). さらに，ゴールからスリーポイントラインまでの距離が増大したことで，スリーポイントシュートの期待値が長距離のツーポイントシュートの期待値よりも高くなったことから，スリーポイントシュート試投数は増加した (Strumbelj et al., 2013). すなわち，シュート技術の重要性，特に長距離からのシュートの重要性が近年特に高まっている．そのようなシュート技術向上の必要性が高まっているにもかかわらず，遠い距離からのシュートを成功するのに苦勞する選手もいる．若年選手や女子選手において，軽いボールを用いたシュート成功率は重いボールを用いたシュート成功率よりも高い (Arias, 2012b,a; Podmenik et al., 2012). これらの研究は，そのような選手達にはシュート距離に適應するために必要な技術が欠けていることを示唆している．したがって，異なる距離からのシュートに利用される調節メカニズムを理解することは，選手やコーチが未熟な選手がより効果的にシュートできるようにする技術を発展させるのを助けると期待される．

異なる距離からのシュート動作におけるボール変数や身体の関節運動の違いを特定するために動作分析が行われてきた (Miller and Bartlett, 1993, 1996). これらの研究では，シュート腕の関節キネマティクスと身体重心がシュート距離に主に影響を与える変数であると仮定しており，遠い距離ではより大きな肩関節の屈曲，肘関節の伸展角速度，身体重心スピードがボールリリーススピードを増大させたと結論付けた．しかし，その先行研究において下肢の貢献は考慮されておらず不明である．

バスケットボールの指導書では、選手たちはシュート時により大きなエネルギーを生成するために下肢の関節をリズムよく伸展するのが良いと推奨しているが (Filippi, 2011; Hopla, 2012), その指導書でも下肢の貢献は定量されていない。類似の投動作に関する研究を考えると、砲丸投げでは下肢の力発揮が定量的に示されている (Lanka, 2000; Lysoń et al., 2016)。さらに、フリースローにおけるシュート腕の運動のばらつきを検証した研究は、シュート腕の遠位 (*i.e.* 手関節) が必要なリリースを出力するため近位の運動のばらつきを補償すると示唆している (Button et al., 2003)。これらのことから、下肢は必要なボールスピードを獲得するためにエネルギー出力を主に変化させ、シュート腕はボールから遠位の関節の運動を補償することが期待されている。

異なる距離からのシュートにおいて選手のシュート腕の力学的エネルギーがどのように獲得されるかを明らかにすることは、身体各部分の貢献の解明につながる。いくつかの最近の研究は、卓球のトップスピバックハンド動作 (Iino and Kojima, 2016), テニスのサーブ動作 (Martin et al., 2014), サッカーのインステップキック動作 (Naito et al., 2012) などにおける身体セグメント間の力学的エネルギーの流れを検証し、肢末端の速度獲得メカニズムや怪我既往歴の有無との関連を明らかにした。ヒトの運動における力学的エネルギーの流れは剛体リンクセグメントモデルと逆動力学を用いて評価することができる (Robertson et al., 2014; Winter, 2009)。身体セグメントの力学的エネルギーは、コンセントリックな筋収縮により生じる関節の回転を伴う関節トルクにより生成され、関節中心が移動する際にはいつも関節の並進を伴う関節間力により受動的に伝達される。この方法を用いることで、バスケットボールのシュートにおける全身の力学的エネルギーの流れを評価することができる。

以上より、研究1ではバスケットボールのシュートにおける全身の力学的エネルギーの流れに対するシュート距離の影響を解明することを目的とする。シュート距離が増大するにつれて、シュート腕におけるエネルギー生成量の増大ではなく、下肢におけるエネルギー生成量の増大とシュート腕へのエネルギー伝達量の増大によりリリーススピードの増大を実現していると仮説を立てた。

## 2.2 方法

### 2.2.1 被検者

大学競技チームでのバスケットボール経験を有する右利きの男子選手10名が実験に参加した。被検者の年齢、身長、体重、競技歴の平均と標準偏差はそれぞれ、 $21.6 \pm 2.5$  歳、 $176.2 \pm 7.3$  cm、 $72.5 \pm 7.2$  kg、 $11.1 \pm 2.6$  年である。実験中の被験者のフリースローのシュート成功率は  $67 \pm 18\%$  であった (*c.f.* Okazaki and Rodacki (2012) における “expert players” で  $62 \pm 12\%$ , Button et al. (2003) における “under 18’s national team player” で  $67\%$ )。被検者たちは本実験の実施前に同意書を提出し、その実験手順は「東京大学大学院総合文化研究科の倫理委員会」の承認を受けた。

### 2.2.2 手順

被検者たちは異なる3つの距離条件（以降では short, mid, long と呼ぶ）から各3試行ずつシュートを成功させた。short 条件と long 条件の距離はそれぞれ 4.22 m と 6.75 m であり、ゴールからフリースローまでの距離とゴールからスリーポイントラインまでの距離に等しい。mid 条件の距離は 5.49 m であ

り, short 条件と long 条件の中間の距離である. シュート距離は Robins et al. (2006) と同様に決定した. シュートは以下の順番で行われた. まず short 条件で 3 試行の成功を記録するまで行い, 次に mid 条件で 3 試行の成功を記録するまで行い, 最後に long 条件で 3 試行の成功を記録するまで行った. ほとんどすべての選手においてシュート距離の減少への適応よりもシュート距離の増大への適応が課題・問題となるため, シュート距離の増大に対する調節メカニズムの解明がなされるべきと考え, short 条件, mid 条件, long 条件の順に実験を行った. また, このような実験の順序となったのは, 計測・装置に関する空間的・時間的な制約も関係している. 被検者には床からジャンプしたのちにボールをリリースするように, かつバックボードを使わずにシュートするように教示した. 着地位置は制限しなかった. 失敗したシュートとバックボードやリングに接触して成功したシュートは本研究では解析から除外した. short, mid, long 各条件における 3 試行シュートが成功するまでに要した合計の試行数はそれぞれ  $5.5 \pm 1.7$ ,  $6.1 \pm 2.3$ ,  $9.4 \pm 5.5$  (回) であった. 1 回のシュート成功に対する試行回数は Robins et al. (2006) とおおよそ同じである. 被検者ごとの 3 試行シュートが成功するまでに要した試行数は表 2.1 に示している.

表 2.1: 各参加者の実験中に計測された三つの距離条件 (short, mid, long) における三回の成功試行が得られるまでの試投数

Participant	short	mid	long
1	7	5	7
2	8	6	6
3	6	5	8
4	6	12	21
5	3	6	17
6	4	5	8
7	5	4	8
8	6	7	10
9	7	4	6
10	3	7	3

### 2.2.3 データ収集

身体特徴点に 48 点の反射マーカーを貼付し (図 2.1), ボール表面に 6 点の反射マーカーを貼付した. 11 台のカメラによるモーションキャプチャシステム (Motion Analysis Corp, Santa Rosa, CA, USA) を用いて被験者の身体とボールに貼付した反射マーカーの座標を周波数 200 Hz で計測した. 2 枚のフォースプラットフォーム (Force Plate 9281E, Kistler, Switzerland) を用いて動作中の被験者の床反力を周波数 2000 Hz で計測し, その計測値は接続機器 (BNC-2090A, National Instruments, Austin, Texas, USA) を用いて運動学データと同期した. 実験環境は図 2.2 に示している.

運動学データは 4 次の位相ずれの無い双方向バターワースローパスフィルタを用いて平滑化した.

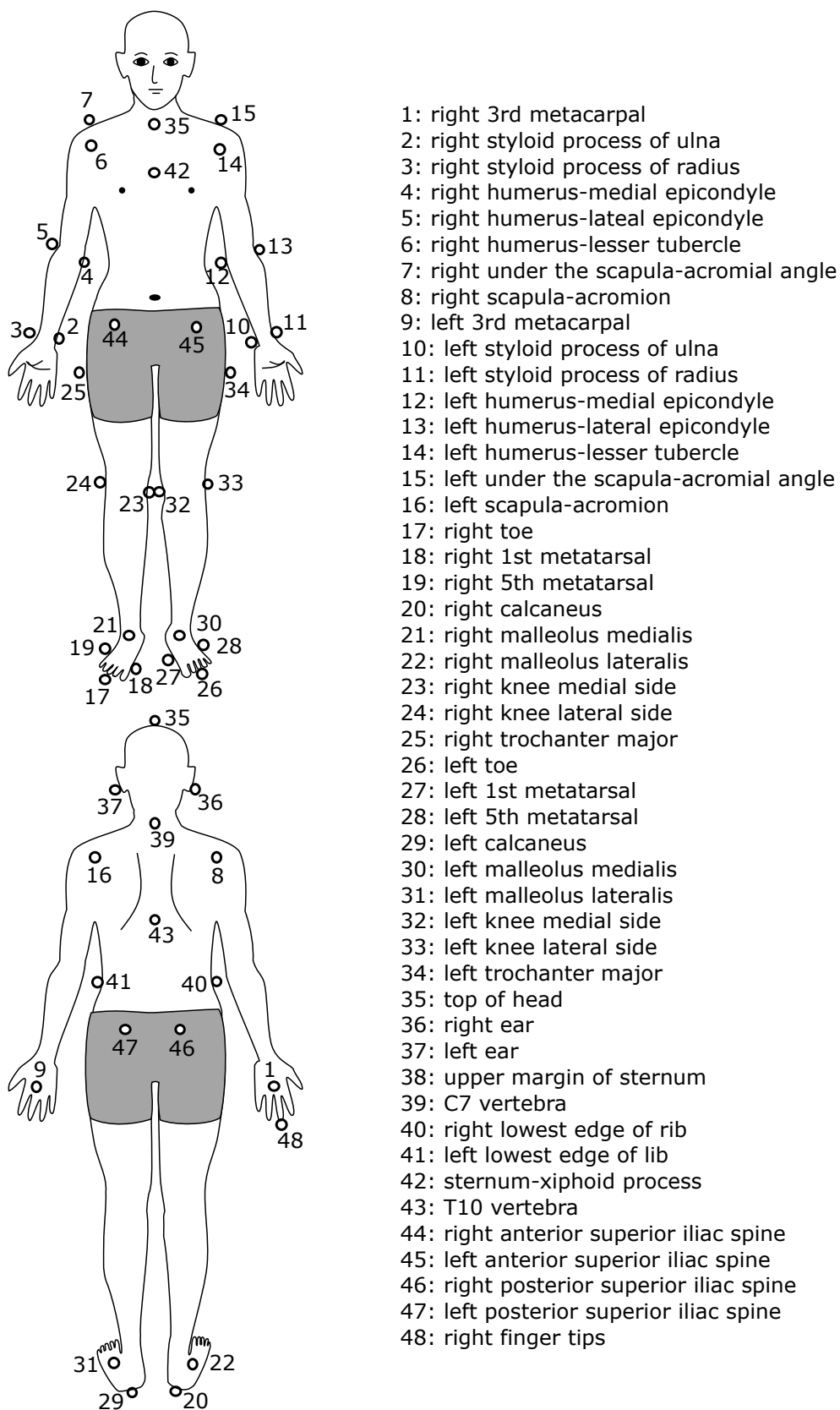


図 2.1: 反射マーカを貼付した身体特徴点の位置 48 点

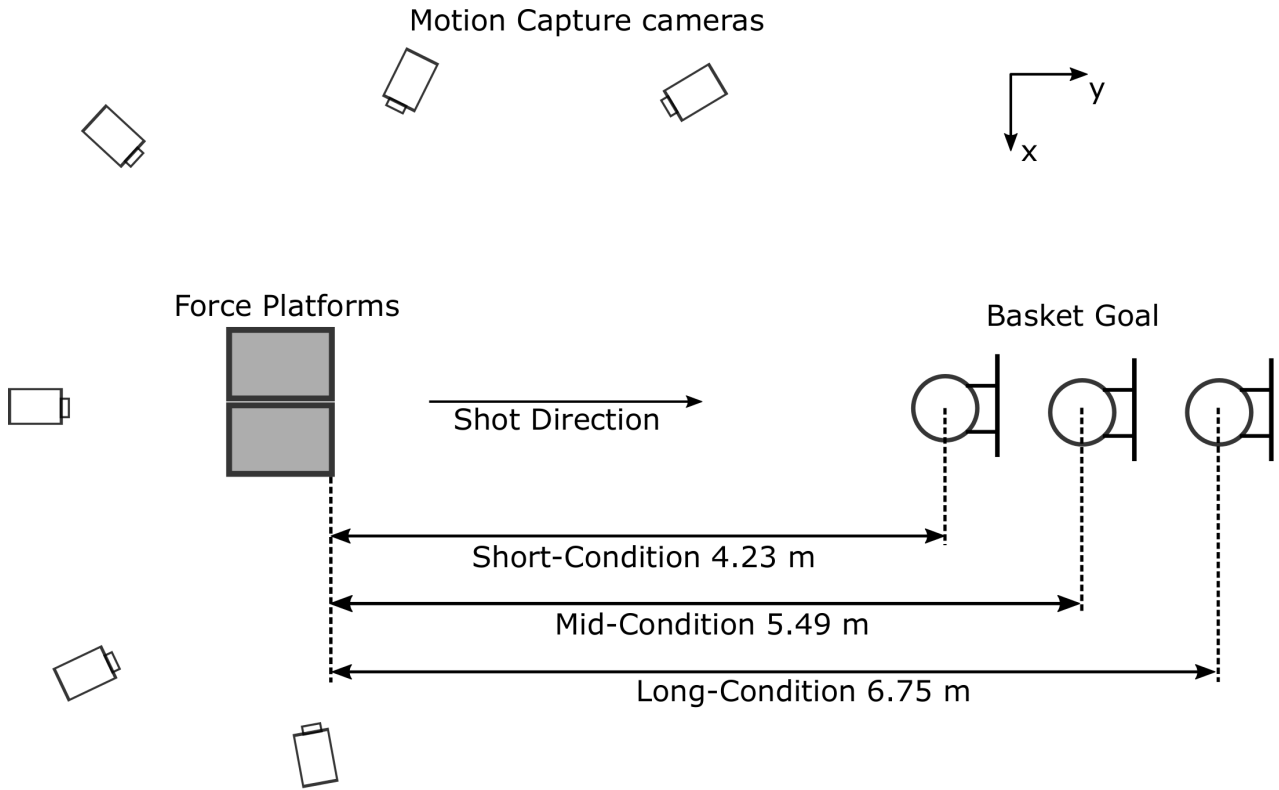


図 2.2: 実験設定

フィルターのカットオフ周波数は残差分析 (Winter, 2009) を用いて決定され、その範囲は 5-20 Hz であった。速度と加速度については運動学的データから式 2.1 で定義される 5 点微分法を用いて計算した。

$$f'(x) = \frac{-f(x+2h) + 8f(x+h) - 8f(x-h) + f(x-2h)}{12h} \quad (2.1)$$

ここで、 $h$  は記録したフレーム間の時間間隔であり、 $1/200$  秒である。

#### 2.2.4 データ分析

各距離条件からのシュートに必要なボールリリースパラメータを達成するための方略を解明するために、シュート中の全身の力学的エネルギーの流れを評価した。本研究では独立変数である距離条件に対して、ボールリリースパラメータ (*i.e.* リリーススピード、角度、位置) と関節キネティクスが分析した従属変数であり、これらの従属変数の決定方法の詳細については以下で述べる。動作中の実時間情報は相対的な運動のタイミングを理解するために重要（特に、本研究ではジャンプシュートにおける離地からリリースまでの時間は重要な意味を持つ）であることから、時間で正規化を行わなかった。分析の開始と終了は、被験者の身体質量中心が最下点となる時刻からボールをリリースする時刻までと定義した。本シュート動作とボール軌道について平面的な運動と近似できるものとして、矢状面上での二次元解析を行った。データ分析は MATLAB (v2015b, MathWorks, Inc., Natick, MA, USA) を用いて行われた。

バスケットボールの中心位置はボール表面に貼付したマーカの座標を用いて式 2.2 で定義される  $\varepsilon$  を

最小化するように算出した．

$$\varepsilon = \sum_i^n \{(x_i - X)^2 + (y_i - Y)^2 + (z_i - Z)^2 - R^2\}^2 \quad (2.2)$$

ここで、 $(X, Y, Z)$  はボールの中心位置、 $(x_i, y_i, z_i)$  は  $i$  番目のマーカーの位置、 $R$  はボールの半径、 $n$  はマーカーの数である．さらに詳細な計算の実装方法は付録 A に記述した．ボールリリース時刻は、ボール中心とシュート腕の指先に貼付したマーカー間の距離が極小となる最後の時刻として定義した．ボールリリースパラメータはリリース時刻におけるボール中心から定義した．リリース角度はボール速度ベクトルと  $y$  軸の正方向のなす角度として定義した．肘関節、手関節、膝関節、足関節の中心は内側と外側のマーカーの midpoint と割り当てた．肩関節の中心は前側と後側のマーカーの midpoint と割り当てた．股関節の中心は大転子のマーカーと割り当てた．体幹セグメントの長軸は左右の股関節中心の midpoint と左右の肩関節中心の midpoint を結ぶ直線として定義した．関節角度は隣合う二つのセグメントの相対角度として定義した．

剛体リンクセグメントモデルによる逆動力学アプローチを用いて関節間力と関節トルクを算出した．シュート腕は上腕、前腕、手、ボールのセグメントに分割された．バスケットボールのシュートの性質に基づいて、ボールと左手（非シュート腕）の間の接触力は計算でゼロとみなせるほど小さいと仮定した．ボールと右手（シュート腕）の間の圧力中心は手セグメントの遠位端に位置していると仮定した．各身体セグメントの質量、質量中心位置、慣性モーメントは Ae et al. (1992) のデータを用いて決定された．関節パワー法を用いてセグメント間のエネルギーの流れを定量した (Winter, 2009; Robertson et al., 2014)．関節トルクによる仕事量は関節トルクパワー (*i.e.* 関節トルクと関節角速度の積) の数値積分により定義される．関節間力によるエネルギー伝達量は関節力パワー (*i.e.* 関節間力と関節並進速度の積) の数値積分により定義される．数値積分の時間範囲は、シュート腕の関節に関しては身体質量中心が最下点となる時刻からリリース時刻まで、下肢の関節に関しては身体質量中心が最下点となる時刻から離地の時刻までと定義した．

ジャンプに対するシュート腕の運動開始タイミングが体幹からシュート腕へのエネルギー伝達量にどのように影響を与えるかを評価するために、仮想的な動作を生成してシミュレーション解析を行った．仮想的な動作は、実際の時系列の角度変位データを加工することにより得た．実際の試行において、時刻  $t$  における矢状面内のシュート腕の位置と形状  $\mathbf{r}(t)$  は肩関節中心の位置  $\mathbf{x}_s$  とシュート腕のセグメント角度の組  $\boldsymbol{\theta}_a$  (*i.e.* 上腕、前腕、手セグメント) で、式 2.3 のように記述できる．

$$\mathbf{r}(t) = [\mathbf{x}_s(t) \quad \boldsymbol{\theta}_a(t)] = [y_s(t) \quad z_s(t) \quad \theta_u(t) \quad \theta_f(t) \quad \theta_h(t)] \quad (2.3)$$

仮想的な動作における肩関節中心の並進運動に対するシュート腕の関節運動が実際の試行よりも早く生じることとし、この時間的な差異を  $T$  と表現する．つまり、仮想的な動作  $\tilde{\mathbf{r}}(t)$  は式 2.4 のように記述される．

$$\tilde{\mathbf{r}}(t) = [\mathbf{x}_s(t) \quad \boldsymbol{\theta}_a(t+T)] = [y_s(t) \quad z_s(t) \quad \theta_u(t+T) \quad \theta_f(t+T) \quad \theta_h(t+T)] \quad (2.4)$$

仮想的な動作のシミュレーションにおいてシュート腕の 3 セグメント間の関係は保存されることに注意が必要である．時間  $T$  によって特徴づけられる仮想的な動作に対して、実際の試行と同様に逆動力学と関節パワー法を用いてエネルギー伝達量を算出した．時間  $T$  は 0.005 秒刻みに 0 秒から 0.1 秒まで与えられた．以上の操作は各被検者のデータごとに行われ、全被験者の平均値を結果に示した．モデルの単純化のため、このシミュレーションではボールからの反力は考慮していない．



### 2.2.5 統計分析

統計分析も MATLAB を用いて行われた。三つの距離条件における運動学的、動力学の変数を比較するために、Tukey-Kramer 法を用いた多重比較検定を行った。すべての条件で母集団の正規性と分散の同一性を仮定した。ANOVA は MATLAB 関数のための必要な統計量を算出するための手順としてのみ用いたが、多重比較検定の前には必要ではない (Wilkinson, 1999)。統計的有意水準は  $p < 0.05$  と設定した。多重比較検定における効果量は Cohen's  $d$  として算出した。

## 2.3 結果

リリーススピードは short 条件に比べて mid 条件で大きく ( $p < 0.001$ ,  $d = 4.7$ )、mid 条件に比べて long 条件でも大きい ( $p < 0.001$ ,  $d = 3.9$ ) ことが分かった。しかし、リリース角度とリリース高さにはいずれの距離条件間でも有意な差は無かった (表 2.2)。

すべての試行の時系列的な各イベントを表示するために 0.5 秒で十分であることから、リリースまでの 0.5 秒間における被験者のシュート腕と下肢関節の角速度、トルク、トルクパワーを示した (図 2.3, 2.4, 2.5)。左右の下肢を比較すると、ほとんどのプロファイルは類似していたが、シュート時に右足を前方に置いている被験者のキネティクスのプロファイルは類似していなかった。(床反力ベクトルが右股関節中心に対してどこを通るかで差が大きかったと考えられる。) そのような被験者において右脚に比べて左脚のプロファイルの方がはっきりとして大きいピークを持っていたため、左脚のプロファイルを下肢の代表例として示した (図 2.4, 2.5)。下肢の関節仕事量に関して、下肢全体での合計の仕事量は mid 条件に比べて long 条件で大きかった ( $p < 0.001$ ,  $d = 1.2$ )。一方で、上肢の関節仕事量に関して、上肢全体での合計の仕事量は距離条件間で有意な差は無かった (表 2.3)。シュート距離の増大につれて手部に向かう方向へのエネルギー伝達量は増大していた (表 2.4)。肩関節力によって下肢と体幹からシュート腕に伝達されるエネルギー量は、short 条件に比べて mid 条件で ( $p = 0.001$ ,  $d = 1.2$ )、mid 条件に比べて long 条件で ( $p = 0.001$ ,  $d = 1.2$ )、大きかった (表 2.4)。

エネルギー伝達量は関節間力と関節並進速度の積の時間積分で定義されるので、シュート腕へのエネルギー伝達量の増大の要因を評価するために肩関節並進速度の鉛直成分を分析した。肩関節鉛直速度の時系

表 2.2: ボールリリースパラメータ

Variable	Shooting Distance		
	Short	Mid	Long
Speed (m/s)	$6.8 \pm 0.2^{b,c}$	$7.7 \pm 0.2^{a,c}$	$8.5 \pm 0.2^{a,b}$
Angle (deg)	$52 \pm 3$	$51 \pm 3$	$51 \pm 3$
Height (m)	$2.5 \pm 0.1$	$2.4 \pm 0.1$	$2.4 \pm 0.2$

$a, b, c$  は多重比較検定を用いてそれぞれ  $a$  は short 条件,  $b$  は mid 条件,  $c$  は long 条件と有意差 ( $p < 0.05$ ) があることを示す。

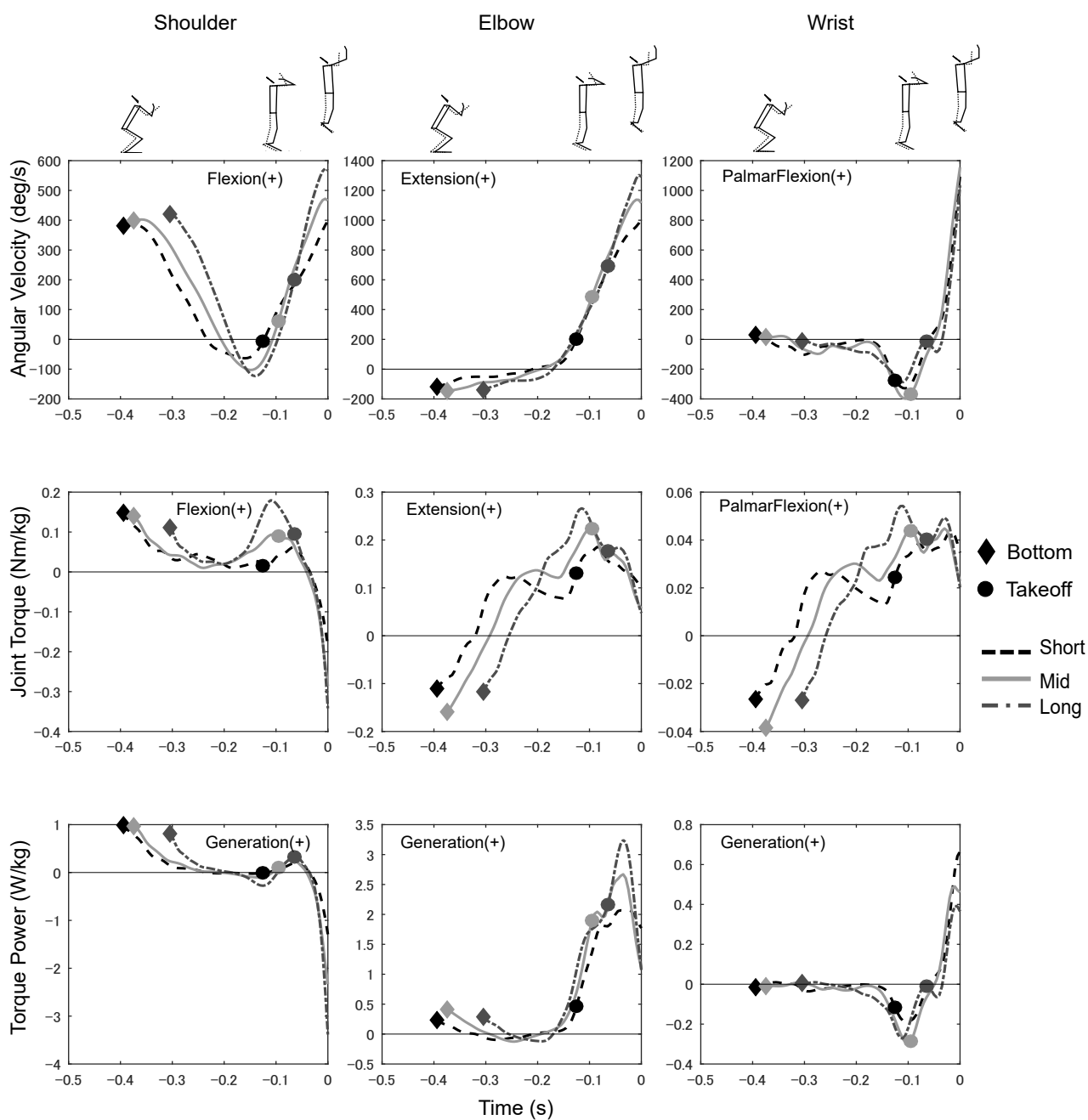


図 2.3: 代表的な被検者 (被検者 1) における肩関節 (左), 肘関節 (中), 手関節 (右) の角速度 (上), トルク (中), トルクパワー (下). 0 s における鉛直線はリリース時刻を表している. 菱形と円の記号はそれぞれ被検者の質量中心が最下点となる時刻と地面から離地する時刻を示している. 破線, 実線, 一点鎖線はそれぞれ short 条件, mid 条件, long 条件を示している.

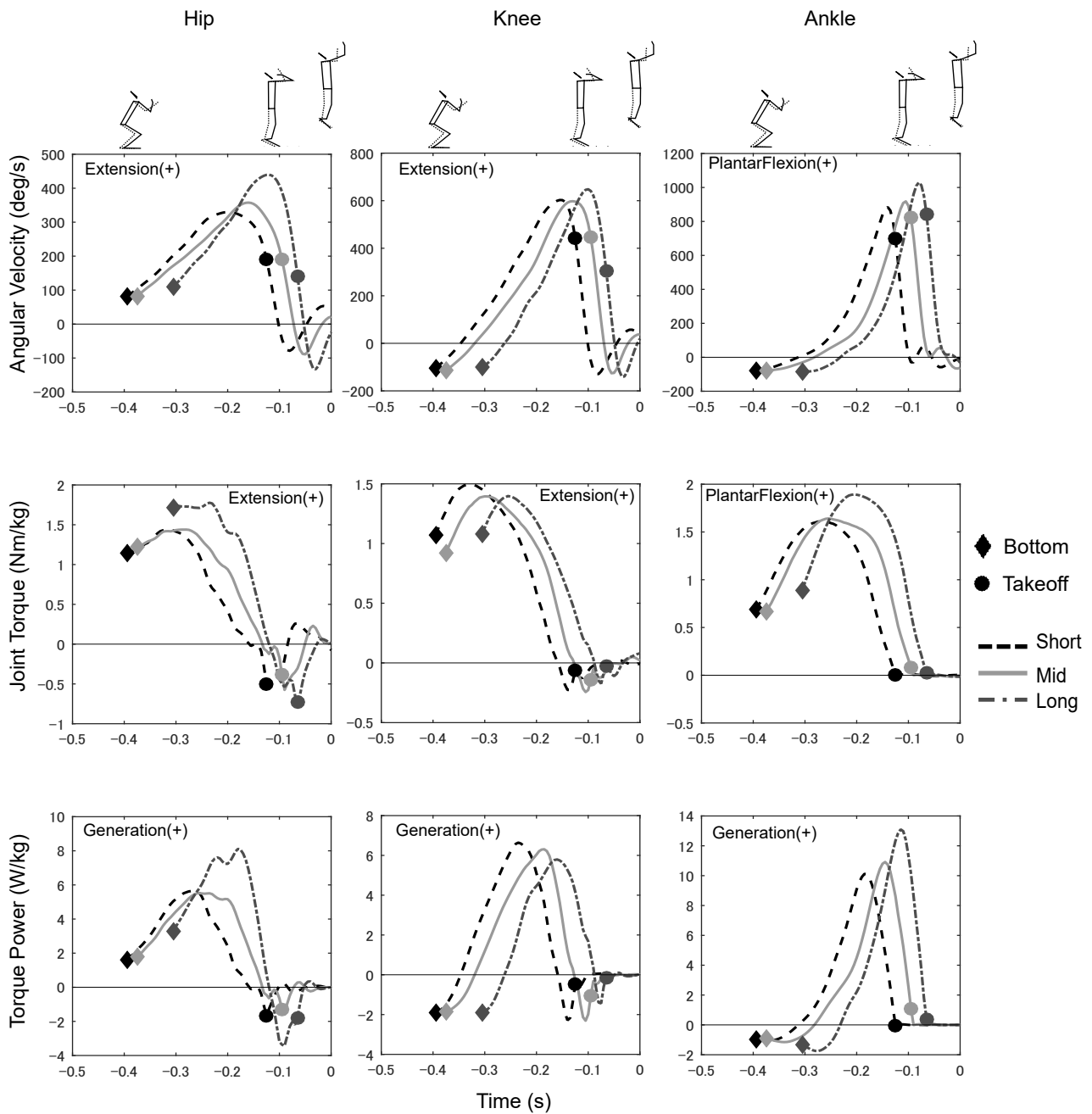


図 2.4: 股関節仕事を増大していた群の代表的な被検者（被検者 1）における股関節（左），膝関節（中），足関節（右）の角速度（上），トルク（中），トルクパワー（下）. 0 s における鉛直線はリリース時刻を表している. 菱形と円の記号はそれぞれ被検者の質量中心が最下点となる時刻と地面から離地する時刻を示している. 破線，実線，一点鎖線はそれぞれ short 条件，mid 条件，long 条件を示している.

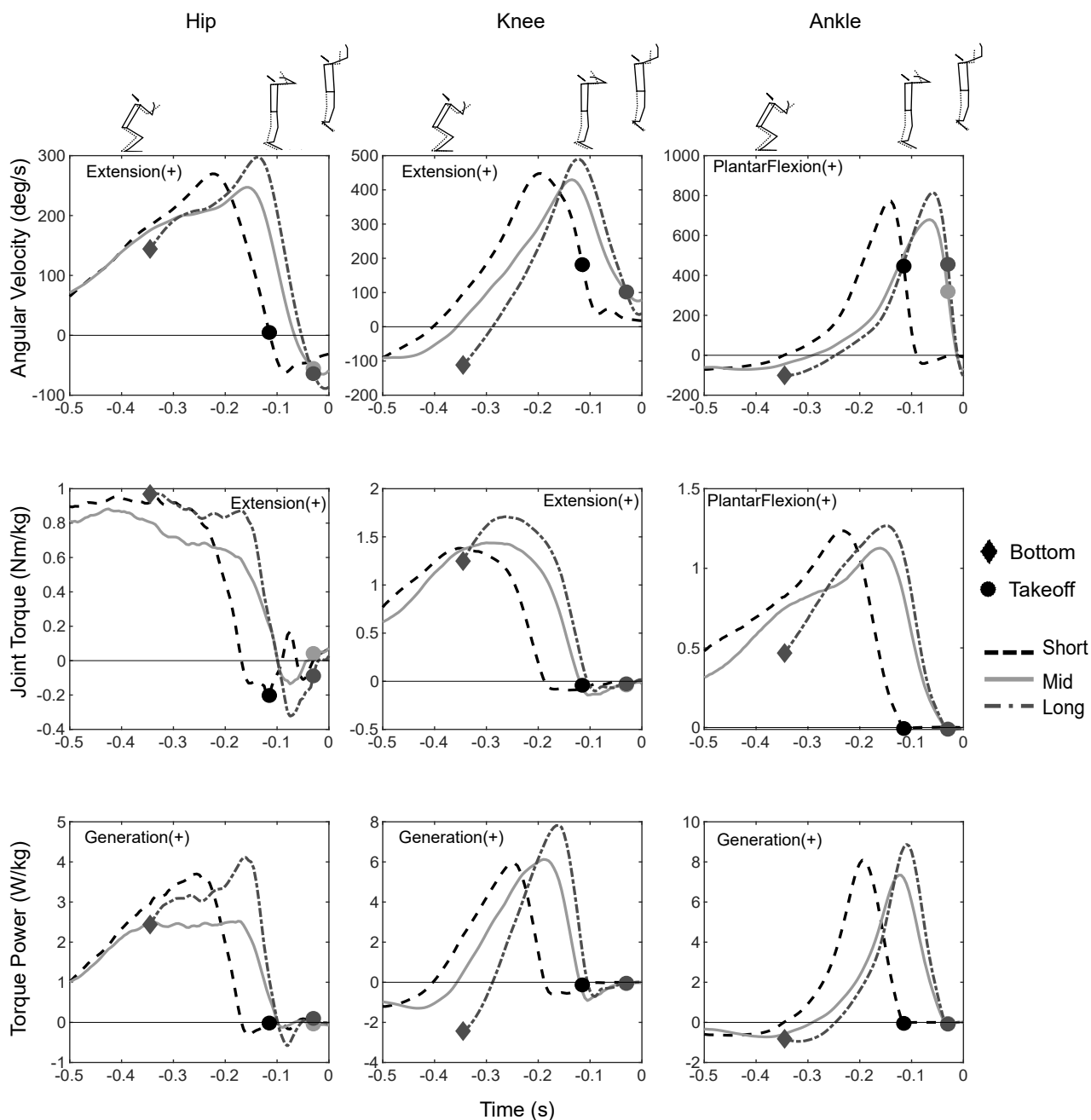


図 2.5: 膝関節仕事を増大していた群の代表的な被検者（被検者 7）における股関節（左），膝関節（中），足関節（右）の角速度（上），トルク（中），トルクパワー（下）. 0 s における鉛直線はリリース時刻を表している．菱形と円の記号はそれぞれ被検者の質量中心が最下点となる時刻と地面から離地する時刻を示している．破線，実線，一点鎖線はそれぞれ short 条件，mid 条件，long 条件を示している．

表 2.3: 各関節，下肢関節，シュート腕の関節でなされる仕事量

Variable (J/kg)	Shooting Distance		
	Short	Mid	Long
Shoulder	$0.045 \pm 0.036$	$0.038 \pm 0.042$	$0.034 \pm 0.066$
Elbow	$0.25 \pm 0.06^c$	$0.28 \pm 0.05$	$0.30 \pm 0.07^a$
Wrist	$0.011 \pm 0.008$	$0.0093 \pm 0.0110$	$0.0067 \pm 0.0137$
UpperLimb	$0.30 \pm 0.07$	$0.33 \pm 0.06$	$0.35 \pm 0.07$
Hip	$0.44 \pm 0.31^c$	$0.50 \pm 0.38^c$	$0.79 \pm 0.50^{a,b}$
Knee	$1.3 \pm 0.4$	$1.3 \pm 0.4$	$1.5 \pm 0.4$
Ankle	$1.4 \pm 0.2$	$1.4 \pm 2.3$	$1.6 \pm 0.3$
LowerLimb	$3.1 \pm 0.6^c$	$3.3 \pm 0.5^c$	$3.9 \pm 0.5^{a,b}$

$a, b, c$  は多重比較検定を用いてそれぞれ  $a$  は short 条件,  $b$  は mid 条件,  $c$  は long 条件と有意差 ( $p < 0.05$ ) があることを示す. シュート腕と下肢に関する積分の時間範囲はそれぞれ, 身体質量中心が最下点となる時刻からリリースまでの時間, 身体質量中心が最下点となる時刻から地面を離地するまでの時間として定義した.

表 2.4: 各関節力によるエネルギー伝達量

Variable (J/kg)	Shooting Distance		
	Short	Mid	Long
Shoulder	$0.34 \pm 0.09^{b,c}$	$0.45 \pm 0.11^{a,c}$	$0.61 \pm 0.15^{a,b}$
Elbow	$0.26 \pm 0.07^{b,c}$	$0.36 \pm 0.07^{a,c}$	$0.48 \pm 0.12^{a,b}$
Wrist	$0.24 \pm 0.04^{b,c}$	$0.31 \pm 0.03^{a,c}$	$0.39 \pm 0.04^{a,b}$
Hip	$2.5 \pm 0.4^c$	$2.7 \pm 0.4^c$	$3.2 \pm 0.4^{a,b}$
Knee	$2.0 \pm 0.3^c$	$2.0 \pm 0.4$	$2.2 \pm 0.5^a$
Ankle	$0.73 \pm 0.18$	$0.75 \pm 0.20$	$0.83 \pm 0.25$

$a, b, c$  は多重比較検定を用いてそれぞれ  $a$  は short 条件,  $b$  は mid 条件,  $c$  は long 条件と有意差 ( $p < 0.05$ ) があることを示す. 積分範囲は表 2.3 に示す仕事量と同じである. 数値の絶対値はその関節を通じて伝達されるエネルギー量を示している. 正の値は下肢においては遠位から近位へ方向 (*i.e.* 足部から体幹), シュート腕においては近位から遠位へ方向 (*i.e.* 体幹から手部), を示している.

表 2.5: 肩関節鉛直速度の最大値と離地からリリースまでの時間

Variable	Shooting Distance		
	Short	Mid	Long
Shoulder velocity (m/s)	$2.05 \pm 0.40^c$	$2.13 \pm 0.36^c$	$2.49 \pm 0.42^{a,b}$
Time from take-off to release(s)	$0.13 \pm 0.06^{b,c}$	$0.077 \pm 0.042^a$	$0.053 \pm 0.041^a$

$a, b, c$  は多重比較検定を用いてそれぞれ  $a$  は short 条件,  $b$  は mid 条件,  $c$  は long 条件と有意差 ( $p < 0.05$ ) があることを示す。

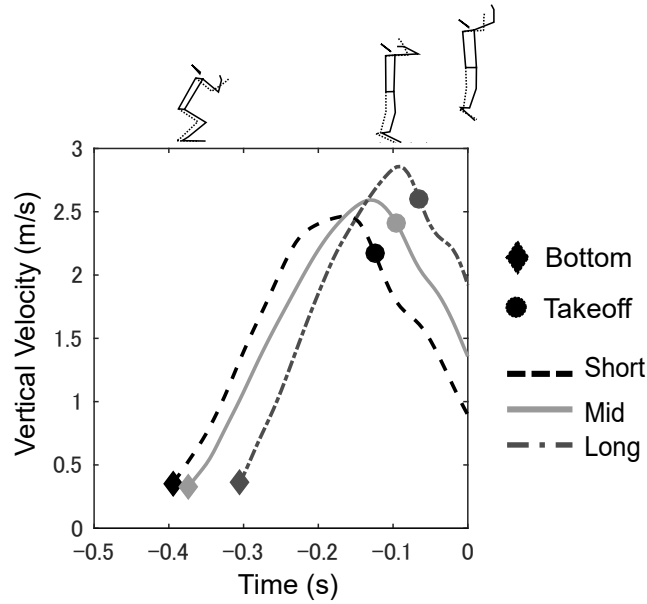


図 2.6: 肩関節鉛直速度. 0 s における鉛直線はリリース時刻を表している. 菱形と円の記号はそれぞれ被検者の質量中心が最下点となる時刻と地面から離地する時刻を示している. 破線, 実線, 一点鎖線はそれぞれ short 条件, mid 条件, long 条件を示している.

列プロファイルとピーク値を図 2.6 と表 2.5 に示している. 肩関節鉛直速度の最大値は mid 条件に比べて long 条件で大きかった ( $p = 0.003$ ,  $d = 0.91$ ).

short 条件と mid 条件を比較すると, 肩関節力によるシュート腕へのエネルギー伝達量の増大 (表 2.4) と離地からリリースまでの時間の減少 (表 2.5) が観察された. これら二つの観察を定量的に結びつけるために, short 条件で得られた実験データを用いて離地からリリースまでの時間を早めた仮想的な動作を生成した. シミュレーション分析によると, 早めた時間差異  $T$  の増大につれてシュート腕へのエネルギー伝達量が増大することがわかった (図 2.7). したがって, ジャンプに対してシュート腕の運動をより早く開始すること, つまり離地からリリースまでの時間を短縮することがシュート腕へのエネルギー伝達量の増大の要因であると考えられる.

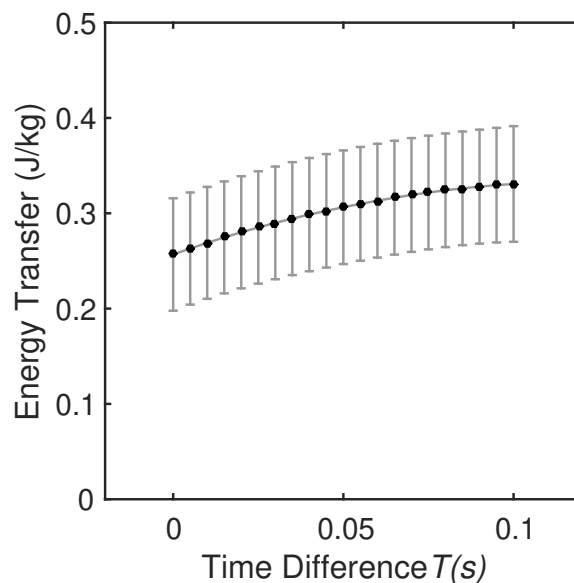


図 2.7: シュート腕の運動開始を時間  $T$  だけ早めたシミュレーションにおける肩関節力の  $z$  成分による体幹からシュート腕へのエネルギー伝達量。積分の時間範囲は身体質量中心が最下点となる時刻からリリースまでの時間として定義した。

## 2.4 考察

本研究はバスケットボールのシュートにおける下肢の貢献を定量的に示した最初の研究である。先行研究はシュート腕のキネマティクスのみ焦点を当てていたのに対して (Miller and Bartlett, 1996; Button et al., 2003; Mullineaux and Uhl, 2010; Okazaki et al., 2015), 本研究では異なるシュート距離に適応するためのメカニズムを解明するために全身の力学的エネルギーの流れを考察した。

### 2.4.1 リリースパラメータ

シュート距離の増大につれてボールリリーススピードは有意に増大していた (表 2.2)。この結果は先行研究 (Miller and Bartlett, 1993, 1996) と一致している。しかし、リリース角度とリリース高さは三つの距離条件間で有意な差は無かった (表 2.2)。バスケットボールのフリースローに関する研究では、シミュレーション研究 (Tran and Silverberg, 2008) と動作分析研究 (Mullineaux and Uhl, 2010) の両方で、複数のリリースパラメータの中でリリーススピードは最も高い一貫性が必要であると言われている。さらに、正確な下手投げの研究において、リリーススピードの変動はボール到達位置に対して最も影響が大きいと言われている (Dupuy et al., 2000)。結果として、シュート距離が変化したときにリリーススピードは最も制御すべき変数であると考えられる。距離の増大につれて選手たちがどのようにリリーススピードを増大するのかを解明することは、異なるシュート距離に適応するためのメカニズムを説明するだろう。

リリース角度とリリース高さはボールの飛距離の変化を達成するための主な制御変数ではないことがわ

かった。他の投動作に関する先行研究では、リリースパラメータ間の相補的な協調関係がパフォーマンスのばらつきを低減するのに貢献すると示された (Kudo et al., 2000; Muller and Loosch, 1999)。バスケットボールのシュートにおいてもリリース角度とリリース高さがシュートの正確性に関係するということはあり得るが、この関係は未だ不明である。成功するシュートと失敗するシュートを分けるのが何かを理解するためには、失敗するシュートの分析も含めたさらなる研究が必要である。

## 2.4.2 動力学的な調節

short 条件と mid 条件の間の調節を考えると、下肢の仕事量に有意な差は認められなかった (表 2.3)。これは離地時刻における全身の力学的エネルギー量に差は無いことを意味している。一方で肩関節、肘関節、手関節における関節力によるエネルギー伝達量は short 条件よりも mid 条件が大きかった (Table 2.4)。これは mid 条件でのシュート時にはより多くのエネルギーが体幹からシュート腕へと流入していることを示している。エネルギー伝達量の増大は、離地からリリースまでの時間が mid 条件ではより短いこと (表 2.5) と関連している。肩関節の並進運動に対するシュート腕の運動タイミングを早くすることによって、被験者たちは体幹からシュート腕へのエネルギー伝達量を増大することができていた (図 2.7)。この早いリリースの方略は先行研究 (Miller and Bartlett, 1993, 1996) でも観察されており、この方略の目的はリリース時の身体質量中心の速度を減少させないこととしている。この方略が体幹からシュート腕へのエネルギー伝達量を増加することにつながっていると考えている。

mid 条件と long 条件の間の調節を考えると、下肢で生成された合計のエネルギーは long 条件のほうが有意に大きいことがわかった (表 2.3)。また、シュート腕で生成された合計のエネルギーは mid 条件と long 条件で有意な差は無かった (表 2.3)。シュート腕のエネルギーの増加は、シュート腕の関節で生成されたのではなく、下肢からシュート腕へ伝達されてきた。下肢関節におけるより大きなエネルギー生成が肩関節鉛直速度の最大値を大きくしているので (表 2.5)、肩関節を通したエネルギー伝達の増大は肩関節鉛直速度の増大を伴っている。

シュート距離の増大に適応するための全体としての下肢の貢献は示したが、下肢の各関節の制御方法は被験者によって異なり、一致した見方は得られなかった。例えば、ある被験者達は股関節によるエネルギー生成量を増大していたが (図 2.4)、別の被験者達は膝関節によるエネルギー生成量を増大していた (図 2.5)。このような相補的な増大は最大下での垂直飛びのシミュレーションでも観察される (Vanrenterghem et al., 2004)。必要な質量中心速度を生成するためにバスケットボール選手たちが下肢の各関節をどのすればより効果的に使えるかを理解することは今後の課題の一つである。

## 2.4.3 シュート腕と下肢の役割

定性的には、シュート腕のキネマティクスとキネティクスの時系列プロファイルは下肢に比べて条件間で類似していた (図 2.3, 2.4, 2.5)。下肢は必要なボール速度を獲得するためにエネルギー出力を増大する役割を持ち、シュート腕はリリースのばらつきを低減するために運動を調節する役割を持つことが推測される。この考えは、バスケットボールのシュート腕の運動のばらつきを検証した先行研究で提唱された運動連鎖に沿った関節の補償的な方略と類似している (Button et al., 2003; Bartlett et al., 2007)。



筋で発揮された力のばらつきはその筋で発揮される力の大きさに比例することから (Faisal et al., 2008; Jones et al., 2002; Seki and Ohtsuki, 1995), 上肢の運動の制御のほうが下肢と比較し, 力の大きさを正確に変化するのにより適していると考えられる. シュート距離が変化するとき, 下肢のエネルギー出力を変化させ, 下肢の運動により生成されたばらつきを補償するために上肢の運動を調節する仕組みは理にかなったものと考えられる.

シュート腕のキネマティクスとキネティクスの時系列プロファイルは下肢に比べて条件間で類似していたことは, 運動学習の観点から見ると長期の練習を通じて特定の運動パターンを学習した効果とも考えられる. バasketボールのシュートの特別な技術に関する先行研究では, 熟練Basketボール選手はフリースローラインからのセットシュートは, 他の距離からのセットシュートから予測されるパフォーマンスよりも正確であることがわかった (Keetch et al., 2005, 2008; Breslin et al., 2010; Czyz et al., 2013). (セットシュートとはジャンプしないで打つシュートを指し, フリースローのシュートを打つときに利用されるシュートである.) これらの研究はシュート腕の運動を一定の範囲に保つことは正確なパフォーマンスのために利点があることを意味している. これはオーバーハンドスロー課題に関する研究でも観察されている. オーバーハンドスロー課題におけるスピードと正確性のトレードオフに関する先行研究では, 最も正確性が高い最適なボールスピードが存在する, つまりある条件からスピードを増加しても減少しても正確性が低下し (Indermill and Husak, 1984; Freeston et al., 2007; Freeston and Rooney, 2014), 熟練選手は正確に投げることができる技術を変化させながらのこと (van den Tillaar and Ettema, 2003a, 2006) が報告されている. したがって, シュート腕の運動パターンは多くの練習を通じて獲得され, シュートの正確性のために異なる距離からのシュートに対してもおよそ一定を維持しているとも考えられる.

#### 2.4.4 限界

本研究では実験におけるシュート距離はフリースローラインとスリーポイントラインに基づいて決定された. Basketボールのシュートの先行研究では, パフォーマンスはフリースローなどの特定の距離を基準として決定され则认为られているが (Keetch et al., 2005, 2008; Breslin et al., 2010; Czyz et al., 2013), 他の投動作に関する多くの研究では最大速度に対する相対的な努力度を基準として決定され则认为られている (Freeston et al., 2007; Freeston and Rooney, 2014; van den Tillaar and Ettema, 2003a, 2006). 特定の距離か相対的な努力度がシュート距離の変化に適応する方略を決定するののかは不明であり, この観点の検証がなされるべきである.

本研究により検証された異なるシュート距離に対する方略は, 被検者に依存するだろう. すべての選手が本研究で観察された方略を用いるかどうかは不明である. 本研究の被検者は通常のレベルの日本人大学生であり, より熟練した選手の方略は不明である. 他のレベルの選手の方略を検証する更なる研究が必要である. また, 日本の女子選手は男子選手や欧米の選手に比べ筋力が不足することから, 両手を用いたシュートを行っている. 女子の方がリズムの良い下肢の伸展を上手く使えない選手が多いという指摘や (Hopla, 2012), 女子大学選手ではスリーポイントシュート成功率の高い選手群のほうが, シュート動作時の重心移動量が少ないという報告もあり (Sakai and Shirai, 2011), 本研究で解明した方略とは異なる可能性がある. 動作中の認知的な注視行動もパフォーマンスに影響することが示されているため

(Vickers, 1996; Oudejans et al., 2002), これがフォームの特性に影響しているとも考察されている。以上のことを踏まえて、シュート距離調節のための動作メカニズムの包括的な理解のためには多面的な検証がさらに必要と考えられる。

本研究で用いたエネルギーの流れを評価する方法は、剛体リンクセグメントモデルと逆動力学を用いた方法は正味のトルクに基づいているため二関節筋の影響を評価できないという限界があるが、これは本研究の結論に影響を与えない。本研究で議論した主な知見は、下肢とシュート腕の合計の仕事量 (Table 2.3) と肩関節を介したシュート腕へのエネルギー伝達量 (Table 2.4) であり、これらは二関節筋を含む筋骨格モデルを用いて算出される同じ値とほとんど変わらないと考えられる。ゆえに、本研究の結論はモデル選択により変わらず、方法と結論が妥当であると考えている。

## 2.5 結論

シュート距離の増大につれて、シュート腕でのエネルギー生成量の増加ではなく、下肢と体幹からシュート腕へのエネルギー伝達量の増加によりボールリリーススピードの増大を達成していた。この知見は、様々な距離からシュートをするときにシュート腕の運動をおよそ一定に維持することが正確なジャンプシュートのために重要であることを示唆している。

## 第 3 章

# 同一距離のシュートにおける距離調節機序

2 章では三つの距離条件でのジャンプシュートの動作分析を通じて、異なる距離におけるシュートを実現する制御機序を解明した。つまり、マクロなレベルでのボール飛距離の調節に関して検証したのに対して、それだけでは運動目標（シュートを成功させること）を達成するために十分とは言えず、よりミクロなレベルでのボール飛距離の調節がパフォーマンスの正確性の向上には不可欠である。よって 3 章では、よりミクロなレベルである同一距離のシュートにおいてボール飛距離の調節をどのように制御しているのかを明らかにする。

### 3.1 背景

日常生活やスポーツ動作における我々のパフォーマンスを向上するためには運動結果を不変にすることが理想である。しかし、神経系において信号をランダムに妨げるノイズが様々な過程から生じる。例えば、運動ノイズは運動ニューロンとその筋線維のプールの生理学的な組織に起因する (Faisal et al., 2008)。これにより、ヒトは等尺性力発揮課題 (Jones et al., 2002) や腕到達運動 (Gordon et al., 1994; van Beers, 2003) などの単純な運動でさえ、まったく同じ運動を再現することができない。さらに、骨格筋により生成されるこの運動ノイズの大きさは、その筋により生成される平均の力の大きさに比例することが知られ、信号依存ノイズと呼ばれる (Jones et al., 2002; Hamilton et al., 2004)。ヒトはそのような運動ノイズの存在下で運動のばらつき (*e.g.* 腕到達運動の肢末端位置) を最小化することが示唆されている (Harris and Wolpert, 1998; Todorov and Jordan, 2002; van Beers, 2009)。

運動のばらつきに関する伝統的な研究は、誤差や標準偏差を用いてパフォーマンスを評価しているが、近年の研究は誤差や標準偏差などの単純な出力以上のものを求めようと試みられている。いくつかの研究では結果変数に対する実行変数 (*e.g.* 腕到達運動における末端位置に対する関節角度) の分布的な側面に着目している。先駆的な研究である uncontrolled manifold (UCM) 解析 (Scholz and Schöner, 1999; Latash et al., 2002) や、その拡張的な研究である goal equivalent manifold (GEM) 解析 (Cusumano and Cesari, 2006; Cusumano and Dingwell, 2013; John et al., 2016) では、実行空間における変数の変動をタスク関連成分とタスク非関連成分に分解して定量化した。Sternad らは解の集合体 (*i.e.* ある

運動課題を達成するための豊富な解の組み合わせ)と tolerance, noise, covariation (TNC) 解析を開発し、運動パフォーマンスに貢献する三つの異なる要素に分解した (Müller and Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009). 運動のばらつきに関する別の研究では、個人の運動のばらつきを何らかの形式でモデル化することで期待されるパフォーマンスを最大化するための方略に注目している。これらの研究は速い指差し課題 (Trommershäuser et al., 2003, 2005) や他の課題 (Nagengast et al., 2011; Tibshirani et al., 2017; Ota et al., 2016) において、リスクと報酬の存在下における意思決定方略を検証している。これらの研究は内在する運動ノイズの存在下でどのようにパフォーマンスを向上するのかをより良く理解するための視点を与える。ほとんどの先行研究が数時間や数日の練習を経た運動を熟練運動と考えているのに対して、本研究はよく練習を積んだ熟練選手による実践的な運動課題を用いることで、これらの研究を補完し発展させる。

パフォーマンスを向上するための方略を分析するために熟練したスポーツ動作は有効である。Davids らはスポーツからの運動モデルが運動協調や運動制御への基本的な洞察を明らかにすると提唱している (Davids et al., 2005). これはおそらく、選手の熟達化は動作特異的なパフォーマンスを向上することに焦点を置いた長期の計画的な練習を通じて獲得される (Ericsson, 2008; Seifert et al., 2013) ことに起因すると考えられる。例えば、バスケットボール選手はフリースローラインから多数のシュートを練習しているため、特別な技術を習得している (Keetch et al., 2005, 2008; Breslin et al., 2010, 2012). バスケットボールのシュートにおける動作のばらつきに関する研究では力学系理論の観点から関節間協調を評価しているが (Button et al., 2003; Robins et al., 2006; Mullineaux and Uhl, 2010), これらの研究では目標レベルのパフォーマンスに貢献する実行レベルの制御方略を説明できていない。したがって、本研究では内在的な運動ノイズの存在下でスポーツ熟練者たちがどのように正確な目標への投動作を実行しているのか評価するために、フリースローシュートにおけるバスケットボール選手のリリース方略に焦点を当てる。

正確な投動作のための方略として二つの仮説が提案されている。一つの仮説は投射物を投げる時にターゲットに到達するために要求されるスピードを最小化することである。なぜなら、リリーススピードを生成するためにボールに加える力や消費するエネルギーが最小化されることは運動の変動を低減すると考えられているからである (Brancazio, 1981; Miller and Bartlett, 1996; Robins et al., 2006). これは、リリーススピードを最小化することは信号依存ノイズを低減すると理解することもできる。しかし、これはバスケットボールのシュートにおいてボールとリング間の許容誤差を低減することを伴う (*i.e.* 低い軌道は入射面積を低減する)。よって、信号依存ノイズとボールとリング間の許容誤差はトレードオフ関係にある (Bartlett et al., 2007). 他の仮説は期待されるパフォーマンスを最大化することである。仮想的な投課題に関する研究では、スピードを最小化するよりも参加者は実行ノイズに耐性の強い解 (*i.e.* 動作の誤差や変動に敏感でない) を選択していた (Sternad et al., 2011). さらに、目標への上手投げと下手投げに関するシミュレーション研究では、最適なスピードが存在することの理論的根拠を与えた (Venkadesan and Mahadevan, 2017). このことは実際の投動作でも観察されている (van den Tillaar and Ettema, 2003b; Freeston et al., 2007). したがって、これら二つの仮説の検証を通じて、本研究では熟練選手がフリースローシュートを実行する際の方略を解明することを目的とする。

## 3.2 方法

### 3.2.1 参加者

8名の男子大学バスケットボール選手が実験1に参加した。実験1の参加者たちの実験中のフリースローの成功率は $65 \pm 15\%$ であった (*c.f.* Okazaki and Rodacki (2012)における“expert players”で $62 \pm 12\%$ , Button et al. (2003)における“under 18’s national team player”で67%)。平均の年齢, 身長, 体重はそれぞれ $19.4 \pm 1.1$ 歳,  $176 \pm 8$  cm,  $70.5 \pm 4.3$  kgである。加えて, トップレベル選手を計測するために1名の男子プロ選手が実験2に参加した。当選手の実験中のフリースローの成功率は99%であった。被検者たちは本実験の実施前に同意書を提出し, その実験手順は実験1に関しては「東京大学大学院総合文化研究科の倫理委員会」の承認を, 実験2に関しては「日本国立スポーツ科学センター 倫理審査委員会」の承認を受けた。

### 3.2.2 データ収集

実験設定は図3.1aに示されている。被検者はウォームアップ後にフリースローラインから実験1では50試行, 実験2では100試行のシュートを行った。被検者はバックボードを用いずにシュートを成功させるように教示された。ボールと身体に貼付した反射マーカを, 実験1では16台のカメラによるモーションキャプチャシステム (Motion Analysis Corp, Santa Rosa, CA, USA) を用いてサンプリング周波数200 Hzで, 実験2では20台のカメラによるモーションキャプチャシステム (VICON MX series, Vicon Motion Systems Ltd., Oxford, UK) を用いてサンプリング周波数500 Hzで計測した。

実際のボール到達位置を計測することと, ボール軌道のシミュレーションの精度を高めることを目的に, ボールの軌道もできるかぎり計測するように実験を行った (図3.2)。全試行の軌道すべてを計測することを第一の理想とし, ボール到達位置は計測できることを第二の目標として, 計測を行った。ボール到達位置に相当する, ボール軌道のゴール付近の5-10フレームはほとんどの試行で計測できていた。ただし, 多くの試行ではボール軌道の頂点付近では計測できていなかった。ボールの初期姿勢は統制されていたが, ボールの軌道やボールの回転に依存して, ボールに貼付した反射マーカの計測には差が生じたと思われる。

### 3.2.3 データ分析の概略

リリース時のボール変数 (実行変数) とリングの高さでのボール到達位置 (結果変数) 間の関係性に注目した (図3.1b)。矢状面内の関節やボールの制御が経験のある選手にとってパフォーマンスに対してより重要であることから (Motoyasu et al., 2011; ?), バスケットボールのシュートに関する他の先行研究 (Miller and Bartlett, 1996; Button et al., 2003; Robins et al., 2006; Mullineaux and Uhl, 2010) と同様に, 本研究では矢状面内の運動に注目した。初めに, 計測した反射マーカの座標からリリース時のボール変数を取得した。次に, ボール軌道のシミュレーションを用いて実行変数の解の集合体 (*i.e.* ある運動課題を達成するための豊富な解の組み合わせ) を特定し (図3.1c), 計測した実行変数を解の集合体

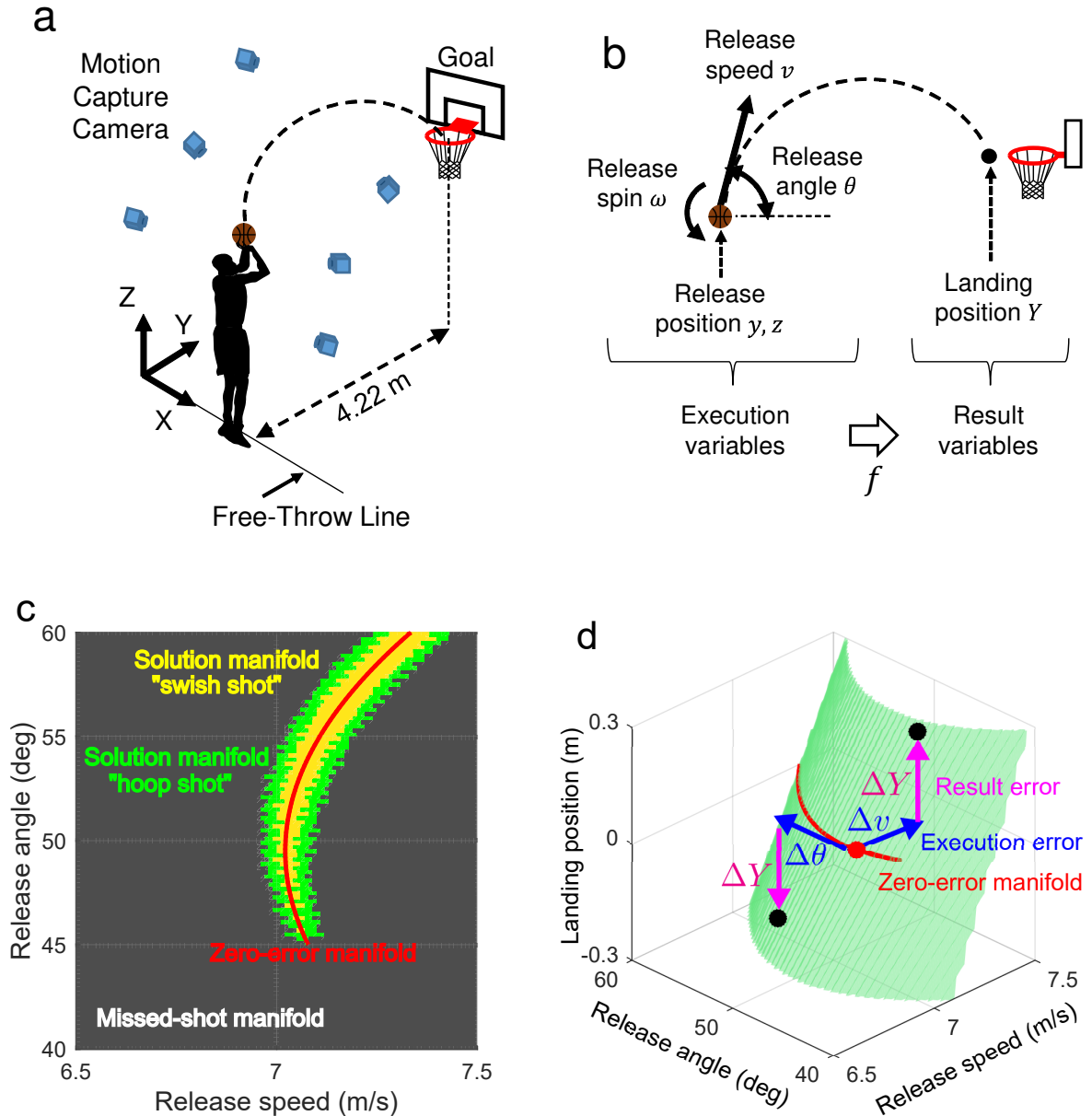


図 3.1: 実験設定と分析の概略の説明図. (a) フリースローシュート課題の実験設定. (b) 実行変数は二次元平面内でのボールのリリーススピード, 角度, 位置, 回転数として定義した. 結果変数はリング高さにおけるボール到達位置として定義した. 結果変数は実行変数の組から軌道を計算することにより決定した. (c) リリーススピードとリリース角度により張られる実行空間における解の集合体. 中心の黄色の領域は Brancazio (1981) の研究に基づいて “swish shot” (*i.e.* リングに接触せずに成功するシュート) を生じる変数の組を表している. それを囲む緑色の領域は “hoop shot” (*i.e.* “swish shot” に対して前後 5 cm の範囲に到達するとして定義されたリングに接触して成功するであろうシュート) を生じる変数の組を表している. (d) ゼロ誤差の方略からの実行誤差  $\Delta\theta, \Delta v$  により生じる結果誤差  $\Delta Y$ . 勾配の大きさは実行誤差が結果誤差にどのくらい伝播するかを示している.



図 3.2: 実験設定の風景

と比較した。最後に、その実行方略の選択を解釈するために、二つの異なるシミュレーションを行った。一つは各被検者のばらつきに従ってシュート成功率を推定し、もう一つは結果に対する実行ノイズの影響を定量化した（図 3.1d）。分析の詳細は以下で述べる。

### 3.2.4 リリース変数

ボールリリース変数（*i.e.* リリーススピード、角度、回転速度、位置）はリリース時刻におけるボール中心から定義された。計算の詳細は、実験 1 に関しては Nakano et al. (2018a) や本論文の前章に、実験 2 に関しては Inaba et al. (2017) にそれぞれ記述されている。

### 3.2.5 ボール軌道のシミュレーション

できるだけ予測されるボール軌道と計測されたボール軌道を一致させるために、式 (3.1) で定義される空力を含めた飛翔中の運動方程式 (Goff, 2013) を用いた。

$$m\mathbf{a} = m\mathbf{g} + \mathbf{f}_D + \mathbf{f}_L \quad (3.1)$$

ここで、 $\mathbf{f}_D$  と  $\mathbf{f}_L$  は抗力と揚力であり、式 (3.2) で定義される。

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_D &= \frac{1}{2} C_D \rho A |\mathbf{v}|^2 \frac{\mathbf{v}}{|\mathbf{v}|} \\ \mathbf{f}_L &= \frac{1}{2} C_L \rho A |\mathbf{v}|^2 \frac{\boldsymbol{\omega} \times \mathbf{v}}{|\boldsymbol{\omega} \times \mathbf{v}|} \end{aligned} \quad (3.2)$$

ここで、 $\rho$  は空気の密度、 $A$ 、 $\mathbf{v}$ 、 $\boldsymbol{\omega}$  はそれぞれボールの断面積、速度ベクトル、角速度ベクトルである。四次のルンゲクッタ法を用いて式 (3.1) を積分することにより軌道を計算した。ルンゲクッタ法における

時間間隔は 0.005 秒とした。Alaways and Hubbard (2001) と同様に、二つの空力係数 ( $C_D$ ,  $C_L$ ) は定数と仮定して、ボール軌道に最もフィットするように推定された。リリースからゴールまでをすべて追従できていた試行は少なかったため、式 (3.2) で示した空力係数の推定にはこのような条件の試行だけを用いた。リリースからゴールまでをすべて追従できていた 10 試行を代表的な試行として、式 (3.3) で示される  $R$ 、すなわちリリースから最終フレームまでの各フレーム（時間間隔 0.005 秒）で実測と予測される中心座標の距離の二乗の和が最小となるように空力係数を決定した。

$$R = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{f_j} |\mathbf{x}_{i,j}^m - \mathbf{x}_{i,j}^p|^2 \quad (3.3)$$

ここで、 $n$  は試行数 (= 10)、 $f_j$  は試行  $j$  におけるフレーム数、 $\mathbf{x}_{i,j}$  は試行  $j$  におけるフレーム  $i$  のボール中心座標であり  $m$  は計測値を、 $p$  は予測値を示す。解の探索範囲は先行研究などから、抗力係数  $C_D$  と揚力係数  $C_L$  ともに 0-1 の範囲とした。この最適化計算は遺伝的アルゴリズム (Whitley, 1994) を用いて行った。ボール軌道の実測と予測は図 3.3a に示す。

### 3.2.6 到達位置に対するリリース変数の相対的な影響度

ある実行変数の組  $\mathbf{x}$  に対するリング高さでのボール到達位置  $Y$  は式 (3.4) で定義されるように計算できる。

$$Y = g(\mathbf{x}) = g(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = g(y, z, \theta, v, \omega_x) \quad (3.4)$$

平均の実行変数の組  $\bar{\mathbf{x}}$  に対する平均のボール到達位置  $\bar{Y}$  は式 (3.5) で定義されるように計算できる。

$$\bar{Y} = g(\bar{\mathbf{x}}) \quad (3.5)$$

ある実行変数  $x_i$  が  $x_i + \Delta x_i$  に変化し他の実行変数  $x_j (j \neq i)$  が一定のとき、つまり  $\bar{\mathbf{x}}$  が  $\Delta \mathbf{x}_i = [0, \dots, \Delta x_i, \dots, 0]$ 、だけ増大するとき、平均の到達位置  $\bar{Y}$  からの変位  $Y$  は式 (3.6) と式 (3.7) を用いて計算された。

$$\Delta Y_i = g(\bar{\mathbf{x}} + \Delta \mathbf{x}_i) - g(\bar{\mathbf{x}}) \quad (3.6)$$

$$\Delta \mathbf{x}_i = [0, \dots, \Delta x_i, \dots, 0] \quad (3.7)$$

ここで、計測されたリリース変数の標準偏差を  $\Delta x_i$  として用いた。以上から、パフォーマンスに対するリリース変数の相対的な影響を  $\Delta Y$  として定義した (図 3.3b)。 $\theta$ ,  $v$  に比べて  $y$ ,  $z$ ,  $\omega$  の到達位置に対する影響は小さかった。加えて、リリース角度の増大につれて  $\theta$  の影響は急激に増大する。したがって以降の分析では、問題を単純化して、かつ解の集合体における変数を視覚化するために、リリーススピード  $v$  とリリース角度  $\theta$  を変数と考え、他の変数を各参加者の平均値として一定と仮定した。この考え方は下手投げ課題 (Dupuy et al., 2000) での研究にも支持されている。

### 3.2.7 実行変数と解の集合体

すべてのリリース変数の組に対して、式 (3.1) を用いて軌道結果が計算できる。成功するシュートを作成するために必要なリリース変数の組は実行空間における解の集合体として描ける (Müller and



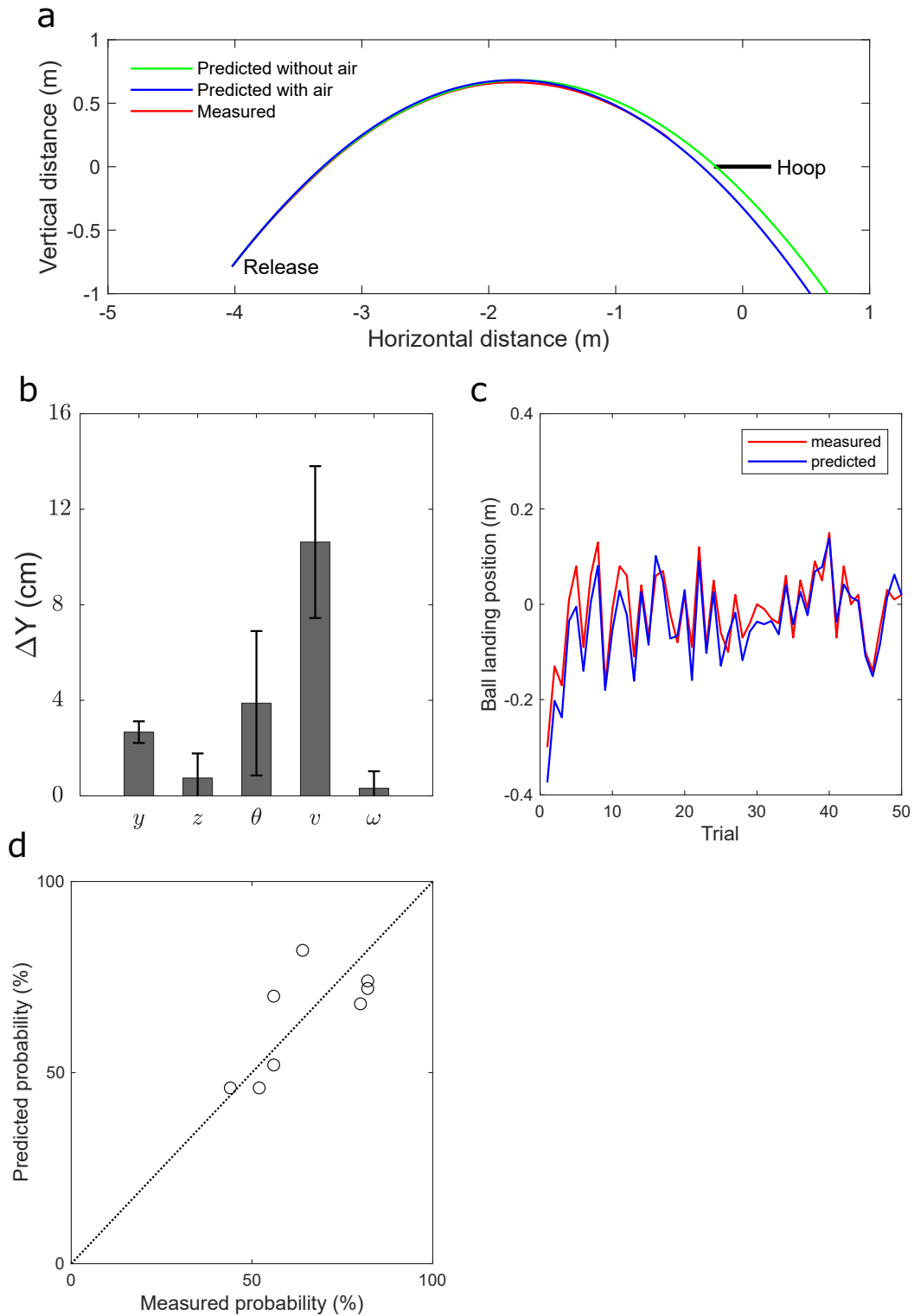


図 3.3: シミュレーション分析の妥当性を確認するための準備的な分析結果。(a) ボール軌道の実測と予測。(b) 到達位置に対するリリース変数の影響。以降の結果は二つのリリーススピードとリリース角度を変数と仮定し、他の変数を一定と仮定した。(c) 代表的な参加者の 50 試行の到達位置に関する実測値と予測値。ゼロはリング中心を表している。(d) 各参加者のシュート成功確率に関する実測値と予測値。

Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009; Sternad et al., 2011). すべての参加者の実行変数を描画するために、リリーススピードとリリース角度の二つの範囲を設定した。リリーススピードとリリース角度の局所的な範囲 (Local) は 6.5-7.5 m/s と 40-60°, 大局的な範囲 (Global) は 6-10 m/s と 40-80° とした。次に、それらの範囲は 100 の等しい幅に分割した (*i.e.* 101 × 101 の領域)。各  $(v_i, \theta_j)$  ( $i = 1, 2, \dots, 101, j = 1, 2, \dots, 101$ ) に対して、シミュレーションされるシュートの成功または失敗は Brancazio (1981) の研究に基づいて決定された。この研究では与えられたボール入射角度に対して、ボールとリング間の許容誤差が定式化された。リリーススピードとリリース角度により張られる実行空間における解の集合体を図 3.1c に示している。中心の黄色の領域は Brancazio (1981) の研究に基づいて “swish shot” (*i.e.* リングに接触せずに成功するシュート) を生じる変数の組を表している。それを囲む緑色の領域は “hoop shot” (*i.e.* リングに接触して成功するであろうシュート) を生じる変数の組を表しており、これは “swish shot” に対して前後 5 cm の範囲に到達するシュートとして定義した。赤色の曲線は誤差ゼロ (リング中心に到達) を生じる変数の組を表している。

### 3.2.8 シュート成功確率の予測

最適な方略を特定するために、統計的な分布を利用して成功確率を推定した。まず、測定されたリリーススピードとリリース角度の組  $\mathbf{x} = (v, \theta)^T$  の共分散行列  $\Sigma_0$  が得られる。各  $(v_i, \theta_j)$  ( $i = 1, 2, \dots, 101, j = 1, 2, \dots, 101$ ) に対して、リリース変数の変動を信号依存ノイズ (*i.e.* スピードに比例する変動) として式 (3.8) のようにモデル化した。

$$\Sigma_{i,j} = \Sigma_0 \times \frac{v_i}{\bar{v}} \quad (3.8)$$

この共分散行列に基づいて、 $\mathbf{x}_{i,j} = (v_i, \theta_j)$  を平均とする、式 (3.9) で与えられる確率密度関数で表される二変量正規分布から  $N$  試行をランダムに生成した。

$$p_{i,j} = p(v_i, \theta_j) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma_{i,j}|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{i,j})^T \Sigma_{i,j}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{i,j})\right) \quad (3.9)$$

確率  $P(v_i, \theta_j)$  は、ランダムに生成した  $N$  試行それぞれに対して 3.2.7 で述べた方法に基づいてシュートが成功か失敗かを決定し、成功したシュート数  $N_{\text{in}}$  を数えることにより、式 (3.10) で算出した。

$$P_{i,j} = P(v_i, \theta_j) = \frac{N_{\text{in}}}{N} \quad (3.10)$$

ここで、 $N$  は 1000 と設定した。

### 3.2.9 実行誤差の結果誤差への伝播

各方略において、実行誤差がどのように結果誤差に伝播されるか (*i.e.* 1° や 0.1 m/s の誤差が到達位置にどれくらい影響するか) を特定するために (図 3.1d)), 誤差伝播の指標を定義した。リングの高さにおける予測されるボール到達位置は式 (3.11) で計算される。

$$y = \tilde{g}(v, \theta) \quad (3.11)$$

リリース変数の誤差に関連する到達位置の小さな誤差  $\delta y$  は式 (3.12) の線形近似を用いて推定した。

$$\delta y = \mathbf{J} \begin{pmatrix} \delta v \\ \delta \theta \end{pmatrix} = (\lambda_v \quad \lambda_\theta) \begin{pmatrix} \delta v \\ \delta \theta \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

ここで、 $\lambda_v = \frac{\partial y}{\partial v}$ 、 $\lambda_\theta = \frac{\partial y}{\partial \theta}$  と、ヤコビアン  $\mathbf{J}$  は、様々な角度での誤差伝播を検証するためにゼロ誤差の集合体 (*i.e.* 図 3.1d における赤色の曲線で示される解の集合体の中心) の近傍で計算された。  $v$  と  $\theta$  の項の単位を一致させるために、式 (3.13) で定義される実行誤差の到達位置への影響を示す誤差伝播の指標を採用した。

$$(\lambda_v \cdot \Delta v)^2 + (\lambda_\theta \cdot \Delta \theta)^2 \quad (3.13)$$

ここで、 $\Delta v$  と  $\Delta \theta$  は各参加者の標準偏差と設定した。

### 3.3 結果

図 3.3c は代表的な参加者 (参加者 E) の 50 試行の実測と予測されるボール到達位置を表している。これらの結果は、予測されるボール到達位置は計測されたボール到達位置に概ね一致することを示している。すべての参加者でのボール到達位置の絶対誤差は  $0.040 \pm 0.019$  m ( $4.0 \pm 1.9$  cm) である。図 3.3d はすべての参加者でのシュート成功確率の予測値と実測値を表している。ここで、成功するシュートは “swish shot” (図 3.1c における黄色の領域) と “hoop shot” (図 3.1c における緑色の領域) の両方を含んでいる。予測されるシュート成功確率は計測されたシュート成功確率に概ね一致している (*c.f.* ピアソンの相関係数は  $r = 0.70$ ,  $p = 0.05$ )。したがって、ボール軌道のシミュレーションでは二つのリリース変数 (リリーススピードとリリース角度) を変数と想定し、他の変数を定数と想定した。ただし、実際の成功確率と予測される成功確率は完全には一致しないなどの点も見られるため、この予測の正確度に関して付録 C でさらに検証した。本研究の結果を考察し、結論を導くために十分な正確度であることを確認した (付録 C)。

図 3.4, 3.5, 3.6 は変数の Global な範囲と Local な範囲の形式での代表的な参加者に対する解の集合体と全試行の実行変数を表している。その解の集合体は各参加者に対して描かれており、それらは同一ではないことに注意が必要である。Global な範囲における実行変数の分布に関して (図 3.4, 3.5, 3.6 の左側)、すべての参加者はより大きなリリーススピードよりも最小スピード近傍の方略を好んでいた。さらに、最小スピードの角度  $\theta_{v_{\min}}$  からの平均の角度  $\bar{\theta}$  の変位の平均値は、全参加者でゼロに近く ( $2.8 \pm 3.1^\circ$ )、最大の参加者でも  $7.2^\circ$  であった。  $60^\circ$  以上の角度の方略 (*i.e.* より高い軌道) を用いる参加者はいなかった。

加えて、最小スピード近傍の方略の利点を説明するために、誤差伝播の指標  $(\lambda_v \cdot \Delta v)^2 + (\lambda_\theta \cdot \Delta \theta)^2$  を計算した。図 3.7 を見ると、リリース角度の誤差伝播が最小スピードの角度 (この参加者では  $49.6^\circ$ ) で最小となり (*i.e.* 角度誤差に鈍感)、その最小スピードの角度からの角度の変位が大きくなるにつれて急激に大きくなることがわかる (*i.e.* 角度誤差により敏感になる)。さらに図 3.7 から、リリース角度の増大につれてリリーススピードの誤差伝播は単調に緩慢に減少していく (*i.e.* スピード誤差により鈍感になる) こともわかる。ゆえに、誤差伝播の指標  $(\lambda_v \cdot \Delta v)^2 + (\lambda_\theta \cdot \Delta \theta)^2$  は最小スピード近傍の角度 (この参加者では  $51.2^\circ$ ) で最小となる。したがって、最小スピード近傍の方略を用いることがパフォーマンス結果を実行誤差に対して非鋭敏にしている。

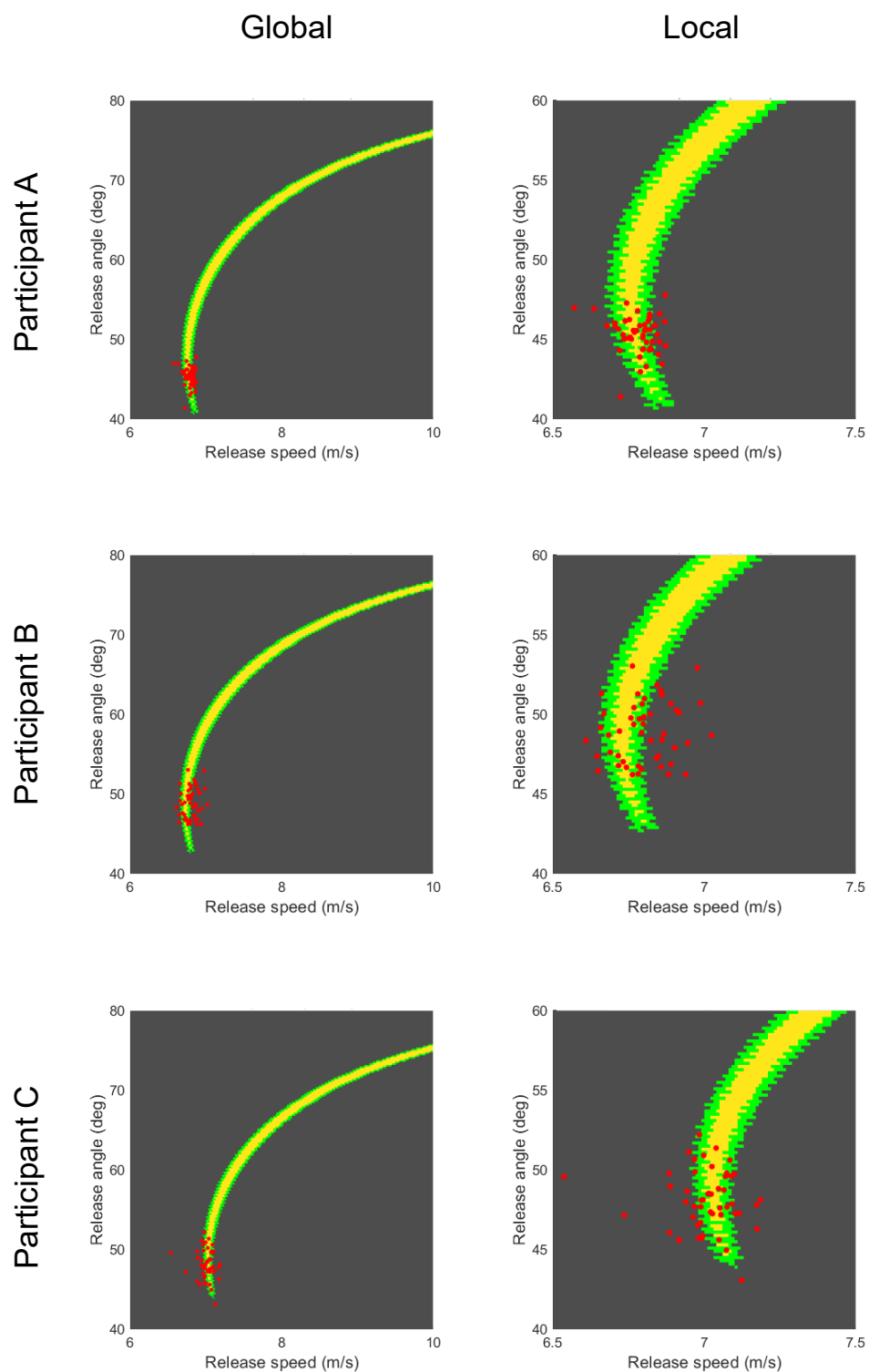


図 3.4: 被検者 A, B, C の実行変数と解の集合体. 左と右のパネルはそれぞれ Global と Local の範囲での結果を示す. 中心の黄色の領域は Brancazio (1981) の研究に基づいて “swish shot” (*i.e.* リングに接触せずに成功するシュート) を生じる変数の組を表している. それを囲む緑色の領域は “hoop shot” (*i.e.* “swish shot” に対して前後 5 cm の範囲に到達すると定義されたリングに接触して成功するであろうシュート) を生じる変数の組を表している. 赤色の円記号は実際の実行変数を表している.

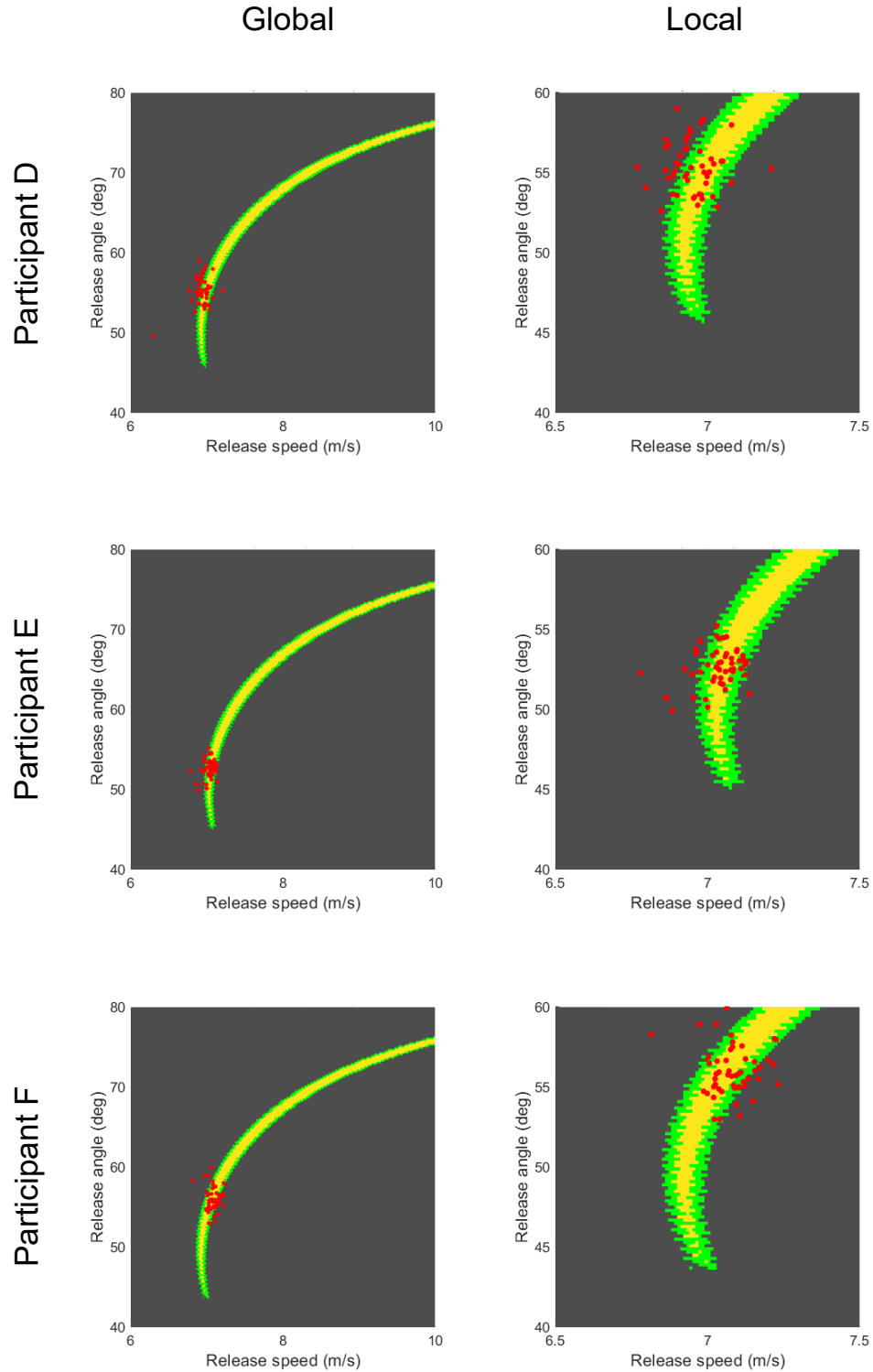


図 3.5: 被検者 D, E, F の実行変数と解の集合体. 左と右のパネルはそれぞれ Global と Local の範囲での結果を示す. 中心の黄色の領域は Brancazio (1981) の研究に基づいて “swish shot” (*i.e.* リングに接触せずに成功するシュート) を生じる変数の組を表している. それを囲む緑色の領域は “hoop shot” (*i.e.* “swish shot” に対して前後 5 cm の範囲に到達すると定義されたリングに接触して成功するであろうシュート) を生じる変数の組を表している. 赤色の円記号は実際の実行変数を表している.

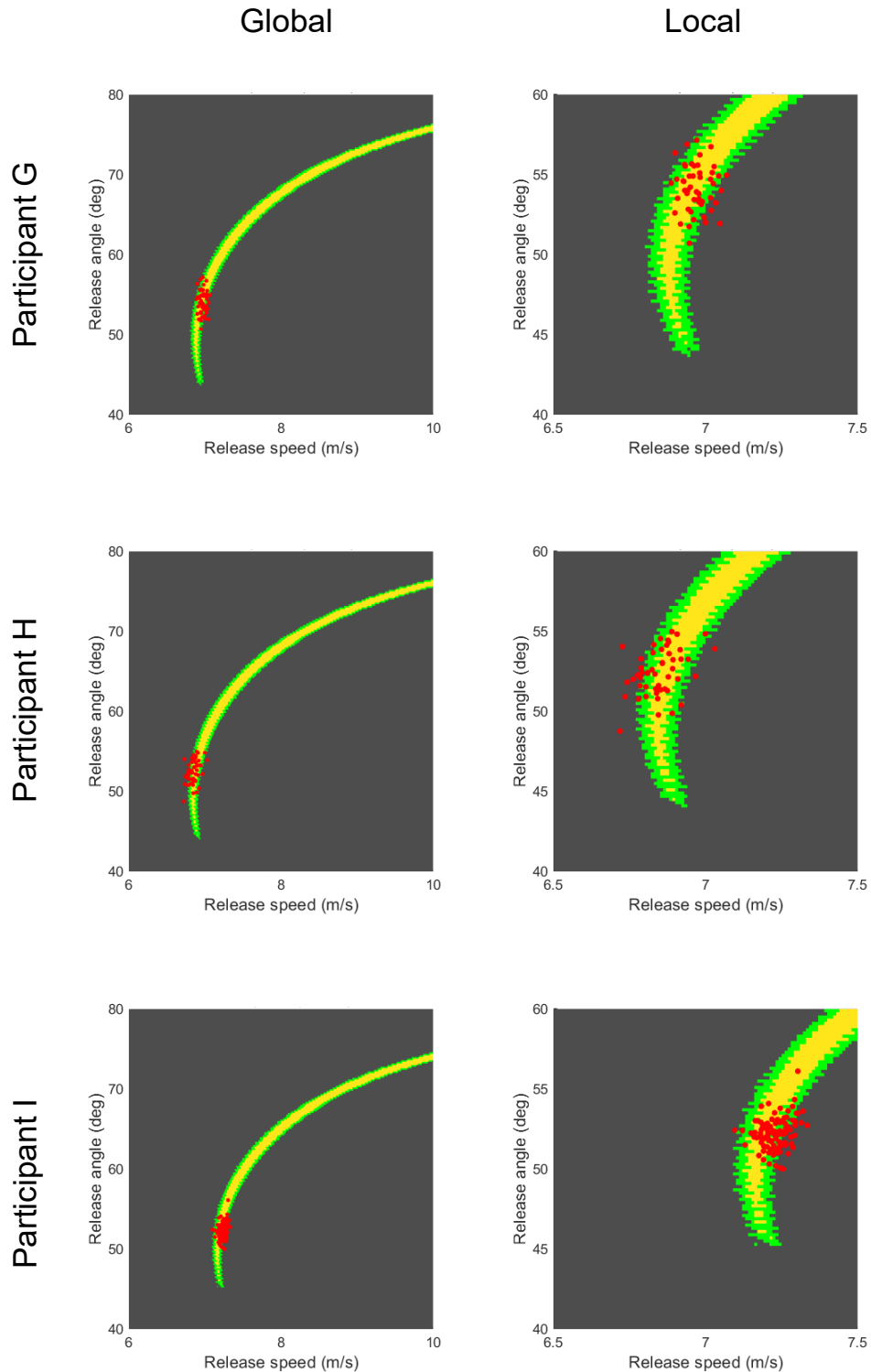


図 3.6: 被検者 G, H, I の実行変数と解の集合体. 左と右のパネルはそれぞれ Global と Local の範囲での結果を示す. 中心の黄色の領域は Brancazio (1981) の研究に基づいて “swish shot” (*i.e.* リングに接触せずに成功するシュート) を生じる変数の組を表している. それを囲む緑色の領域は “hoop shot” (*i.e.* “swish shot” に対して前後 5 cm の範囲に到達するとして定義されたリングに接触して成功するであろうシュート) を生じる変数の組を表している. 赤色の円記号は実際の実行変数を表している.

図 3.8, 3.9, 3.10 は変数の Global な範囲と Local な範囲の形式での各  $(v_i, \theta_j)$  に対するシミュレーションされた成功確率を表している。最も高い成功確率を達成するための最適な方略は、最小スピードの角度よりも大きな角度（この参加者では  $60.8^\circ$ ）での解であることがわかった。このシミュレーション結果（図 3.8, 3.9, 3.10）と実際に計測されたりリリースの方略（図 3.4, 3.5, 3.6 と表 3.1）を比較すると、最も高い成功確率を達成するための最適なりリリース角度は実際のリリース角度よりも大きい傾向にあり、これは高い成功確率を出した参加者では特に当てはまった。

Local な範囲における実行変数の分布に関して（図 3.4, 3.5, 3.6 の右側）、選択された方略は厳密に最小スピードではなかった。全被検者に対する最小スピードの角度  $\theta_{v_{\min}}$  からの平均の角度  $\bar{\theta}$  の変位を表 3.1 に示した。各被検者に対する計測された方略と最小スピードの方略の変位は  $-2.1^\circ$  から  $7.2^\circ$  であった。ほとんどの参加者は最小スピードの角度よりも若干大きい角度を選択していた。

表 3.1: 各参加者の実験中に計測された成功確率と、平均角度  $\bar{\theta}$ 、最小スピードの角度  $\theta_{v_{\min}}$  からの平均角度  $\bar{\theta}$  の変位。

Participant	Probability (%)	$\bar{\theta}$ (deg)	$\bar{\theta} - \theta_{v_{\min}}$ (deg)
A	82	45.3	-2.1
B	52	48.9	0.5
C	44	48.1	-0.9
D	56	55.3	5.3
E	82	52.7	3.3
F	56	56.0	7.2
G	64	54.2	5.4
H	82	52.5	3.5
I	99	52.3	3.1
Mean $\pm$ SD			2.8 $\pm$ 3.1

## 3.4 考察

本研究の目的はフリースローシュートにおけるパフォーマンスを高めるための熟練者の方略を解明することであった。それゆえ、選手たちは信号依存ノイズを最小化するためにリリーススピードを最小化するという仮説と、シュート確率を最大化するためのリリース変数を選択するという仮説の二つを検証した。この目的のため、計測されたりリリース変数を解の集合体 (Müller and Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009) と比較した。なぜなら解の集合体は、冗長なあり得る解の組から被検者が選択した方略の特定を促進するためである。実行された方略選択を理論的に解釈するために、次にシミュレーションを行い、そこでは信号依存ノイズを仮定した。先行研究では力と力の変動の関係が線形であると報告した研究 (Newell and Carlton, 1988) と指数関数などの非線形であると報告した研究 (Slifkin and Newell, 2000) の両方がある。しかし、指数関数関係であると示した研究でさえ、その関数の係数は線形関係に近い。加

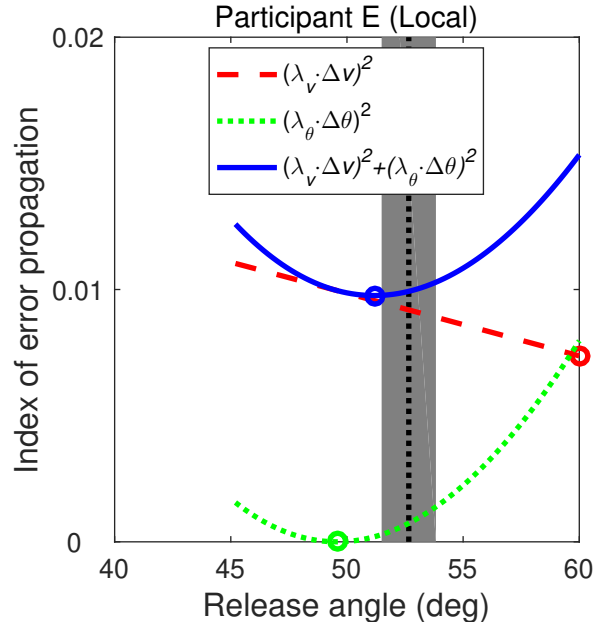


図 3.7: 式 (3.13) で定義される誤差伝播の指標. 赤色の破線と緑色の点線は  $v$  と  $\theta$  の個別の誤差の影響を示す. 青の実線は誤差伝播の指標を示す. 円は各線に対する最小値を示す. 黒の点線と灰色の領域は各参加者のリリース角度の平均と標準偏差を表している.

えて、力発揮課題において最大発揮力の 0% から 100% までの全範囲を検証した研究と異なり、本研究のフリースロー課題のシミュレーションでは力発揮の狭い範囲 (*i.e.* リリーススピードで 6-10 m/s) を検証している. この線形・非線形関係のシミュレーション結果への影響は小さいことも追加のシミュレーションにおいて分かった (付録 B). 追加のシミュレーションにおいて、スピード依存ノイズモデルと一定ノイズモデルを仮定したとき、スピード依存ノイズを用いたときに予測されるシュート確率は、スピード依存ノイズを用いたときのシュート確率とあまり変わらないことが分かった. このことは、すべての被検者が用いたリリーススピードの局所的な範囲において特に当てはまった. したがって、リリーススピードの線形ノイズモデルは本研究に適していると考えられる.

### 3.4.1 仮説 1: 選手たちはリリーススピードを最小化する

バスケットボールのシュートに関する先行研究において最小スピードの方略が提案されてきた (Brancazio, 1981; Miller and Bartlett, 1996; Robins et al., 2006). その方略の要因はエネルギー消費を最小化することと認識されてきたが、これらは推測に留まっており定量的に示されていない. エネルギー消費・エネルギーコストという概念は、計算論的神経科学において基本的には筋活動度や運動指令の二乗の形式を取る (O'Sullivan et al., 2009; Guigon et al., 2007). 投動作に関するシミュレーション研究では、ボールリリーススピードに依存したノイズが生じると仮定してモデル化している (Sternad et al., 2011; Venkadesan and Mahadevan, 2017). これは信号依存ノイズモデルを仮定したシミュレーションによりヒト運動制御メカニズムを解明してきた先行研究に基づいている (Harris and Wolpert, 1998; Todorov and Jordan, 2002). 以上のことから本研究では、リリーススピードに比例したノイズが生じる



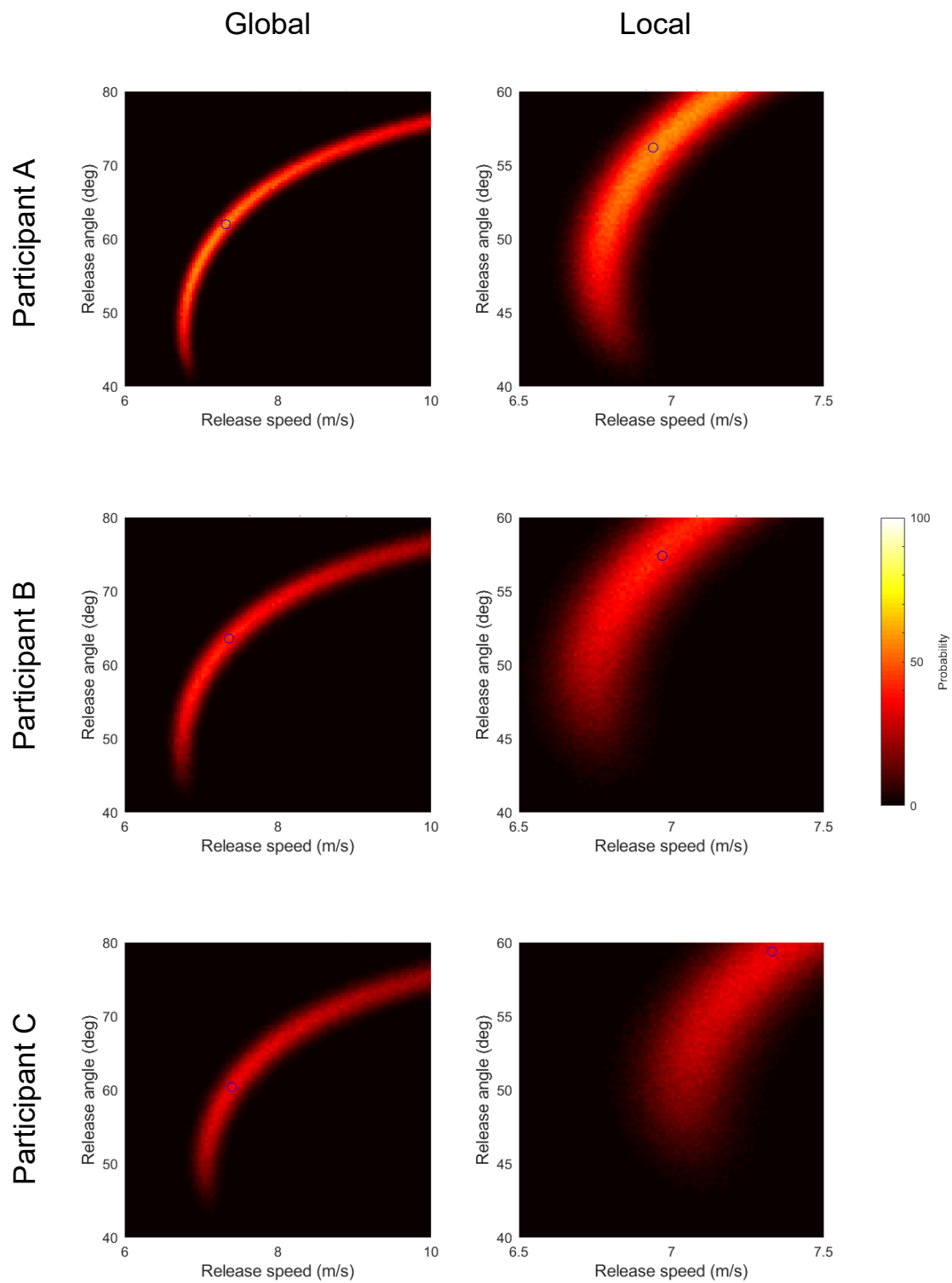


図 3.8: 式 (3.10) で推定される被検者 A, B, C のスピード依存ノイズを用いたシュート成功確率シミュレーション. 左と右のパネルはそれぞれ Global と Local の範囲での結果を示す. 青色の円は各パネル内におけるシミュレーションされる成功確率が最大となる点を示す.

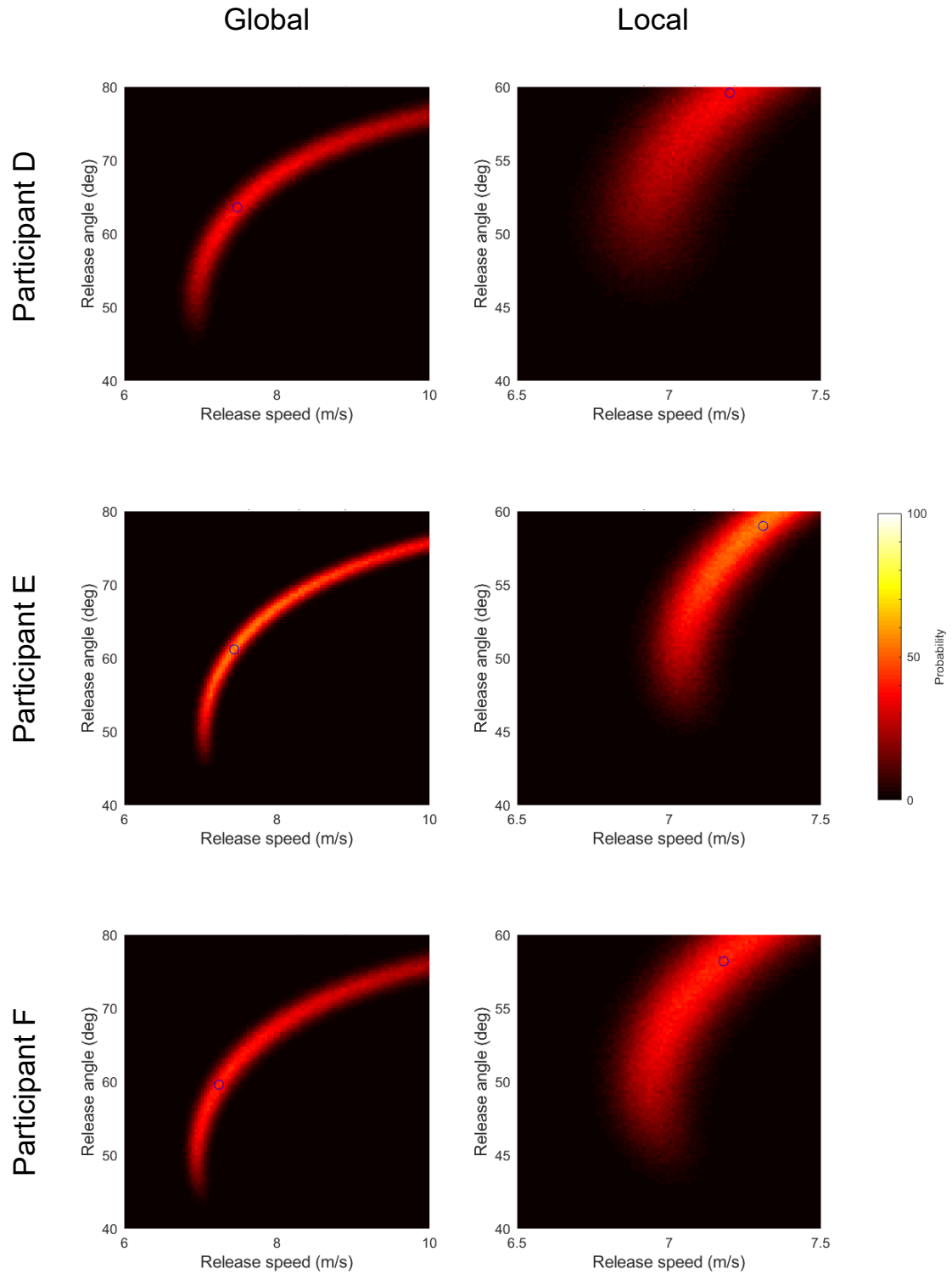


図 3.9: 式 (3.10) で推定される被検者 D, E, F のスピード依存ノイズを用いたシュート成功確率シミュレーション. 左と右のパネルはそれぞれ Global と Local の範囲での結果を示す. 青色の円は各パネル内におけるシミュレーションされる成功確率が最大となる点を示す.

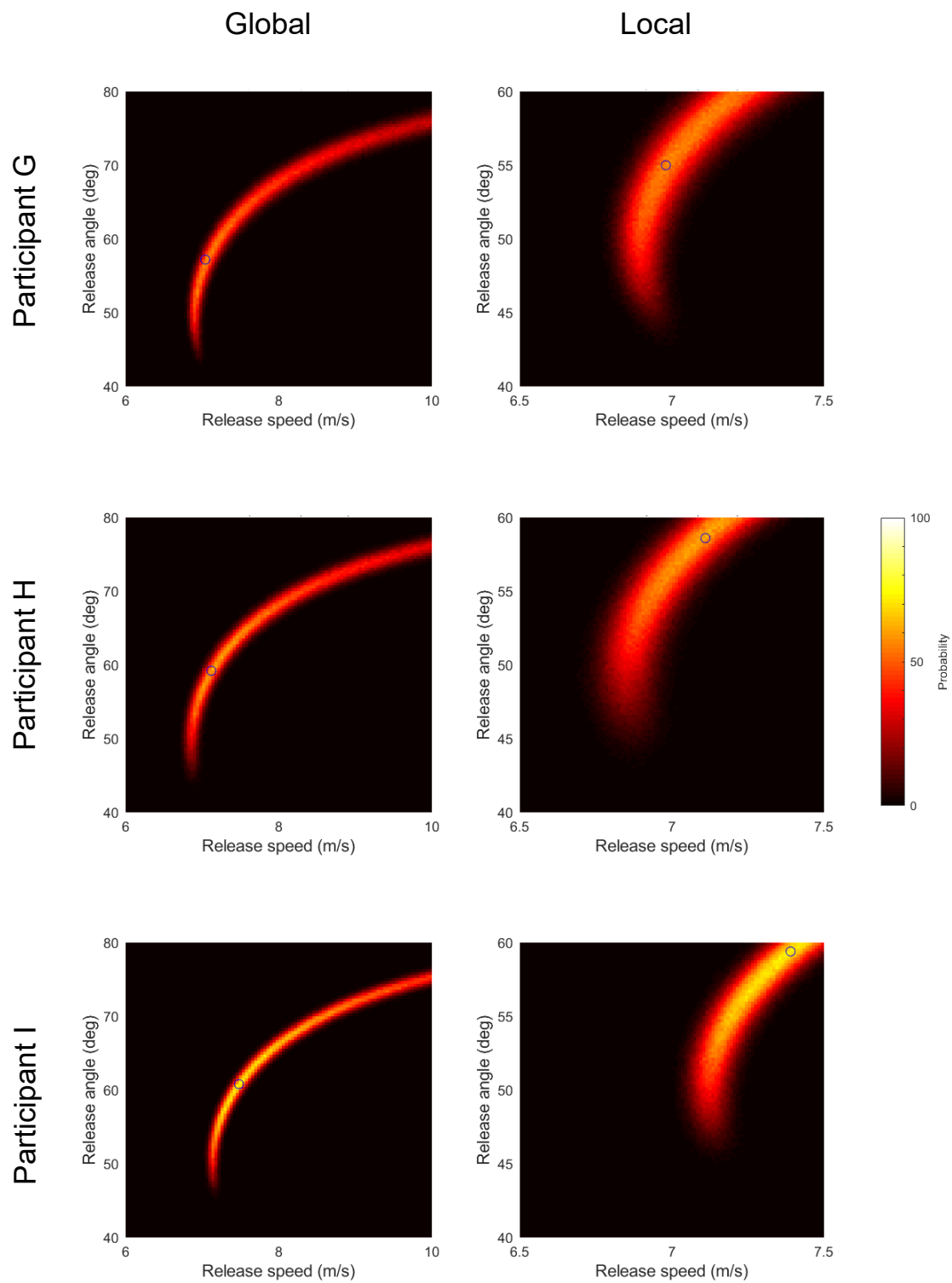


図 3.10: 式 (3.10) で推定される被検者 G, H, I のスピード依存ノイズを用いたシュート成功確率シミュレーション. 左と右のパネルはそれぞれ Global と Local の範囲での結果を示す. 青色の円は各パネル内におけるシミュレーションされる成功確率が最大となる点を示す.

ことを仮定した信号依存ノイズモデルを用いてシミュレーションにより方略を決定する要因を検証した。

実行変数の Global な範囲によると (図 3.4, 3.5, 3.6), すべての参加者は最小スピード近傍の方略を用いていた。この結果は, 4-8 m の距離にある床上のターゲットに向かって物体を投げる *petanque* を模した正確な下手投げ課題の研究と一致する。一見するとこの結果は, *skittles* を模した仮想的な投課題における最小スピードの解よりも誤差に頑健な解を選択するという先行研究 (Sternad et al., 2011) に矛盾するように思える。この不一致は各課題に対する解の集合体の異なる形状に起因するだろう。このフリースロー課題における解の集合体は, 最小スピード近傍の角度を用いることでリリース角度の誤差伝播が最小化されることを示している (図 3.7)。このことは, 最小スピード近傍の方略を選択するときリリース角度の誤差に鈍感にする。反対に, 仮想的な *skittles* 課題における解の集合体 (Sternad et al. (2011) における実験 2) は, リリーススピードの誤差伝播がリリース角度のそれに比べてずっと小さいことを示しており, これにより参加者はリリーススピードを自由に選択できるようになる。両方の研究で, 選手たちはパフォーマンスに対する誤差の影響が小さい変数を調節することに対してほとんど注意せず, 他の変数を調節することに焦点を当てているということが考えられる。

選手たちが様々な距離からシュート軌道を選択する際に, 最小スピード近傍の方略は利点があるだろう。試合の状況では, 選手たちは様々な距離からシュートを打つ必要があり, 各場所に対して自身のばらつきを考慮して最適な角度を計算することは困難だろう。選手たちが三つの異なる距離からジャンプシュートを打つ筆者の先行研究では, 距離条件間でリリーススピードは有意に異なったが, リリース角度に差は認められなかった (Nakano et al., 2018a)。選手たちは最小スピード近傍の角度の軌道を用いることでリリーススピードを調節することに焦点をあてている可能性がある。ただし, 試合において守備者がシュートを打つ攻撃者の非常に近くにいる時にはその攻撃者はその方略を用いるとは限らないことには注意が必要である。なぜなら守備者の存在下では守備者にシュートを防がれるのを避けるために大きなリリース角度を用いる (Rojas et al., 2000) からである。

### 3.4.2 仮説 2: 選手たちはシュート確率を最大化する

Local な範囲でのシュート確率シミュレーション結果から, 信号依存ノイズを最小化するためにリリーススピードを最小化しても, 最大確率となる方略からは離れる, つまり成功確率の向上に貢献しないことが分かる (図 3.8, 3.9, 3.10 の右側)。この要因として考えられることは, 一定条件の課題における局所的な範囲でのパフォーマンスに対する信号依存ノイズの影響はあまりないということです。なぜなら, 実際に参加者に選択されているフリースロー課題におけるリリーススピードの Local な範囲はとても小さいことに加えて, スピードとスピード依存ノイズが増大する (*i.e.* より高い軌道) につれてリリーススピードの誤差伝播は減少する (図 3.7) ためです。したがって, 観察されたリリーススピードを最小化することの要因は, 信号依存ノイズ自体を小さくすることが貢献しているというよりも, リリース変数の誤差伝播を最小化することが貢献していると考えられる。さらに, リリース前後のボール変数の軌跡が解の集合体の最小スピード近傍に適していることが示され (付録 D), リリース時刻前後のボールの挙動も, リリースの誤差の影響を低減するために最小スピード近傍の方略を用いることを支持している。

最適な方略を予測するために, 実験中に計測された各参加者のばらつきを正規分布を用いてモデル化することによりシミュレーション分析を行った。これは高速の指差し課題などの課題における意思決定研究

(Trommershäuser et al., 2003, 2005) と類似している考え方である。報酬とリスクの存在下での指差し課題では実際の方略が期待値を最大化する方略と一致するという報告があるが (Trommershäuser et al., 2003, 2005), 本研究の参加者のほとんどは最高確率となる方略とは異なる方略を選択していた。運動制御において個人の志向や経験に基づく非最適性も近年では論じられている。例えば、高速に狙う動作における個人のふるまいは、期待値を最大化することに関して準最適で、動作選択のリスク志向性により説明され (Nagengast et al., 2010, 2011), これは多くの練習を通じても維持される (Ota et al., 2016)。さらに、腕到達運動における個人の運動誤差に関する各自の内部モデルは練習後でも不正確であることもある (Zhang et al., 2013, 2015)。したがって、フリースロー実験における参加者が本研究で仮定した正確なノイズモデルを持っていなかった可能性もある。

### 3.4.3 二つの仮説の統合

一見すると、結果は仮説 1 を支持しているように見える (図 3.4, 3.5, 3.6 と 図 3.7)。しかし、二つの仮説は関連しているため、二つの仮説のうち一つだけが棄却されたり受理されたりすべきではない。このリリーススピードとシュート確率の関係は、身体運動研究において運動に対して提案されるコスト関数は努力度のコスト (何らかの形の活動度) とばらつきのコスト (パフォーマンスの正確性) と類似している。O'Sullivan et al. (2009) の両手での力発揮課題において、それら二つのコストの相対的な重要性が分解して推定されたが、それら二つのコストは普通関連し合っており分解できない。パフォーマンスに対して努力度のコスト自身が貢献しているのか、同時にばらつきのコストも貢献しているのかを理解することは重要である。本研究では、信号依存ノイズ自体を低減することの代わりに、リリース変数の誤差伝播を低減することに起因してリリーススピードを最小化していた。言い換えると、参加者により用いられた方略は「最小スピード近傍の方略」であると同時に「最小誤差伝播の方略」でもある。

### 3.4.4 限界

熟練選手の方略は最小スピード近傍の角度を用いることであったが、Local な範囲では厳密には最小ではない (図 3.4, 3.5, 3.6 と表 3.1)。この差は最小スピードの方略から最高確率の方略 (図 3.8, 3.9, 3.10) へのわずかなシフトかもしれないが、現状ではこの理由は明らかではない。

また、本研究で仮定したノイズモデルが正しいと決定することはできない (*e.g.* リリーススピード中のノイズの線形性やリリース変数の正規性)。そのため、考えられる異なるパターンのノイズモデルについて同様のシミュレーションを行い、補完的な検証を行った (付録 B)。しかし、ノイズの特徴をより良く理解するためには、追加の実験が必要であり、そこでは様々なスピードでのリリーススピードとリリース角度のノイズを計測するための多数回の試行を行う必要があるだろう。

本研究はボールリリース変数の分析に限定した。ヒトの運動のキネマティクスやキネティクスは本研究の対象を超えている。選手たちが三つの異なる距離からシュートを実施した筆者の先行研究では、下肢はエネルギー出力を増減する役割を持ち、上肢はボールに伝達されるエネルギーのばらつきを補償する役割を持つことが示唆されていた (Nakano et al., 2018a)。したがって、正確なフリースローシュートや類似の狙う動作の背後にある要因をキネマティクスやキネティクスのレベルでさらなる解明が必要である。

### 3.5 結論

バスケットボール選手のフリースロー動作においては、個人のばらつきに基づいてシミュレーションされた最適な方略よりも最小スピード近傍の解が選択されていた。この最小スピード近傍の方略は、信号依存ノイズ自体を低減して成功率を高めるよりもリリース変数の誤差伝播を低減することに貢献することが明らかになった。これは、リリース誤差に頑健な方略を用いることでリリーススピードを調節することに重きを置いていることを示唆している。

## 第4章

# 同一距離のシュートにおける距離調節機序の個人間の差

3章では同一距離におけるフリースローの動作分析を通じて、同一距離のシュートにおける距離調節機序を解明した。同一距離のシュートにおける距離調節について、大局的に熟練者に共通する方略を解明することができたが、局所的には個人ごとに異なる違いも見られた。よって4章では、さらにミクロなレベルである同一距離のシュートにおける距離調節機序の個人間の差を検証する。

### 4.1 背景

目標指向性運動を達成するためには冗長な（豊富な）解が存在する（*i.e.* パフォーマーは様々な方法で運動を達成できる）。例えばハンマーで鉄を打つ動作では、振るハンマーが通る軌跡も一つではないし、鉄にハンマーを当てる瞬間の腕の関節角度も一つではないが、運動を達成することができる（Bernstein, 1967）。特に投動作などの多自由度を持つ複雑な運動では個人に依存した動作の変動が大きいいため、複数の動作方略が観察されることは驚きではない。少数のケーススタディ研究では個人の分析に焦点を当てているが（Ball and Best, 2012; Buckley, 2000; Salo and Bezodis, 2004; Litzenberger et al., 2016）、バイオメカニクス研究やモーターコントロール研究における慣習的なパラダイムでは全員に共通する方略を示すことを目指してきた（Glazier and Mehdizadeh, 2019）。Glazier and Mehdizadeh (2019) は、従来のバイオメカニクスにおける集団ベースの分析は個人間の違いを隠してしまいうため一般的・平均的な情報しか得られないことや、個人のパラメータに基づいたシミュレーションを利用することで各個人の向上すべき課題の特定を可能にしようことを主張している。

各被検者に対して、多数回の試行を計測して、個人内の分布やばらつきについて検証することが有益であると考えられる。スポーツにおいても個人内の変数のばらつきは単なるノイズだけではなく、各要素の協調関係や運動方略を表しうる（Bartlett et al., 2007; Davids et al., 2003）。このような運動のばらつきの特徴を理解するために、いくつかの理論的な方法が提案されてきた。一つのアクションが一つのパフォーマンスを決定するので、アクションからパフォーマンスへの写像（関数）が一つに定義できる。このアクションからパフォーマンスへの写像・関数に基づくことで、アクションレベルでの変数の変動がパフォーマンスレベルの変数にどう影響するかを評価することができる。先駆的な研究であ

る uncontrolled manifold (UCM) 解析 (Scholz and Schöner, 1999; Latash et al., 2002) や、その拡張的な研究である goal equivalent manifold (GEM) 解析 (Cusumano and Cesari, 2006; Cusumano and Dingwell, 2013; John et al., 2016) では、アクションからパフォーマンスへの関数のヤコビ行列（一階微分）を用いて、実行空間における変数の変動をタスク関連成分とタスク非関連成分に分解して定量化した。Sternad らは解の集合体（ある運動課題を達成するための豊富な解の組み合わせ）と tolerance, noise, covariation (TNC) 解析を開発し、運動パフォーマンスに貢献する三つの異なる要素に分解した (Müller and Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009)。より最近では、アクションからパフォーマンスへの関数のヤコビ行列を用いて最も正確性が高くなる速度が存在することをシミュレーションで説明した研究 (Venkadesan and Mahadevan, 2017) や、アクションからパフォーマンスへの関数のヘッセ行列（二階微分）を用いて多自由度の投動作における被検者ごとのリリースの特徴を特定した研究 (Tommasino et al., 2019) がある。

熟練バスケットボール選手がフリースローを 50 試行ずつ行った筆者の先行研究では、局所的な個人ごとの違いに関しては評価できておらず、さらなる検証が必要であった (Nakano et al., 2020)。本研究ではバスケットボールのフリースローにおいて、パフォーマンスの差を生み出す各個人のリリースの特徴を解明することを目指す。

上で記述した理論的アプローチを用いるときはアクションからパフォーマンスへの関数ができるだけ正確であることが望ましい。バスケットボールのシュートでは、空気の影響を無視するとボール到達位置が実際と離れてしまうため、空気の影響を考慮して軌道をシミュレーションするべきと考えられる。アクションからパフォーマンスへの関数を陽に定式化することができないため、陽関数を必要とする方法は直接には適用できない。そこで、本研究では陽関数を必要としない TNC 解析を利用し、パフォーマンスの差を生み出す各個人のリリースの特徴を解明することとする。

TNC 解析では二つのデータセット間のパフォーマンスの差を、三つの貢献成分 (tolerance, noise, covariation) に分解して評価する方法である。Müller and Sternad (2004) では運動学習前のデータと比較して、運動学習中または運動学習後のデータが三つの貢献成分それぞれがどの程度向上しているのかを評価した。Cohen and Sternad (2009) では実際の運動データから三つの観点ごとに最適化したデータと比較することで、仮想的な最適パフォーマンスのために不足している程度を評価した。後者の最適化計算を用いる方法の場合では、noise の評価が各被検者の方略の良し悪しに依存してしまい評価が不適切なことが問題であった (Nakano et al., 2018b)。そのため、本研究では実際のデータを使うこととし、最初に提案された方法 (Müller and Sternad, 2004) を用いた。

TNC 解析を用いた上記の目的の解明のために、具体的には二段階の比較・分析を行う。まず、トップレベル選手を理想的なアクションと仮定しそれと比較して、各選手どの要素がどの程度足りていないかを特定する。次に、その結果を解釈するために、算出される貢献要素が試行間フィードバックを反映している指標なのかを特定する。



## 4.2 方法

### 4.2.1 参加者

8名の男子大学バスケットボール選手と、1名の男子プロ選手が実験に参加した。詳細は3.2.1と同様である。

### 4.2.2 データ収集

実験1では二つの条件でフリースローを行った。通常通りの状態でシュートを行いパフォーマンス結果を確認できるフィードバックあり条件（FB条件）と、シュートリリース後にパフォーマンス結果を確認しないフィードバックなし条件（NF条件）を行った。NF条件では、ボールをリリースした後で到達位置が分かる前に目を閉じてもらい結果を視認しないように教示し、耳栓を用いてボールの反発音も遮断した。FB条件とNF条件は8名の参加者で順番をランダム化した。参加者はウォームアップ後にフリースローラインからシュートを各条件50試行ずつ行った。実験2では通常通りのシュートを100試行実施して、理想的な動作と仮定できるこのデータと比較することで各選手のトップレベル選手との差を評価する。参加者はバックボードを用いずにシュートを成功させるように教示された。ボールと身体に貼付した反射マーカを、実験1では16台のカメラによるモーションキャプチャシステム（Motion Analysis Corp, Santa Rosa, CA, USA）を用いてサンプリング周波数200 Hzで、実験2では20台のカメラによるモーションキャプチャシステム（VICON MX series, Vicon Motion Systems Ltd., Oxford, UK）を用いてサンプリング周波数500 Hzで計測した。

### 4.2.3 リリース変数

ボールリリース変数（*i.e.* リリース速度、角度、回転速度、位置）はリリース時刻におけるボール中心から定義された。詳細は3.2.4と同様である。

### 4.2.4 ボール軌道のシミュレーション

できるだけ予測されるボール軌道と計測されたボール軌道を一致させるために、空力を含めた飛翔中の運動方程式を用いて、ボール軌道をシミュレーションした。詳細は3.2.5と同様である。

### 4.2.5 TNC 解析

本研究で用いた tolerance, noise, covariation (TNC) 解析 (Müller and Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009) について、まずその概念を説明し、次に具体的な計算方法について説明する。Sternadらのグループは、冗長解を有する運動課題における結果のばらつきを低減、パフォーマンスを向上するための要因は少なくとも三つ存在すると提唱している。これらパフォーマンス向上に貢献する三つの成分 (tolerance, noise, covariation) の概念図を図4.1に示した。一つ目は tolerance と呼ばれる成分で、実行

に誤差が生じた際にもパフォーマンスが低下しにくい領域に、平均の方略を移動することによりパフォーマンスが向上する。つまり、tolerance の指標が良いとは、解の集合体に対してより良い領域の方略を利用していることを示す。二つ目は noise と呼ばれる成分で、実行段階における各変数の変動を低減することにより、パフォーマンスが向上する。つまり、noise の指標が良いとは、各変数の変動、分布の広がりより小さいことを示す。三つ目は covariation と呼ばれる成分で、各変数の変動は変わらなくても変数間の共変動関係を改善することにより、分布が解の集合体に沿うような向きになりパフォーマンスが向上する。つまり、covariation の指標が良いとは、変数の共変動関係、分布の方向が解の集合体により適していることを示す。この概念に基づいて、ある二つのアクションに対するパフォーマンスの差に貢献する三つの要素を目標レベル（ボール到達位置のゴール中心からの距離）で定量する方法である。具体的な計算方法は次のように行った。

ある試行  $i$  のアクション（実行変数の組） $\mathbf{a}_i$  に対するパフォーマンス（リング高さでのボール到達位置） $p$  は式 (4.1) で定義されるように計算できる。

$$p_i = f(\mathbf{a}_i) = f(x_i, y_i, z_i, v_{xi}, v_{yi}, v_{zi}, \omega_{xi}, \omega_{yi}, \omega_{zi}) \quad (4.1)$$

$m$  回の試行における平均のパフォーマンス  $P$  は式 (4.2) のように書ける。

$$P = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m p_i = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f(\mathbf{a}_i) = g(\mathbf{A}) \quad (4.2)$$

ただし、 $\mathbf{A}$  は式 (4.3) で示される全試行のアクション行列とする。

$$\begin{aligned} \mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \mathbf{a}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_m \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & v_{x1} & v_{y1} & v_{z1} & w_{x1} & w_{y1} & w_{z1} \\ x_2 & y_2 & z_2 & v_{x2} & v_{y2} & v_{z2} & w_{x2} & w_{y2} & w_{z2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m & y_m & z_m & v_{xm} & v_{ym} & v_{zm} & w_{xm} & w_{ym} & w_{zm} \end{pmatrix} \\ &= (\mathbf{x} \quad \mathbf{y} \quad \mathbf{z} \quad \mathbf{v}_x \quad \mathbf{v}_y \quad \mathbf{v}_z \quad \mathbf{w}_x \quad \mathbf{w}_y \quad \mathbf{w}_z) \end{aligned} \quad (4.3)$$

TNC 解析の模式図について図 4.2 に示す。実際の計算では数式に示す変数で行われているが、図示するために図では二変数の場合で説明している。ここで、二つのアクション  $\mathbf{A}_1$  と  $\mathbf{A}_2$  のパフォーマンスについて比較することを考えると、そのパフォーマンスの差は式 (4.4) のように書ける。

$$\Delta P = g(\mathbf{A}_1) - g(\mathbf{A}_2) \quad (4.4)$$

この合計のパフォーマンス差を、三つの貢献成分の和として式 (4.5) のよう分解する。

$$\Delta P = \Delta T + \Delta N + \Delta C \quad (4.5)$$

まず、covariation を定量するためにランダムイズ法を用いて与えられたデータの変数間の共変動をゼロにする（この操作では各変数の平均や標準偏差は不変である）。ベクトル  $\mathbf{x}_i (i = 1, 2, \dots, n)$  の各成分の順序をランダムイズしたベクトルを  $\mathbf{x}_i^R$  とすると、ランダムイズ処理後のアクションは式 (4.6) のように書ける。

$$\mathbf{A}^R = (\mathbf{x}^R \quad \mathbf{y}^R \quad \mathbf{z}^R \quad \mathbf{v}_x^R \quad \mathbf{v}_y^R \quad \mathbf{v}_z^R \quad \mathbf{w}_x^R \quad \mathbf{w}_y^R \quad \mathbf{w}_z^R) \quad (4.6)$$

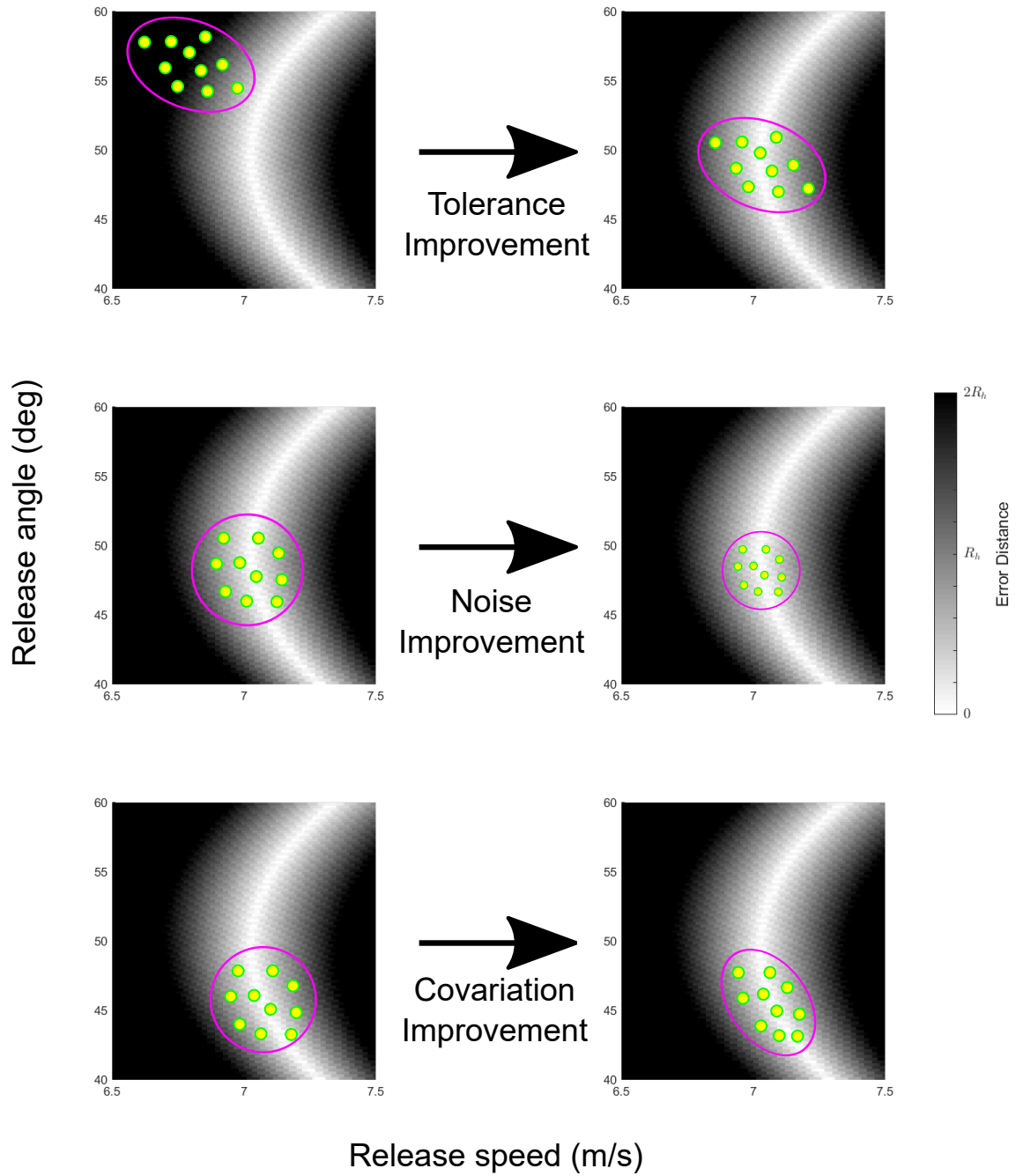


図 4.1: パフォーマンス向上に貢献する三つの成分 (tolerance, noise, covariation) の概念図. 解の集合体は, 白色に近いほどボール到達位置のゴール中心からの距離が近いことを示し, ゴール中心からの距離がリング半径  $R_h$  の二倍 (直径) 以上のときを黒色で示す.

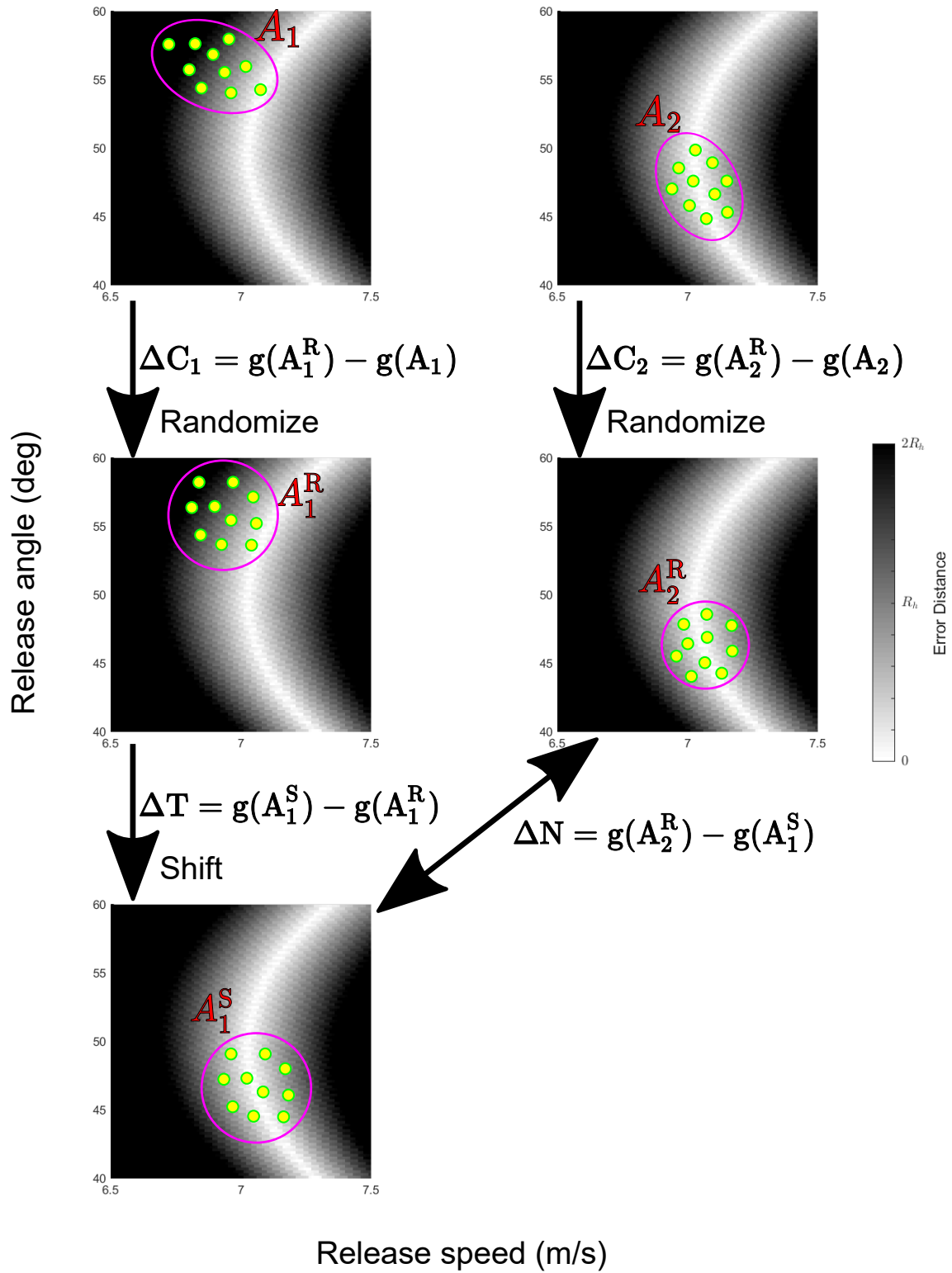


図 4.2: TNC 解析の模式図. 解の集合体は, 白色に近いほどボール到達位置のゴール中心からの距離が近いことを示し, ゴール中心からの距離がリング半径  $R_h$  の二倍 (直径) 以上のときを黒色で示す.

このランダムイズ処理を用いて二つのアクション  $\mathbf{A}_1$  と  $\mathbf{A}_2$  の共分散をゼロとしたアクションとの差分が  $\Delta C_1, \Delta C_2$  として、その二つの差を  $\Delta C$  と定義する．つまり、式 (4.7) のように書ける．

$$\Delta C = \Delta C_1 - \Delta C_2 = (g(\mathbf{A}_1^R) - g(\mathbf{A}_1)) - (g(\mathbf{A}_2^R) - g(\mathbf{A}_2)) \quad (4.7)$$

次に、tolerance を定量するために、一方のアクションの平均  $\mathbf{A}_1$  を他方のアクション  $\mathbf{A}_2$  の平均と一致するようにシフトする．シフトされた各アクションは式 (4.8) のように書ける．

$$\mathbf{a}_i^S = \mathbf{a}_i + (\bar{\mathbf{a}}^2 - \bar{\mathbf{a}}^1) \quad (4.8)$$

ただし、 $\bar{\mathbf{a}} = (\bar{x} \ \bar{y} \ \bar{z} \ \bar{v}_x \ \bar{v}_y \ \bar{v}_z \ \bar{w}_x \ \bar{w}_y \ \bar{w}_z)$  であり、上付きの  $^1, ^2$  はそれぞれアクション  $\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2$  に対応している．このようにシフトされた各アクション  $\mathbf{a}_i^S$  の集合であるアクション行列は式 (4.9) のように書ける．

$$\mathbf{A}^S = (\mathbf{a}_1^S \ \mathbf{a}_2^S \ \dots \ \mathbf{a}_n^S)^T \quad (4.9)$$

このシフトの前後でのアクションに対するパフォーマンスの差を  $\Delta T$  と定義する．つまり、式 (4.10) のように書ける．

$$\Delta T = g(\mathbf{A}_1^S) - g(\mathbf{A}_1^R) \quad (4.10)$$

最後に、noise を定量するために、さきほどのシフトで平均が一致した二つのアクションに対するパフォーマンスの差を  $\Delta N$  と定義する．つまり、式 (4.11) のように書ける．

$$\Delta N = g(\mathbf{A}_2^R) - g(\mathbf{A}_1^S) \quad (4.11)$$

本研究では比較する二つのアクション  $\mathbf{A}_1$  と  $\mathbf{A}_2$  の組み合わせを、(1) トップレベル選手のデータと各選手の FB 条件のデータ、(2) 各選手の FB 条件のデータと NF 条件のデータの二通りとして、それぞれの二つの差を  $\Delta T, \Delta N, \Delta C$  として定量した．(1) の分析の目的は、トップレベル選手を理想的なアクションと仮定しそれと比較して、各選手どの要素がどの程度足りていないかを特定することである．(2) の分析の目的は、算出される指標（特に、covariation）が、試行間フィードバックを反映しているのかを特定することである．

#### 4.2.6 実行変数と解の集合体

すべてのリリース変数の組に対して、軌道が計算できる．成功するシュートを達成するために必要なリリース変数の組はアクション（実行）空間における解の集合体として描ける (Müller and Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009)．すべての参加者のアクション（実行）変数を描画できるように、リリーススピードとリリース角度の範囲を設定した．リリーススピードとリリース角度の範囲はそれぞれ 6.5-7.5 m/s と 40-60° とした．次に、それらの範囲は 100 の等しい幅に分割した (*i.e.* 101 × 101 の領域)．各  $(v_i, \theta_j)$  ( $i = 1, 2, \dots, 101, j = 1, 2, \dots, 101$ ) に対して、予測されるボール到達位置のリング中心からの距離を算出した．ここで、全変数を図示することはできないため、パフォーマンスへの影響度が最も大きいリリーススピードとリリース角度のみを変数と仮定し、他の変数を各被検者ごとの平均値で固定し、リリーススピードとリリース角度により張られる実行空間における解の集合体を示していることに注意する．しかし、TNC 解析はすべての変数を同時に扱うことができ、かつそうしたほうが身長などの違いに

よりリリース位置が異なる被検者どうしのデータを比較するのに適していると考えたため、TNC 解析の計算と図示された解の集合体はその点で異なることにも注意する。解の集合体はボール到達位置のリング中心からの距離に基づいて、白色から黒色までのグレースケールのカラーマップで示している。リング中心からの距離がゼロに近いほど白色に近く、リングの直径以上の距離を黒色で表した。注意すべき点として、3章では解の集合体はシュートが成功または失敗するという基準に基づいて離散的な値として表現しているが、4章では分析の都合上パフォーマンスをゴール中心からの距離という連続的な値として表現するため、4章の解の集合体は3章とは異なる。さらに、リリーススピードとリリース角度の分布の性質を理解するために、信頼楕円を用いて計測されたこれらの実行変数を表現した。これは、リーチング課題における手先到達位置 (Gordon et al., 1994) や投球におけるボール到達位置 (Shinya et al., 2017) に用いられているのと同様である。また、リリース位置のばらつきに関しても視覚的に確認するため、リリース位置の水平方向と鉛直方向の計測値も図示し、同様に信頼楕円を用いて分布を表現した。この信頼楕円の大きさを実行変数のノイズの大きさの指標として算出する。この信頼楕円の大きさ  $S$  は、実行変数  $x, y$  間の共分散行列  $\Sigma_{x,y}$  の固有値を  $\lambda_1, \lambda_2$  とすると、式 (4.12) のように書ける。

$$S \propto \sqrt{\lambda_1 \lambda_2} = \sqrt{\sigma_x^2 \sigma_y^2 - \sigma_{xy}^2} = \sqrt{\det(\Sigma_{x,y})} \quad (4.12)$$

そのため、 $\sqrt{\det(\Sigma_{x,y})}$  を信頼楕円の大きさの指標とする。

#### 4.2.7 試行間修正

試行間の修正を検証するために、ある変数  $x$  の試行間の変化を示す。縦軸に  $n$  試行目の変数  $x_n$  を、縦軸に  $n+1$  試行目の変数  $x_{n+1}$  をプロットした平面に対して、線形回帰を行った。ここで変数  $x$  は、ボール到達位置の前後方向成分  $Y$  とした。このプロットの線形回帰の傾きが負になることは一試行ごとに逆方向へと制御していることを、傾きが正になることは同じ方向にシフトしていくことを示すと考えられる。

### 4.3 結果

各選手の通常通りの条件 (FB 条件) における解の集合体とリリース変数を図 4.3 に示す。ここでは図示するために、特にパフォーマンスへの影響度の大きいリリーススピードとリリース角度のみを変数と仮定して示している。赤色の円記号は実際の実行変数を表している。青色の四角記号は平均値を示しており、紫色の楕円は分布の 95% 信頼楕円を示している。集合体のカラーマップはゴール中心からの距離を示しており、ゼロに近いほど白色に近く、リングの直径以上の距離を黒色で表した。この各被検者の解の集合体とリリース変数について定量的に評価したのが次段落以降の TNC 解析の結果である。また、図 4.3 と同様にリリース位置に関しても図 4.4 で示す。リリース位置に比べてリリーススピードとリリース角度の方が影響度が大きいので、解の集合体を描くことはできないが、リリース位置の分布に関する視覚的な理解を助ける。さらに、これらの楕円の大きさは後述する noise の成分と関連するので、この楕円の大きさを表 4.1 に示す。

TNC 解析の結果を図 4.5 と図 4.6 に示す。この計算により得られた値は次のように解釈できる。図 4.5 では、トップレベル選手との差  $\Delta$  が正に大きいほど、トップレベル選手に比べてある貢献要素が不足し

ている、つまりパフォーマンスに対して良くないことを示す。図 4.6 では、NF 条件との差  $\Delta$  が正に大きいほど、フィードバック情報の取得によりパフォーマンスに対する貢献量が増大している、つまり良いことを示す。

図 4.5 と図 4.6 における A から H は被検者の ID を示し、各被検者のパフォーマンスレベルとリリース角度方略は表 4.1 に示すとおりである。図 4.5 はトップレベル選手と各選手の通常通りの条件（FB 条件）での差に関する  $\Delta\text{TNC}$  の値を示している。全体的な傾向として、 $\Delta\text{N}$  と  $\Delta\text{C}$  はパフォーマンスが高い選手ほどトップレベル選手との差が小さく（*i.e.* 良い）、 $\Delta\text{T}$  はパフォーマンスとの関連性は無かった。個人ごとに見ると、パフォーマンスの低い被検者 C や被検者 D は  $\Delta\text{T}$ ,  $\text{N}$ ,  $\text{C}$  どの要素でもトップレベル選手との差が大きく、良くない。被検者 B は  $\Delta\text{T}$  が小さくトップレベル選手と差が小さい（*i.e.* 方略選択は良い）が、 $\Delta\text{N}$ ,  $\text{C}$  が大きい（*i.e.* ノイズ変動が大きく共変動能力も低い）。被検者 A は  $\Delta\text{C}$  が極めて小さく負であることから、ほとんどすべての試行で成功するトップレベル選手の共変動能力が最も高いわけではないこともわかる。

図 4.6 は各選手の通常通りの条件（FB 条件）と試行間フィードバック情報を無くした条件（NF 条件）での差に関する  $\Delta\text{TNC}$  の値を示している。まず、どの成分も FB 条件と NF 条件で、図 4.5 のトップレベル選手との差と同程度には差があることがわかる。ここで重要なことは、FB 条件と NF 条件で方略や動作が変化する訳ではないので  $\Delta\text{T}$  と  $\Delta\text{N}$  は変化しないと予想したのに反して、FB 条件よりも NF 条件においてパフォーマンスレベルが悪くなったことと、FB 条件では NF 条件よりもフィードバックの影響により共変動能力が高くなる、つまり  $\Delta\text{C}$  の値は全員正となる予想したのに反して、負である被検者やほぼゼロである被検者もいた。

ボール到達位置の試行間の修正のふるまいを図 4.7 に示す。プロットを線形回帰した結果では、被検者 A の NF 条件ではやや強い正の相関が観察されるが、他の被検者では弱い傾向であった。NF 条件では試行間フィードバック情報が無いため、誤差やずれを修正することができず、ある方向に到達位置がシフトしてしまうことがあると考えられる。しかし、FB 条件に関しては明確な反対の特徴はなかった。つまり、FB 条件ではフィードバック情報があるが、一試行ごとの逆方向への修正は見られなかった。

## 4.4 考察

トップレベル選手を理想的なアクションと仮定しそれと比較して、各選手どの要素がどの程度足りていないかを特定するために、解の集合体と TNC 解析を用いてトップレベル選手のデータと各選手の FB 条件のデータを比較した。さらに、FB 条件と NF 条件のデータを比較することで、算出される変数が試行間フィードバックの影響を反映しているのかどうかを検証した。

全体的に tolerance はパフォーマンスに対する傾向は見られなかった。新規運動学習においても tolerance は三つのコストの中で最も最初に向上し、収束・安定することが報告されている (Müller and Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009) ことから、個人ごとに準最適な方略を持っていると考えられる。全体的に noise はパフォーマンスレベルが高いほど良いという結果であった (図 4.5 中段)。noise は標準偏差や分散といった変動を表す指標から、covariation の要素を除いた値に近い。これがパフォーマンスレベルが高いほど良いというのは驚きではない。このノイズの大きさの指標として定量した信頼楕円の大きさを見ても、トップレベル選手が最も小さく良いことがわかる (表 4.1)。全体的に covariation はパ

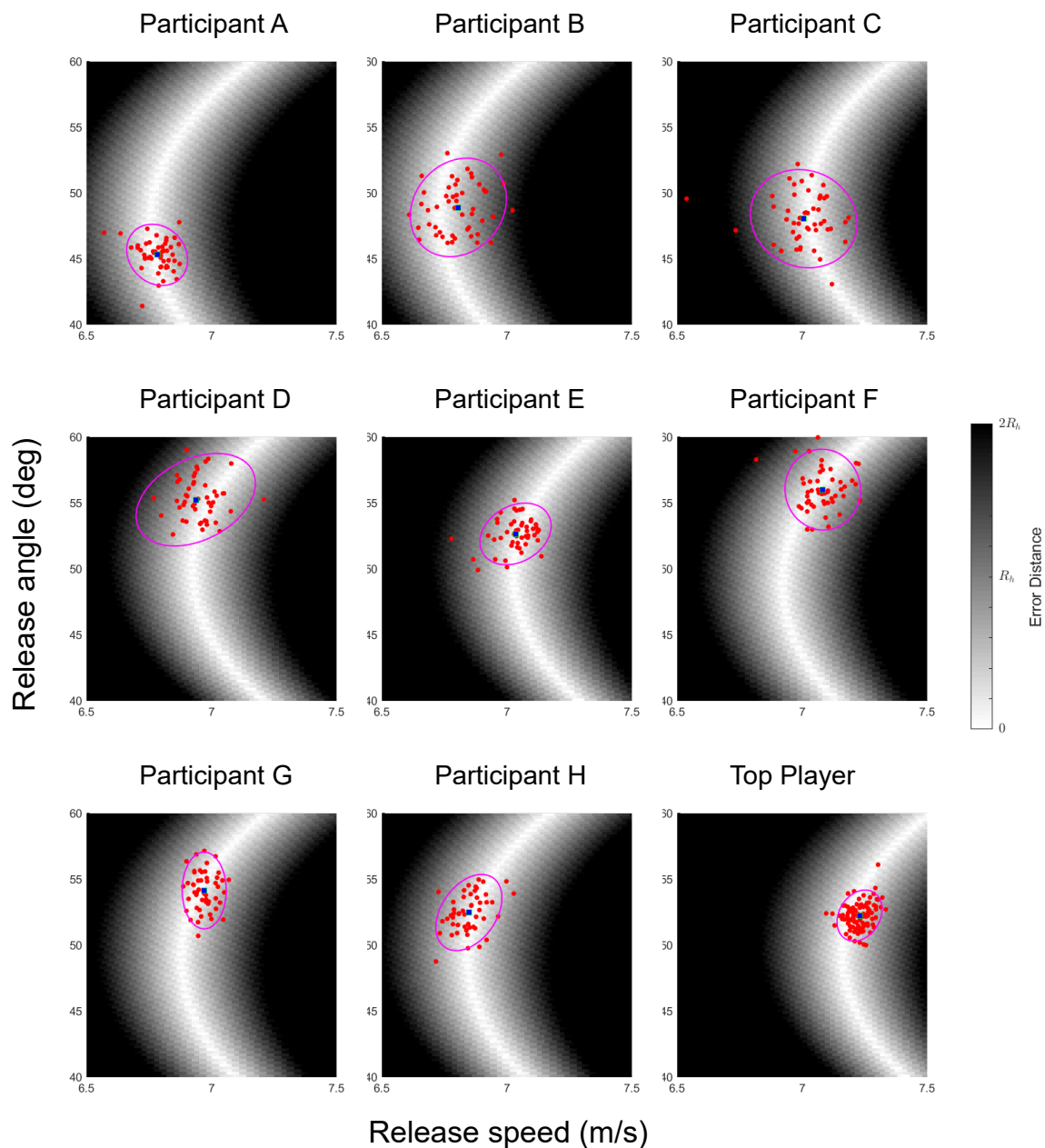


図 4.3: 各選手の通常通りの条件 (FB 条件) における解の集合体とリリース変数. 図示するためにリリーススピードとリリース角度のみを変数と仮定して示している. 赤色の円記号は実際の実行変数を表している. 青色の四角記号は平均値を示しており, 紫色の楕円は分布の 95% 信頼楕円を示している. 集合体のカラーマップはゴール中心からの距離を示しており, ゼロに近いほど白色に近く, リングの直径以上の距離を黒色で表した.



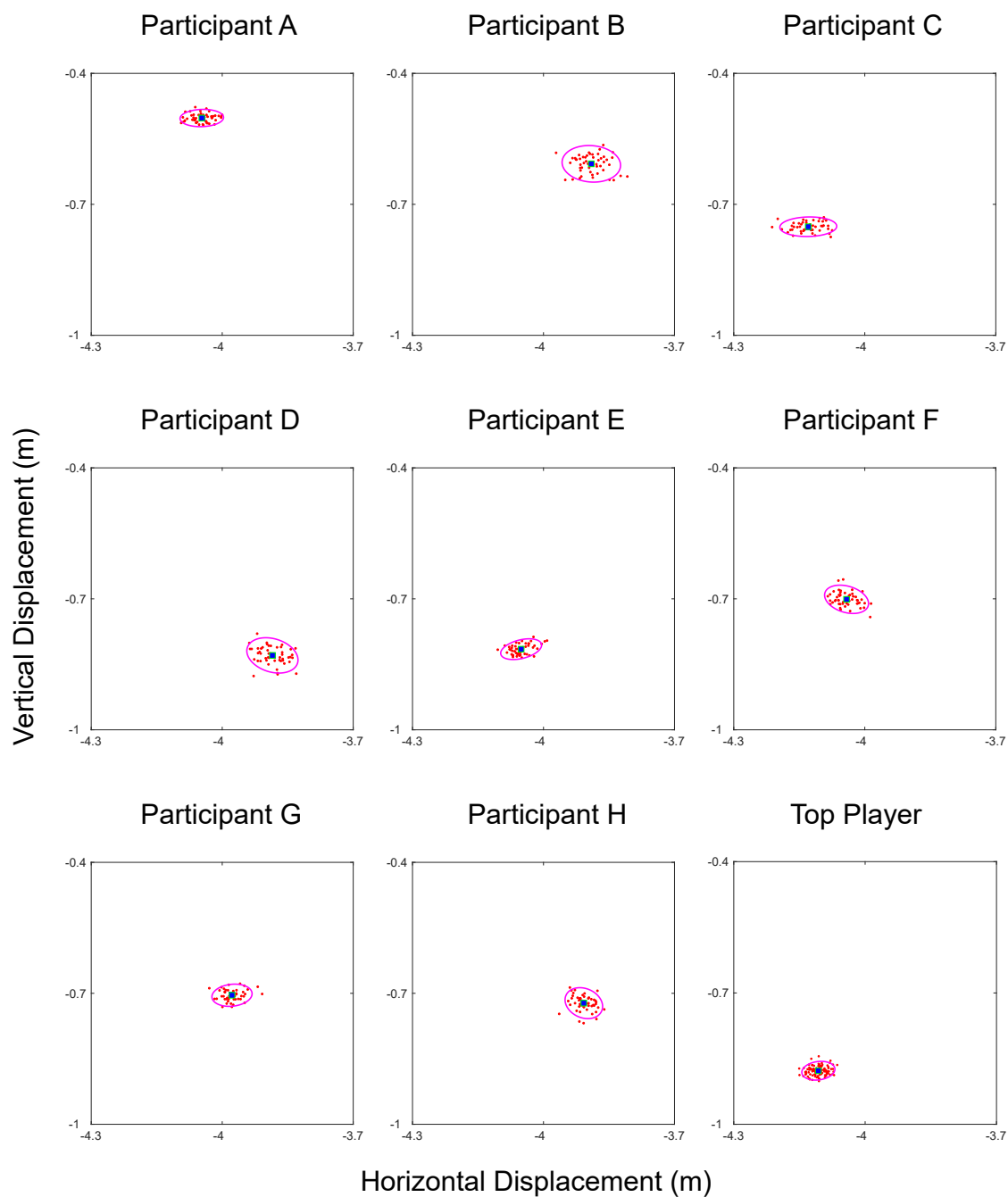
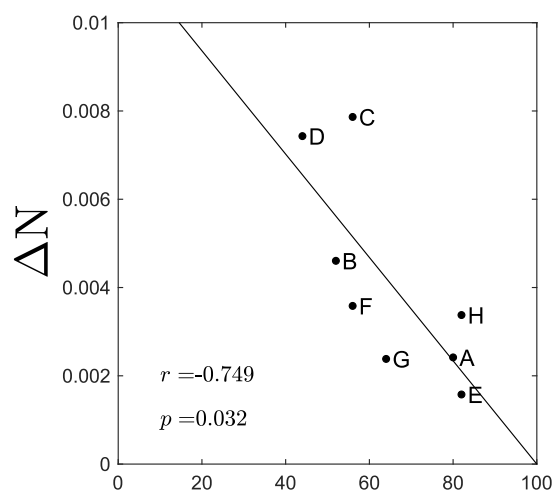
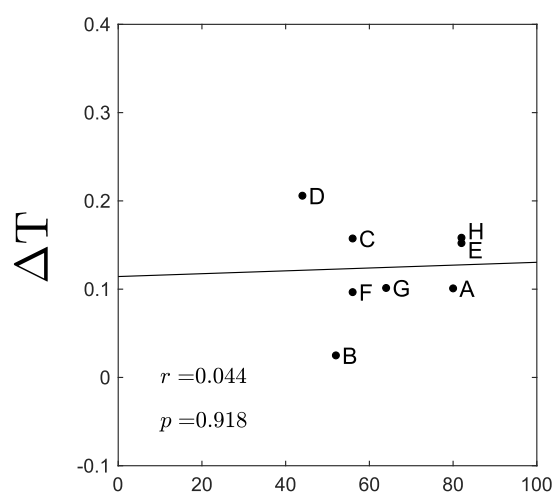


図 4.4: 各選手の通常通りの条件 (FB 条件) におけるリリース位置. 赤色の円記号は実際の実行変数を表している. 青色の四角記号は平均値を示しており, 紫色の楕円は分布の 95% 信頼楕円を示している. リング中心の座標を原点として示している.



$$\Delta > 0$$

トップレベル選手のパフォーマンス  
に比べて不足している貢献量

$$\Delta < 0$$

トップレベル選手のパフォーマンス  
よりも優れている貢献量

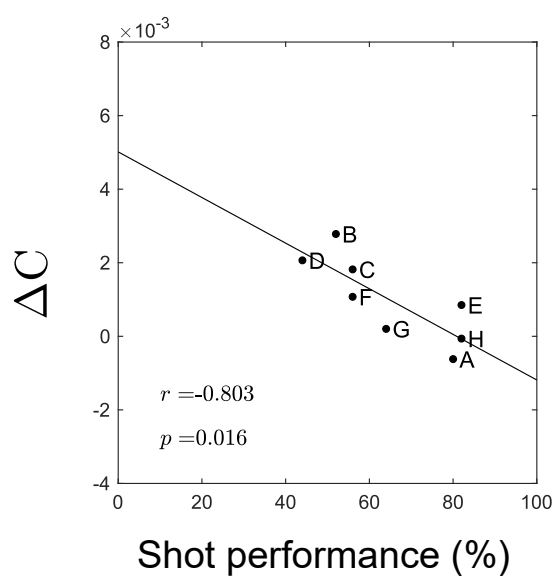
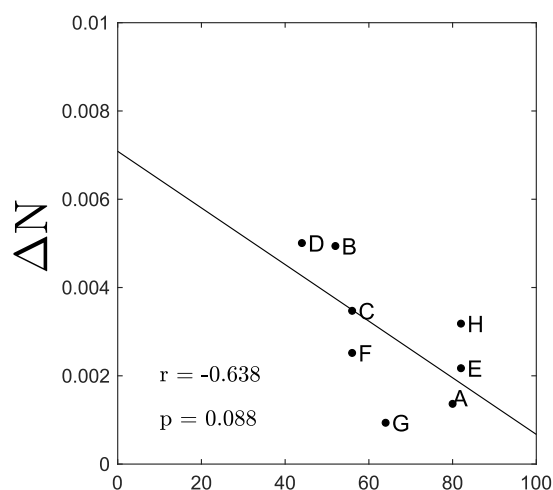
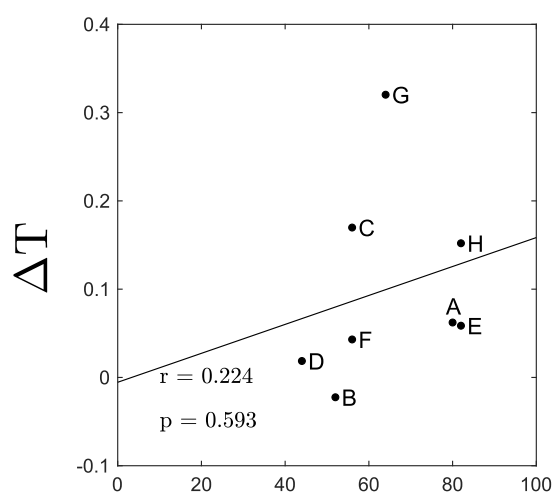


図 4.5: トップレベル選手と各選手の通常通りの条件 (FB 条件) での差に関する  $\Delta TNC$  の値. 横軸は各選手の通常通りの条件 (FB 条件) でのパフォーマンス (シュート成功確率) である.



$$\Delta > 0$$

フィードバック情報の取得により  
パフォーマンス向上への貢献量

$$\Delta < 0$$

フィードバック情報の取得により  
パフォーマンス低下への貢献量

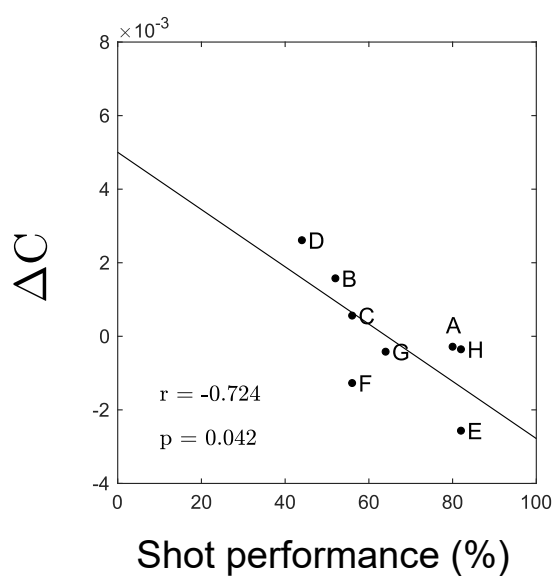


図 4.6: 各選手の通常通りの条件 (FB 条件) と試行間フィードバック情報を無くした条件 (NF 条件) での差に関する  $\Delta TNC$  の値. 横軸は各選手の通常通りの条件 (FB 条件) でのパフォーマンス (シュート成功確率) である.

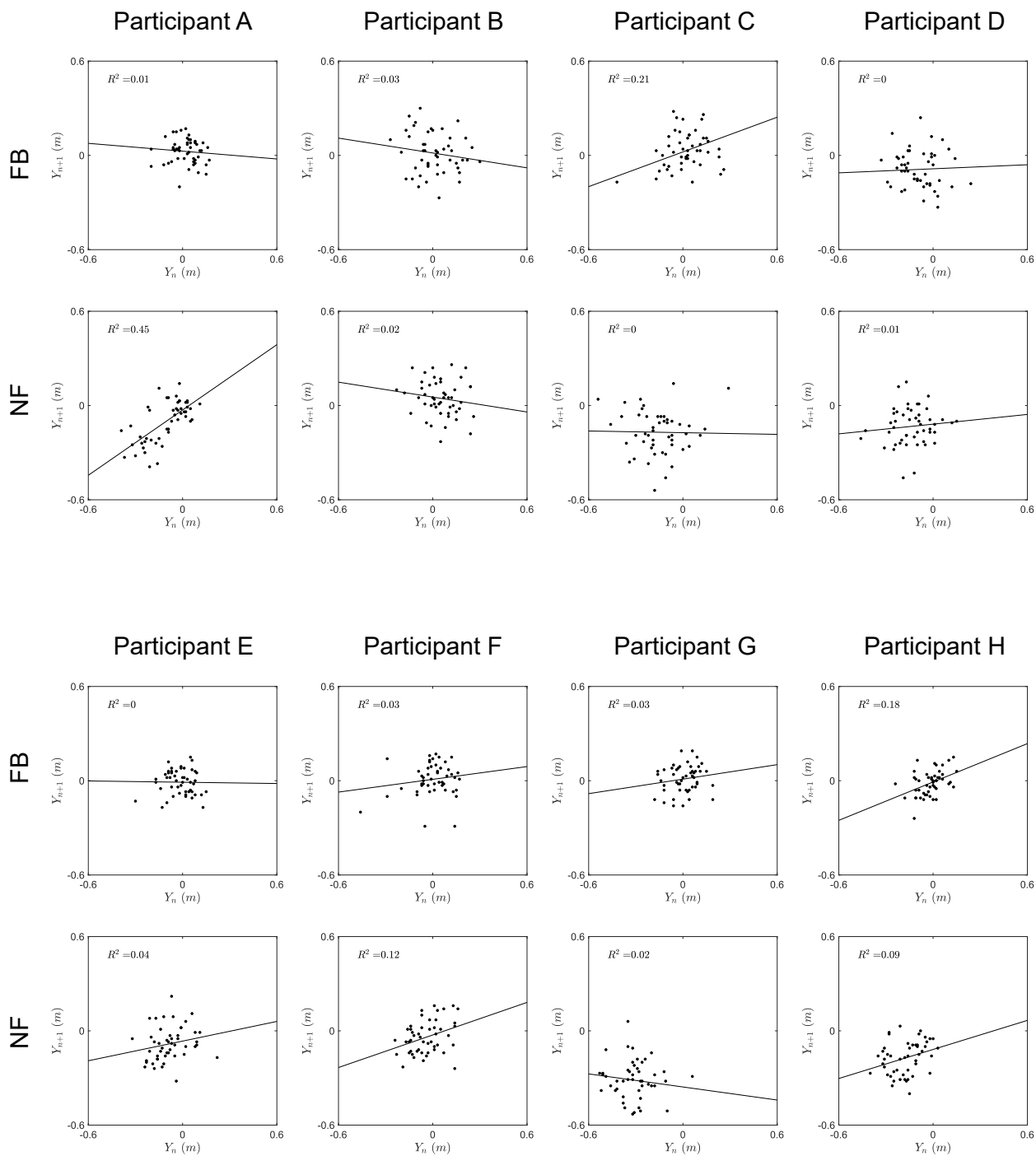


図 4.7: 各選手のボール到達位置の試行間修正のふるまい。横軸は  $n$  試行目の変数を、縦軸は  $n+1$  試行目の変数を示す。

表 4.1: 各参加者の実験中に計測された FB 条件と NF 条件におけるシュート成功確率と、実行変数のノイズの大きさの指標となる信頼楕円の大きさ。

Participant	Probability (%)		Ellipse size	
	FB	NF	$v\text{-}\theta$ ( $\times 10^{-2}$ )	$y\text{-}z$ ( $\times 10^{-4}$ )
A	82	54	6.99	2.46
B	52	58	17.7	6.99
C	44	24	19.8	3.64
D	56	26	19.6	5.73
E	82	36	8.03	2.56
F	56	60	11.6	3.89
G	64	6	6.40	2.90
H	82	26	8.80	3.72
I (top)	99		4.22	1.99

パフォーマンスレベルが高いほど良いという結果であった (図 4.5 下段)。これはダーツ投げにおいて熟練選手のほうが未経験者よりも covariation が高いという先行研究に一致するが (Muller and Loosch, 1999), 熟練選手でも covariation が高い選手もいれば低い選手もいるという報告もある (Nasu and Matsuo, 2014)。本研究においても図 4.5 下段で被検者 A の  $\Delta C$  は負である、つまり被検者 A はトップレベル選手よりも covariation が高かったことから、パフォーマンスレベルと完全に対応するとは限らないが、概ね傾向は対応していると言える。全体を通して見ると、被検者ごとの特徴も見える。例えば、被検者 C と被検者 F はパフォーマンスは同じだが、被検者 C は noise のコストがより課題となっている。ヘッセ行列を用いて投球時のリリース方略に関して個人の特徴を分析した研究でも、同じパフォーマンス結果を出す被検者でも方略由来の成分が課題となっている場合と、方略は良くても変動の大きさや方向が課題となっている場合があることを示しており (Tommasino et al., 2019), 本研究での結果と一致している。このように個人ごとの分析により、課題を定量的に分類できることが示された。

上で述べたように様々な方法により共変、協調の理解が試みられているが、算出される変量は基本的な変数に比べて理解が難しい段階に留まっている。covariation のコストが試行間フィードバックを反映しているのかを特定するために、各選手の FB 条件のデータと NF 条件のデータを比較した。この理由は、covariation は各変数を試行間でランダム化処理をすることによって得られるので (Müller and Sternad, 2003; Kudo et al., 2000), covariation は試行間フィードバックを反映しているのではないかと仮説を立てた。しかし、フィードバック情報がある条件では無い条件に比べて必ず共変動能力が高いということは無く、この傾向が逆である被検者も同程度である被検者もいた (図 4.6 下段)。つまり、covariation は試行間フィードバックを反映する指標ではないと考えられ、一つの試行内に covariation と関連する機能があると考えられる。この変数間の相補的な共変動、協調関係は運動パフォーマンスの向上に貢献する能力として様々な研究で提案、利用されてきた概念であるが (Kudo et al., 2000; Müller and Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009; Nasu and Matsuo, 2014), その具体的な機序に関しては不明

なままである。別の可能性として考えられるのは、身体の軌道と関連していることである。ボールリリースのタイミングの誤差の影響がパフォーマンスに与える影響が小さくなるような手の軌道を用いることが、ダーツ投げ (Nasu et al., 2014) や仮想的な投課題 (Cohen and Sternad, 2012; Zhang et al., 2018) で示されている。末端軌道のリリース時刻前後の軌道が解の集合体に沿うようになることが示されており、これがリリース変数間の共変動関係の指標に表出している可能性がある。しかし、リリース変数間の共変動関係と身体末端軌道の分析は独立して行われており、両者の関連性は解明されていない。この関連性を含め、リリース変数間の共変動関係をより具体的に理解する研究が今後の課題である。

## 4.5 結論

フリースローにおける被験者間のリリースを比較すると、変動の大きさである noise コストと変数間の相補的な共変動能力である covariation コストはパフォーマンス能力に関連していた。また、この covariation 能力は試行間のフィードバックに基づく能力ではなく、試行内の身体的能力であることが示された。

## 第 5 章

# 同一距離のシュートにおける距離調節機序の個人内の成功失敗時の差

4 章ではフリースロー動作の選手間のデータの分析を通じて、同一距離のシュートにおける距離調節機序の個人間の差を解明した。理想的なトップレベル選手のデータとの差を見ることでパフォーマンス差の要因を解明したが、個人内の成功試行と失敗試行を分ける調節機序に関しては不明のままである。よって 5 章では、さらにミクロなレベルである距離調節機序の個人内の成功失敗時の差を検証する。

### 5.1 背景

スポーツバイオメカニクスは身体や道具を力学的に分析することで、パフォーマンス向上や怪我の防止を目指してきた。慣習的な実験的パラダイムは明確に異なる条件（*e.g.* 熟練者と初心者、速い動作と遅い動作）におけるキネマティクスやキネティクス変数を比較することであった。そのため、パフォーマンスの正確性の優劣や差が小さい条件間の違いに関するバイオメカニクスの知見が不足している。例えば、ダーツ投げにおいて中心の bull に入る時と外す時の動作の違いや、野球のピッチングがキャッチャーのもとでストライクになる時とボールになる時の動作の違いはわずかであろう。

投動作の正確性に関する理論的研究のほとんどはボールの挙動のみに注目している (Sternad et al., 2011; Venkadesan and Mahadevan, 2017; Cusumano and Dingwell, 2013; Tommasino et al., 2019)。これは、パフォーマンス結果をアクションを変数とする関数として定式化しやすいという特徴を持つからである。以前の筆者の研究でもフリースローのボール軌道に注目して、その制御方略を解明したが、身体運動に関する分析はなされていなかった (Nakano et al., 2020)。一方で、全身での動作に関する研究では、スピードや正確性に関する教示の種類とパフォーマンス結果の関連性のみを分析している (Freeston et al., 2007; Freeston and Rooney, 2014; van den Tillaar and Ettema, 2003a, 2006)。したがって、関節レベルでの投動作における正確性に関する情報は限られているのが現状である。

本研究ではバスケットボールのフリースローシュートを対象とする。バスケットボールのシュートにおける正確性に関する研究では、Miller らはリリース時刻における各キネマティクス変数を成功試行と失敗試行で比較している (Miller, 1998, 2002)。Robins らはリリース時刻における関節角度の分散の運動連鎖に沿った増大が見られ、末端が近位の運動を補償していることを示唆した (Robins et al., 2006, 2008)。

Mullineaux and Uhl (2010) は vector coding を用いてフリースロー動作における関節間協調を定量化し、シュート成功試行と失敗試行で肘関節と手関節の関節間協調が異なることを示した。

本研究の目的は、成功試行と失敗試行における関節運動を検証することとした。スポーツバイオメカニクスにおける少ないサンプルサイズの問題に対して、研究結果を再現するような研究も認めるべきとも指摘されていることから (Knudson, 2017), 先行研究と同様の指標も比較して、異なる被検者でも再現性のある結果であるのかも検証する。

## 5.2 方法

### 5.2.1 参加者

8 名の男子大学バスケットボール選手と、1 名の男子プロ選手が実験に参加した。詳細は 3.2.1 と同様である。

### 5.2.2 データ収集

実験設定は図 5.1 に示されている。参加者はウォームアップ後にフリースローラインから実験 1 では 50 試行、実験 2 では 100 試行のシュートを行った。参加者はバックボードを用いずにシュートを成功させるように教示された。ボールと身体に貼付した反射マーカを、実験 1 では 16 台のカメラによるモーションキャプチャシステム (Motion Analysis Corp, Santa Rosa, CA, USA) を用いてサンプリング周波数 200 Hz で、実験 2 では 20 台のカメラによるモーションキャプチャシステム (VICON MX series, Vicon Motion Systems Ltd., Oxford, UK) を用いてサンプリング周波数 500 Hz で計測した。

### 5.2.3 キネマティクス

バスケットボールの中心位置は、ボール表面に貼付したマーカの座標を用いて算出された。ボールリリース時刻は、ボール中心とシュート腕の指先に貼付したマーカ間の距離が極小となる最後の時刻として定義した。肘関節、手関節、膝関節、足関節の中心は内側と外側のマーカの中点と割り当てた。肩関節の中心は前側と後側のマーカの中点と割り当てた。股関節の中心は Reed et al. (1999) の方法を用いて推定した。体幹セグメントの長軸は左右の股関節中心の中点と左右の肩関節中心の中点を結ぶ直線として定義した。関節角度は隣り合う二つのセグメントの相対角度として定義した。各時系列データは時間で正規化して示した。肘伸展開始時刻を 0%, リリース時刻を 100% とした。左右に外れた試行 (計測されたボール到達位置の左右方向成分が、ゴール中心から一定距離以上外れた試行) は分析から除外し、成功した試行と前後に外れた試行を分析対象として、二次元矢状面内の距離調節のみに焦点を当てた。

### 5.2.4 Vector Coding を用いた協調のばらつき

バスケットボールのシュートにおける関節間協調を評価した先行研究 (Mullineaux and Uhl, 2010) に倣い、vector coding (Tepavac and Field-Fote, 2001) を用いて試行間の関節間協調度の一致度を検証した。ここで、vector coding は Sparrow et al. (1987) によって考案され、その改良された定量化手法と



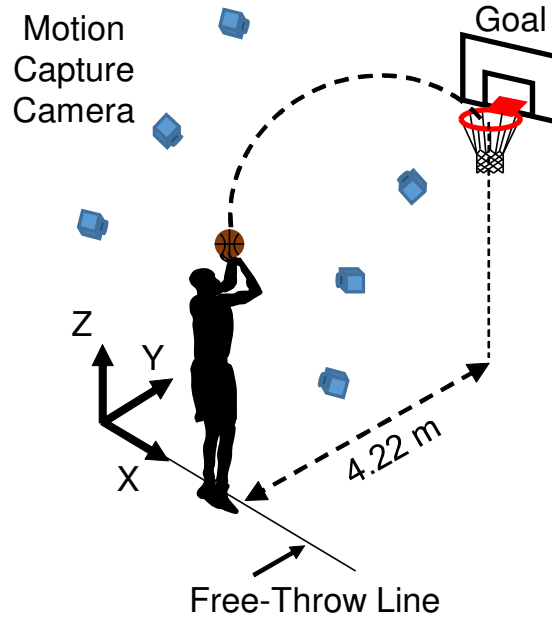


図 5.1: 実験設定.

して Heiderscheit et al. (2002) の方法や Tepavac and Field-Fote (2001) の方法があるが，バスケットボールのシュートに適用された方法と統一するために Tepavac and Field-Fote (2001) の方法を用いた．この vector coding は身体運動における二つの関節やセグメントの相対的な運動を定量するために用いられており，ここでは関節角度の時系列データを対象とする．二つの角度の相対的な運動は，二つの時間的に連続する点を結ぶベクトルが軸となす角度と定義されるカップリング角度と呼ばれる式 (5.1) によって定量される (図 5.2)．

$$\gamma_{j,i} = \tan^{-1} \left( \frac{\theta_{2j,i+1} - \theta_{2j,i}}{\theta_{1j,i+1} - \theta_{1j,i}} \right) \quad (5.1)$$

ここで， $0^\circ \leq \gamma \leq 360^\circ$ ， $i$  はある一つの試行内における連続するフレーム番号， $j$  はトライアル番号を示す．これらの角度は指向性であり，極分布から取得されたので，これら角度の算術平均はベクトルの正しい向きを表さないという誤りを生じうる．それゆえ次のように circular statistics を用いて計算されなければならない．

$$\begin{aligned} \overline{\theta_{1i}} &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\cos \gamma_{j,i}) \\ \overline{\theta_{2i}} &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\sin \gamma_{j,i}) \end{aligned} \quad (5.2)$$

よってトライアル間の平均のベクトルの長さは式 (5.3) のように定義される．

$$r_i = \sqrt{\overline{\theta_{1i}}^2 + \overline{\theta_{2i}}^2} \quad (5.3)$$

式 (5.3) を Tepavac and Field-Fote (2001) に基づきカップリングベクトルの長さの変動に従う重みづけにより正規化した値を指標とした．値が 1 に近いほどすべての試行が一致度が高く理想的で，0 に近いほ

どランダムに近くばらつきが最大であることを示す．(Mullineaux and Uhl (2010) を含む一部の vector coding を用いた研究では、0 と 1 を反転した値を指標として用いている場合もあることに注意が必要である (Stock et al., 2018).)

### 5.2.5 UCM 解析

各関節の運動が集約される身体末端部の運動の安定化にどの程度協調的に働いているかを定量化するために本研究では UCM 解析 (Scholz and Schöner, 1999) を用いた．矢状面内における身体末端部の位置座標  $(y, z)$  や末端セグメントのグローバル角度  $\phi$  は各関節の関節角度の組  $\theta$  の関数として式 (5.4) のように表すことができる．

$$\begin{aligned} y &= f_y(\theta) \\ z &= f_z(\theta) \\ \phi &= f_\phi(\theta) \end{aligned} \quad (5.4)$$

式 (5.4) で示した三つの式それぞれについて同様の計算をするので、式 (5.4) の一つを代表して式 (5.5) とする．

$$x = f(\theta) \quad (5.5)$$

この  $x$  を制御目標変数と呼ぶことにする．式 (5.5) を試行間の平均値まわりで線形近似すると、末端部の変動  $\Delta x = x - \bar{x}$  は関節角度の変動  $\Delta \theta = \theta - \bar{\theta}$  によって式 (5.6) のように表せる．

$$\Delta x = \mathbf{J} \cdot \Delta \theta \quad (5.6)$$

ここで、 $\mathbf{J}$  は平均値  $\bar{\theta}$  まわりでの関数  $f$  のヤコビアンを示しており、 $\mathbf{J} = \partial f(\bar{\theta}) / \partial \theta$  である．このように線形近似したとき、uncontrolled manifold (UCM) ヤコビアンヤコビアンの零空間と近似される．これは末端部のキネマティクスに影響を与えない関節角度の変動の組み合わせを示しており、それを張る単位ベクトル  $\epsilon_i$  は  $\mathbf{J} \cdot \epsilon_i = 0$  を満たすベクトルとして得られる．末端部の変数  $x$  は  $d = 1$  次元なので、関節角度  $\theta$  の次元を  $n$  とすると、ヤコビアンヤコビアンの零空間は  $n - d$  次元であり、 $n - d$  個の基底単位ベクトル  $\epsilon_i$  が存在する．また、この平面に垂直な法線ベクトル  $\epsilon_\perp$  は、ヤコビアンヤコビアンを大きさが 1 になるように正規化した単位ベクトルとして得られるので、 $\epsilon_\perp = \mathbf{J} / |\mathbf{J}|$  である．これらの単位ベクトルを用いて、平均値からの関節角度の変動  $\Delta x$  は平面に平行な成分と垂直な成分に分解することができる．垂直方向に投影した成分は式 (5.7) のように表せる．

$$\Delta \theta_\perp = (\Delta \theta \cdot \epsilon_\perp) \epsilon_\perp \quad (5.7)$$

平面に平行な成分は式 (5.8) のように表せる．

$$\Delta \theta_\parallel = \Delta \theta - \Delta \theta_\perp \quad (5.8)$$

自由度で正規化した各分散の量は式 (5.9) のように表せる．

$$\begin{aligned} \sigma_\perp &= d^{-1} \cdot (N_{\text{trial}})^{-1} \cdot \sum \Delta \theta_\perp^2 \\ \sigma_\parallel &= (n - d)^{-1} \cdot (N_{\text{trial}})^{-1} \cdot \sum \Delta \theta_\parallel^2 \end{aligned} \quad (5.9)$$

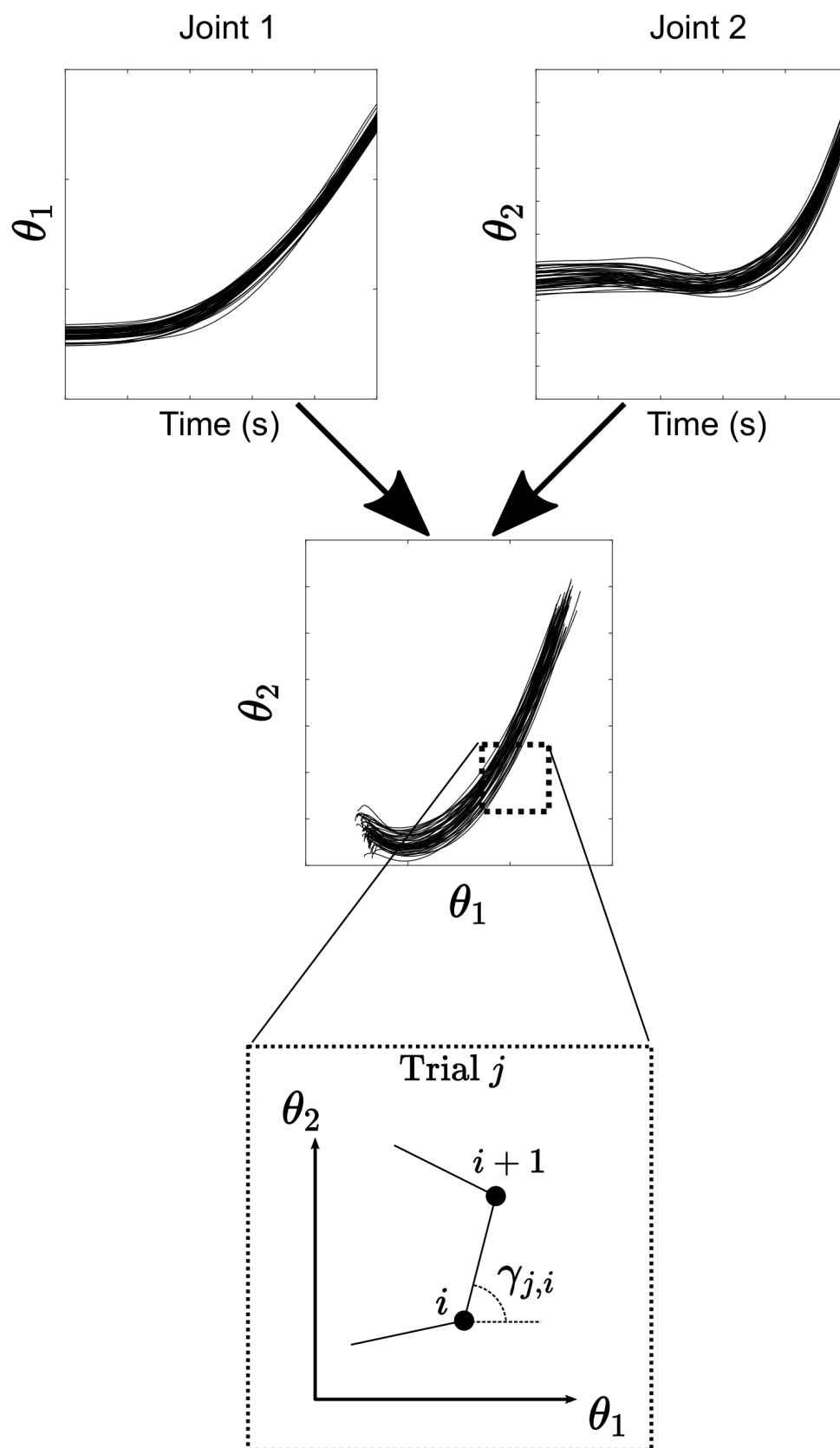


図 5.2: vector coding の模式図

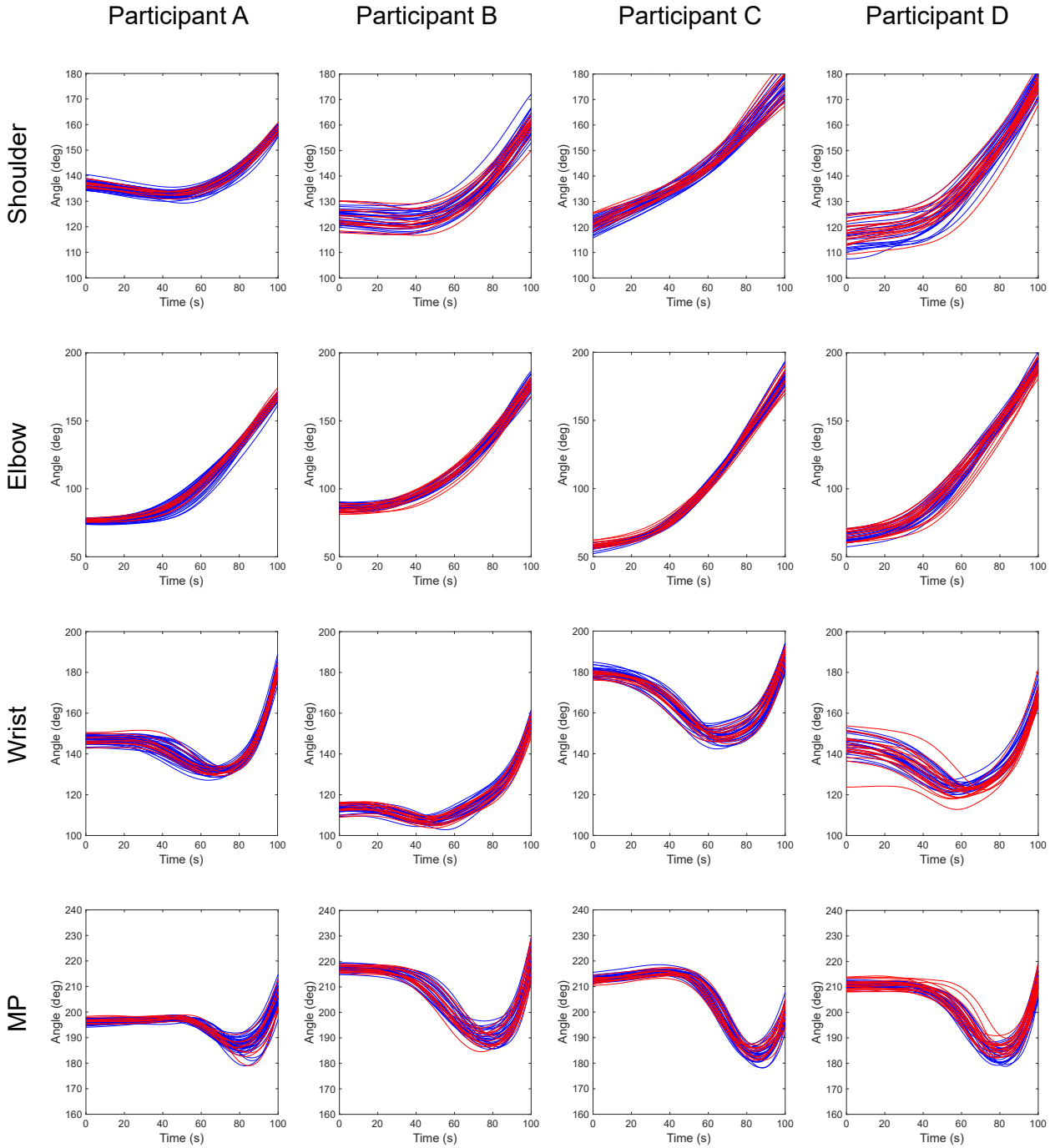


図 5.3: 被験者 A, B, C, D の関節角度の時系列プロファイル。青色と赤色はそれぞれ成功試行と失敗試行を示す。横軸の動作時間は、肘伸展開始時刻を 0%, リリース時刻を 100% として示している。

これら UCM に平行な成分の関節角度の分散と垂直な成分の関節角度の分散の比  $\sigma_{\parallel}/\sigma_{\perp}$  を算出した。これを正規化された各時刻それぞれに計算し、特に重要となるリリース時刻における値を結果に示した。この値が 1 より大きいほど、関節角度の変動のうち UCM に平行な成分、すなわち制御目標変数に影響を与えない成分が大きいということを示し、制御目標変数に対する関節間の協調度が高いと呼ぶ。

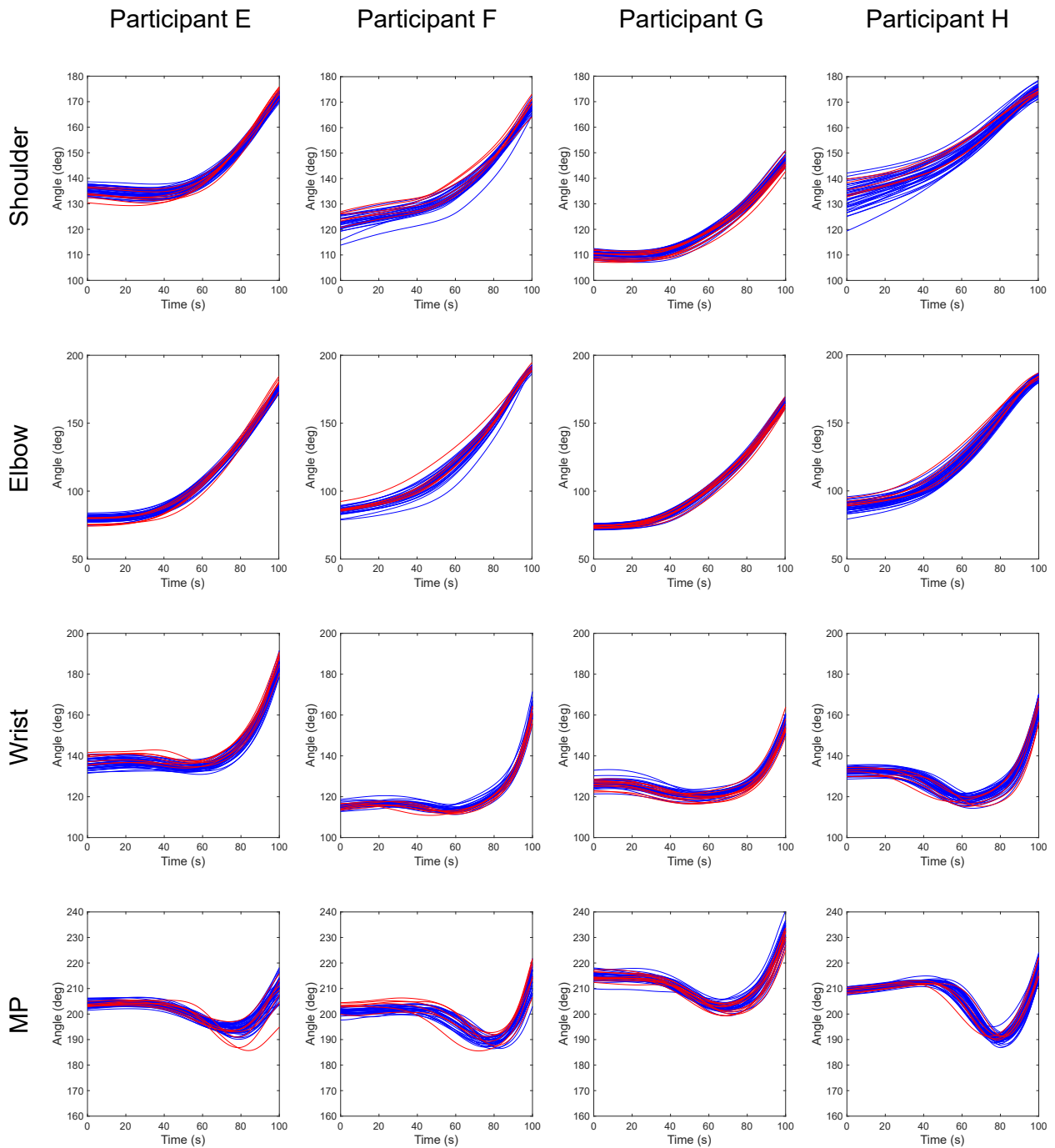


図 5.4: 被検者 E, F, G, H の関節角度の時系列プロフィール。青色と赤色はそれぞれ成功試行と失敗試行を示す。横軸の動作時間は、肘伸展開始時刻を 0%, リリース時刻を 100% として示している。

### 5.3 結果

関節角度の時系列プロファイルの代表例を図 5.3, 5.4 に示している。青色と赤色はそれぞれ成功試行と失敗試行を示している。すべての被検者に関して、すべての関節のグラフで成功試行と失敗試行は極めて類似しており、定性的な違いはわずかであった。例えば図 5.3, 5.4 に示す被検者 E の場合では、MP 関節において失敗試行で違いが見られた。また、例えば図 5.3, 5.4 に示す被検者 D の場合では、手関節において失敗試行で違いが見られた。被検者 B や被検者 D では成功試行と失敗試行を含めて肩関節角度の試行間の変動が大きいことも分かるので、これがパフォーマンスが安定せずに成功確率が低いことに関連している可能性がある。これらのように部分的には違いが観察されたので、被験者によって、または試行によっては特定の関節の運動が誤差を生じたことが、シュートの失敗につながっている可能性がある。しかし、これらの傾向は全被検者に共通する傾向ではなく、共通するような失敗試行の特徴は観察されなかった。次に、各関節運動の累積は身体末端部の運動に集約されと考えられるので、身体末端部の軌跡を図 5.5 に示した。先ほどと同様に、すべての被検者のグラフで成功試行と失敗試行は類似しており、定性的な違いはわずかであった。例えば図 5.5 に示す被検者 D の場合では、MP 関節位置と指先位置において失敗試行で違いが見られた。しかし、これらの傾向は全被検者に共通する傾向ではなく、共通するような失敗試行の特徴は観察されなかった。全被験者の成功試行と失敗試行でのリリース時刻における各キネマティクス値の平均値と標準偏差を図 5.6 と図 5.7 に示した。いずれのグラフに関しても、すべての被検者に共通する傾向は見られなかった。

次に成功試行と失敗試行における vector coding によって評価した関節間協調の時系列プロファイルを図 5.8 に示した。特徴的だったのは、手関節との関節間協調はリリース時刻に近づくにしたがって急激に 1 に近づいていた。それ以外の時刻や関節間では被験者間の変動が比較的大きかった。また、リリース時刻での vector coding による関節間協調度の値を図 5.9 に示した。同様の先行研究と比較するために、 $t$  検定を用いて成功試行と失敗試行間の値を比較したところ、いずれの関節間の vector coding による協調度にも有意差は無かった ( $p > 0.05$ )。

さらに、成功試行と失敗試行における UCM 解析によって評価した上肢全関節間の協調を図 5.10 に示した。異なる制御目標変数間（パネル間）で比較すると、 $y$  方向位置に対する関節間協調は、 $z$  方向位置や末端セグメントのグローバル角度に対する関節間協調よりも大きかった。MP 関節の  $z$  方向位置や指セグメントのグローバル角度に対する関節間協調は特に低く、変動しないように制御していないことがわかる。各制御目標変数内（パネル内）で比較すると、成功試行と失敗試行で明確な傾向は見られず、いずれの協調度にも成功試行と失敗試行で有意差は無かった ( $p > 0.05$ )

### 5.4 考察

本研究の目的は、成功試行と失敗試行における関節運動を検証することとして、各キネマティクスやその関節間協調度を成功試行と失敗試行で比較した。関節角度の時系列プロファイルは成功試行と失敗試行は極めて類似しており、被検者によっては部分的に成功試行の時系列から大きく外れる失敗試行は観察されるものの、被検者に共通するような成功試行と失敗試行の違いは見られなかった。これは、フリスビー

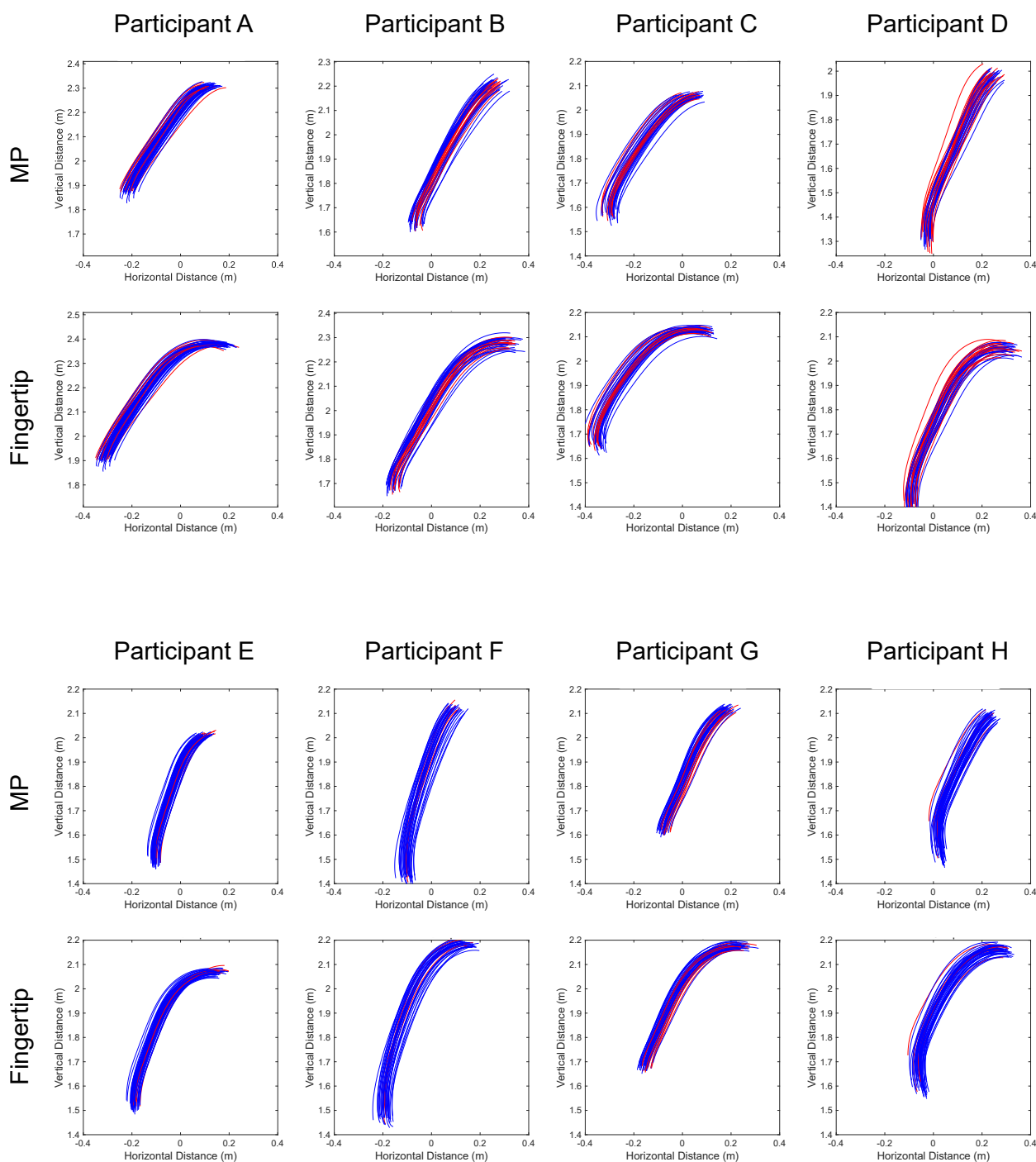


図 5.5: 身体末端部位置の矢状面内での軌跡。青色と赤色はそれぞれ成功試行と失敗試行を示す。

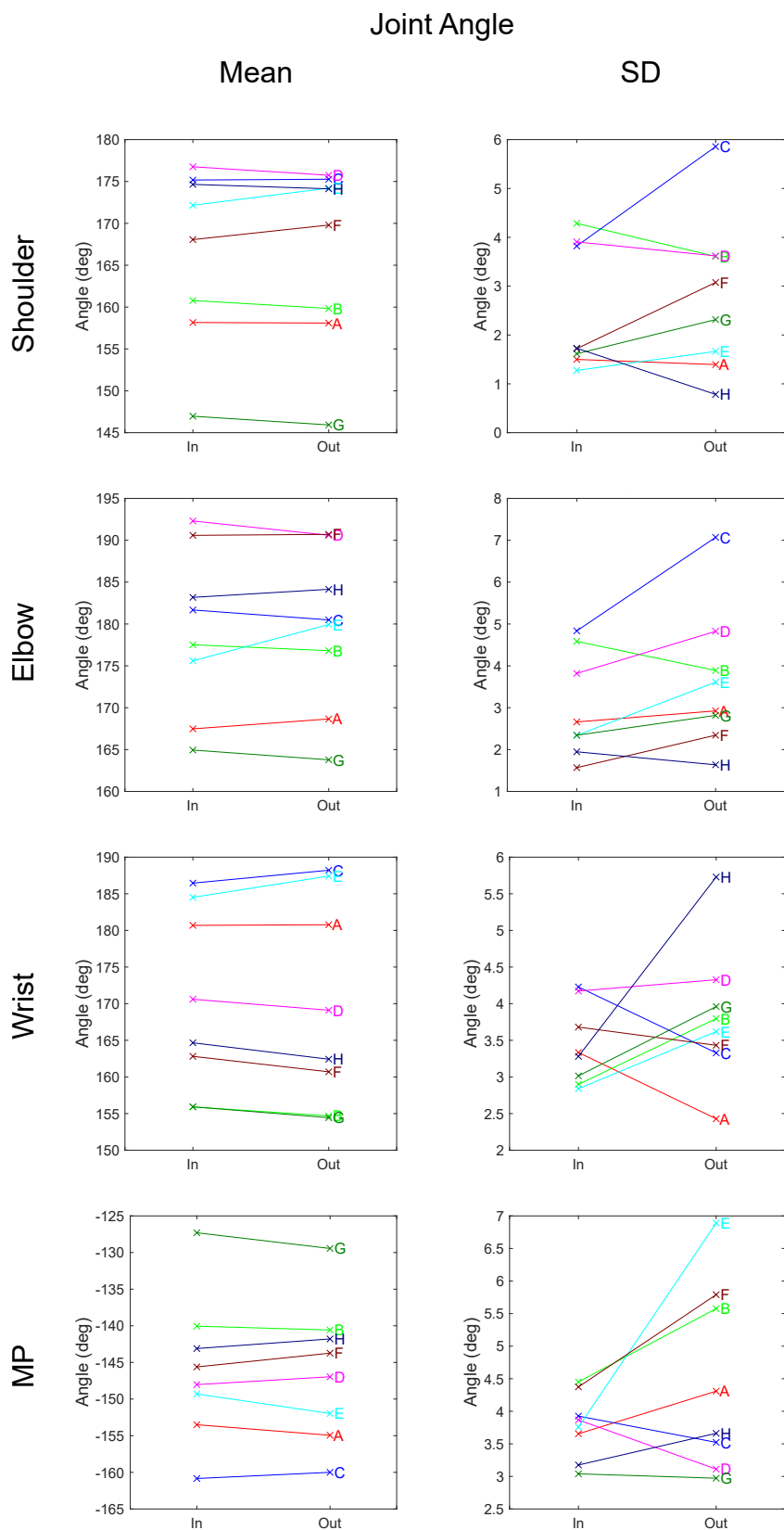


図 5.6: 各被検者の成功試行 (In) と失敗試行 (Out) に対するリリース時刻での関節角度の試行間の平均値と標準偏差。各図中の A から H は被検者の ID を示す。



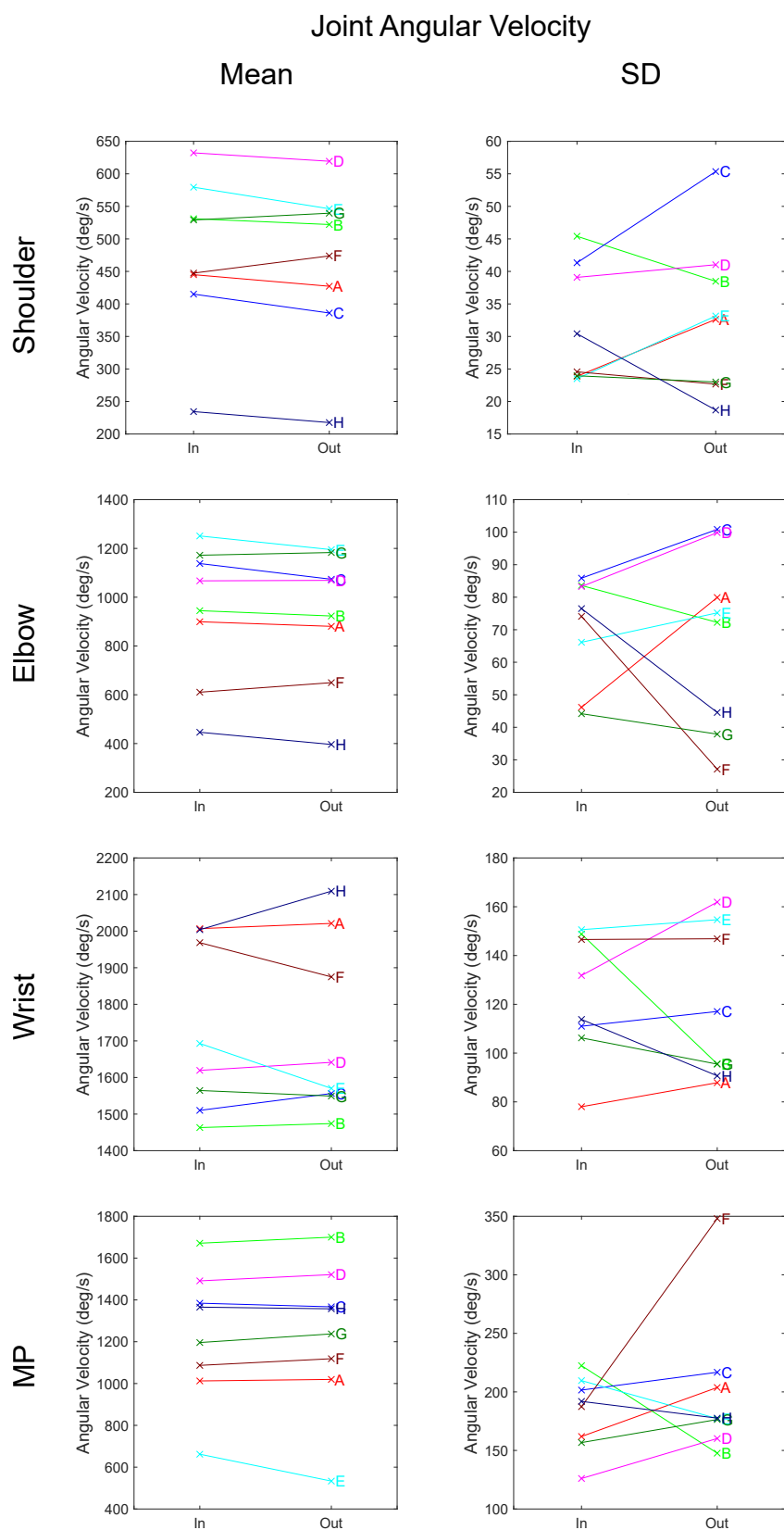


図 5.7: 各被検者の成功試行 (In) と失敗試行 (Out) に対するリリース時刻での関節角速度の試行間の平均値と標準偏差. 各図中の A から H は被検者の ID を示す.

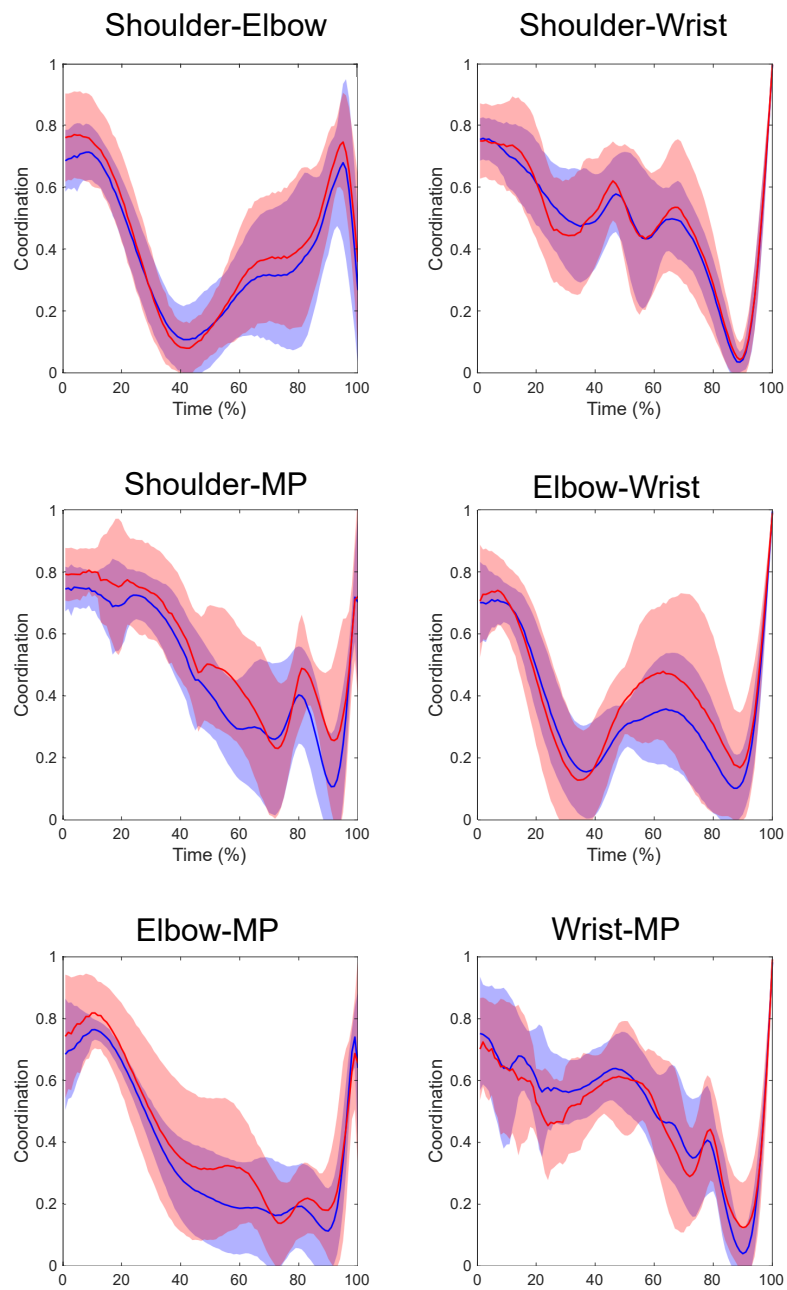


図 5.8: 各被検者の成功試行 (In) と失敗試行 (Out) に対する Vector Coding による関節間協調度の時系列プロフィール。値が 1 に近いほどすべての試行が一致度が高く理想的で、0 に近いほどランダムに近くばらつきが最大であることを示す。

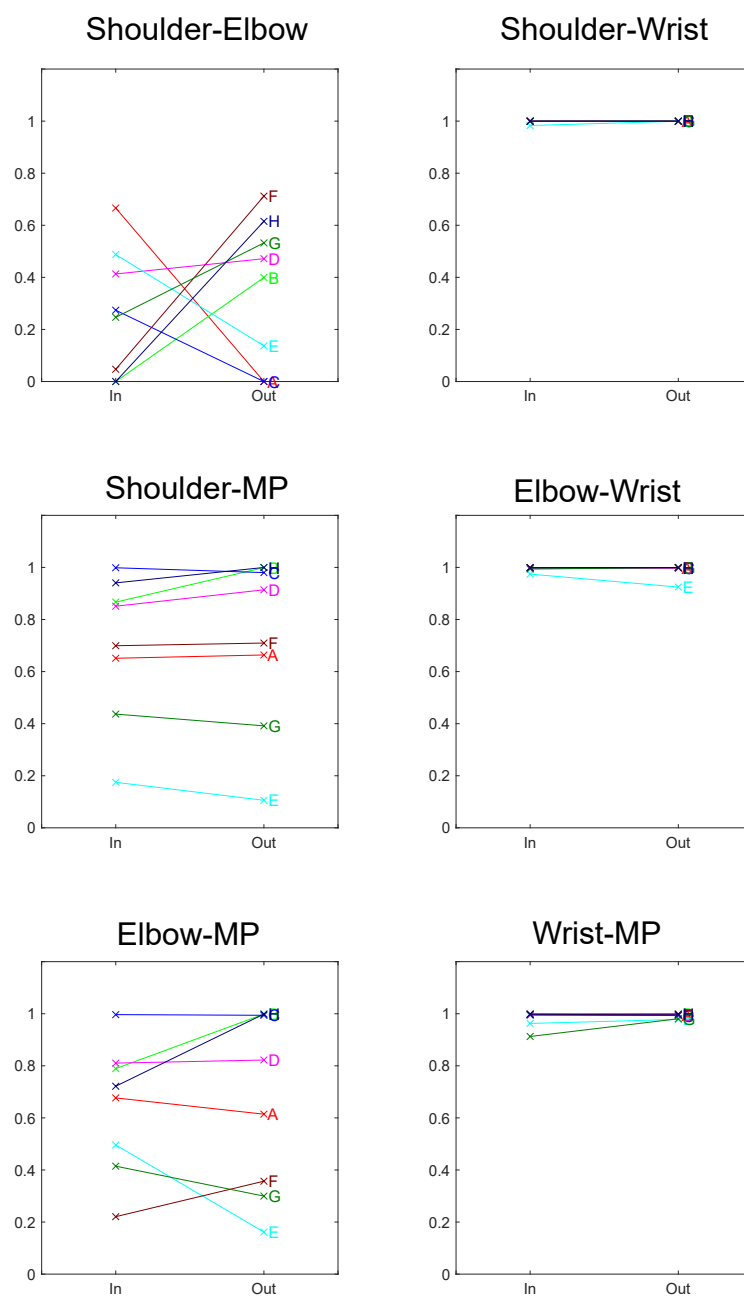


図 5.9: 各被検者の成功試行 (In) と失敗試行 (Out) に対するリリース時刻での Vector Coding による関節間協調度。値が 1 に近いほどすべての試行が一致度が高く理想的で、0 に近いほどランダムに近くばらつきが最大であることを示す。各図中の A から H は被検者の ID を示す。

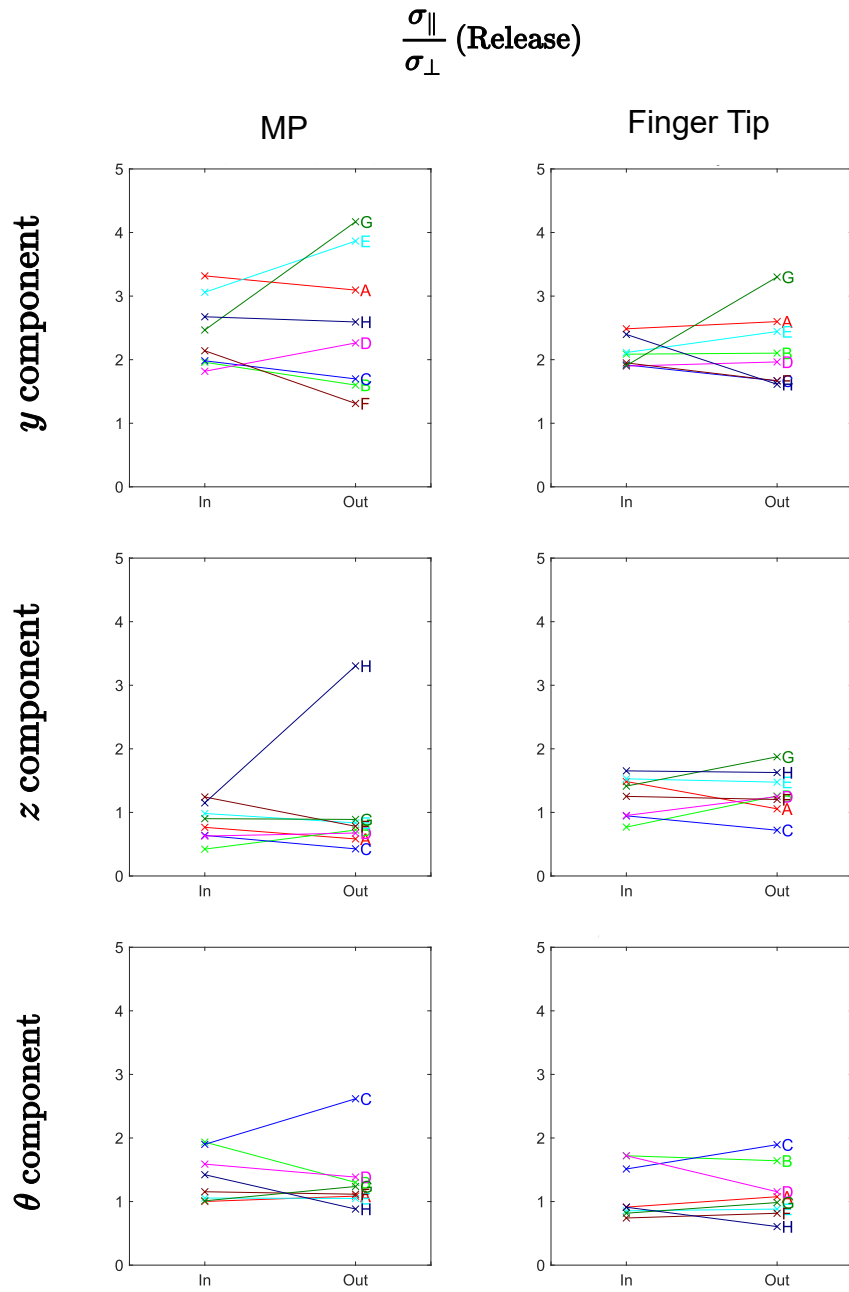


図 5.10: 各被検者の成功試行 (In) と失敗試行 (Out) に対するリリース時刻での UCM 解析による関節間協調度. 各図中の A から H は被検者の ID を示す. 値が 1 より大きいほど, 関節角度の変動のうち制御目標変数に影響を与えない成分が大きく, 制御目標変数に対する関節間の協調度が高い.

投げにおいて関節角度のピークタイミングが成功試行と失敗試行で違いはないと報告した先行研究と類似している (Yang and Scholz, 2005). リリース時刻における関節角度や関節角速度に成功試行と失敗試行で差は見られなかった (図 5.6, 5.7). これは同様の比較を行った先行研究 (Miller, 1998) と一致している. シュート時の関節角度を三つの習熟度別の群 (上級者, 中級者, 初心者) を三つの距離条件 (4.25, 5.25, 6.25 m) で比較した先行研究 (Robins et al., 2008) では, 初級者が中級者に比べて肩関節角度の変動が大きい, 上級者との有意差は見られず, さらに他の群間または条件間でも関節角度の変動に有意差は見られなかったことを報告した. このように各キネマティクスの変動を個別に見ても, 投動作のパフォーマンス結果に関する十分な説明にはならない可能性がある.

そのため, 次に関節間の協調の観点での比較を行った. 特定の二関節間の協調関係を vector coding によって評価したところ, 手関節との関節間協調はリリース時刻に近づくにつれて試行間の一致度が最大に近づいていた (図 5.8). Mullineaux and Uhl (2010) でも手関節と肘関節の関節間協調はリリース時刻に近づくにつれて試行間の一致度が最大に近づいており, この点で本研究の結果も先行研究と一致していた. Mullineaux and Uhl (2010) (手関節と肘関節の関係のみが定量的に報告されている) に加えて, 手関節と肩関節, 手関節と MP 関節の関係についても本研究では試行間の一致度が極めて高いことが示された. シュート動作においてはリリース時の手関節と他の関節の関係の安定が, 熟練者に共通する動作であることが示唆される. しかし, 本研究ではリリース時刻におけるいずれの関節間の vector coding による関節間協調度にも成功試行と失敗試行で有意差は無く, リリース時刻における手関節と肘関節の関節間協調が成功試行と失敗試行で異なると報告した先行研究 (Mullineaux and Uhl, 2010) と異なる. 先行研究での被験者は男女が混合された 15 名のグループであることに起因する動作の違いが統計に影響したかもしれない. また, 先行研究では失敗時にはリリースの 1 フレーム前からリリースのフレームにかけて試行間の一致度が低下する (単調変化でなくなる) と報告されているが本研究では同様のデータは見られなかった. これは, 先行研究のモーションキャプチャー計測は 60 Hz で行われたことから, リリース時刻の推定がずれてしまう可能性がある. いずれにしても, 肘関節と手関節の関節間協調が成功試行と失敗試行で異なるという結論を再現することはできず, この先行研究の結果が一般的な知見であることは確かではない. また, 本研究では肩関節と肘関節の関節間協調は成功試行と失敗試行で最も違いが出た (図 5.9). 被験者 A, C, E は関節間協調の一致度が低下していたので失敗の要因になり得るが, 被験者 B, F, G, H ではむしろ増大していた. 最も違いが出た関節間であっても被験者間に共通した傾向は見られず, 被験者に依存していた.

また, シュート腕の全関節の協調関係を UCM 解析によって評価したところ, 異なる制御目標変数間で比較すると,  $y$  方向位置に対する関節間協調は,  $z$  方向位置や末端セグメントのグローバル角度に対する関節間協調よりも大きかった (図 5.10). つまり, 手と指先の前後方向位置の変動が小さくなるようにシュート腕の全関節が補償的に協調していることを示す. 末端の位置はボールのリリース位置と線形に対応していると考えられる. ボールのリリース位置の前後方向成分は上下方向成分に比べて, ボール到達位置に対する影響度が大きい (3 章の図 3.3). フリスビー投げ動作における UCM 解析では, 末端位置のターゲット方向成分よりもターゲット方向に直交する方向成分の方が協調度が高かった (Yang and Scholz, 2005). このことから, パフォーマンス結果に影響を強く与える方向の末端位置の変動を抑制するように各関節が協調していると考えらる. しかし, 末端セグメントのグローバル角度はボールのリリース角度と線形に対応していない. これはシュートにおけるリリース直前には指上をボールが転がりながら

リリースするからであり (Filippi, 2011), 野球のような上手投げでも生じることが知られている (Watts et al., 2004; Hore and Watts, 2011). そのため, 特に指セグメントのグローバル角度に対する関節間協調は低く (図 5.10), パフォーマンス結果に直接的な影響の低い指セグメントの角度の変動を抑制するような協調は働いていないのだと考えられる.

本研究では成功試行と失敗試行における各関節キネティクスと, それらの協調関係について比較した. 成功試行と失敗試行それぞれで上で述べたような協調関係が示された. しかし各キネマティクスも上肢関節の協調関係に関しても, 成功試行と失敗試行で明確な違いは見られなかった. 今後のアプローチとして, vector coding などの協調の定量的ために動作分析で用いられる方法と, 仮想的に運動を生成するフォワードシミュレーションを組み合わせることが考えられる. Stock et al. (2018) では歩行動作と二重振り子モデルにより生成された角度データに vector coding を適用して, 方法の詳細を検討した. このようにシミュレーションを併用して利用することで, 実際の動作の関節間協調に関しても理解が進むことが期待される.

また, 本研究では手や指のセグメントとボールの間の力学, 運動を考慮できていない. 身体の末端セグメントに対する各関節の関係を見ても違いが見られなかった. ボールと身体とのダイナミクスとパフォーマンスの関連を定量するアプローチが考えられる. 投動作のパフォーマンスに関連する関節運動を推定するために, 解析的に定式化困難な要素間の関係を機械学習手法 (Furuki and Takiyama, 2017) を用いて線形回帰した研究では, 手部上でのボールの転がりに関するダイナミクスが, ボールのリリース速度やボール到達位置を精度よく決定するためには重要な成分であることが示唆されている (付録 E). したがって, 手や指のセグメントとボールの間の力学, 運動がフリースローにおける成功試行と失敗試行を分ける要因として考えられる.

## 5.5 結論

フリースローにおける被検者内の成功試行と失敗試行を比較すると, 各関節のキネマティクスやその関節間の協調関係に差は認められなかった. ボールと身体との転がりに関するダイナミクスがパフォーマンスの成否には重要な要素であることが示唆される.

## 第 6 章

# 総合考察

本博士論文では非統制の目標志向性投運動であるバスケットボールのシュートに注目し、正確な投運動のためのバイオメカニクスの調節機序の解明を目的とした。2 章では異なる距離のシュートにおける距離調節機序について、3 章では同一距離のシュートにおける距離調節機序について、4 章では同一距離のシュートにおける距離調節機序の個人間の差について、5 章では同一距離のシュートにおける距離調節機序の個人内の成功失敗時の差について、ボール軌道の階層または身体関節運動の階層における調節機序について検証した。

まず、方略を決定する特性について考察する。ボール軌道を決定するリリースパラメータに関しては、主にリリーススピードを調節することによりマクロな距離調節を達成しており、リリース角度やリリース位置に関しては明確な調節の違いは見られなかった（2 章）。同一距離でのフリースローに関しては、最小リリーススピード近傍の解を利用しており、この方略の利点は信号依存ノイズを最小化することよりも、むしろリリース誤差のパフォーマンス結果への伝播量を最小化することに関連していることが示された（3 章）。3 章で解明されたこのリリース方略が、異なる距離からのシュート軌道を計画し実行するうえでも有益であると推察されたので、これを確認するために追加の分析を行った。2 章で分析した異なる距離のシュートにおけるリリースパラメータを 3 章と同様の方法で示すと図 6.1 のように示される。ここで、2 章ではリリース後のボール軌道を計測していないので、ボール軌道のシミュレーションのための空力係数は 3 章で推定された値をすべての距離条件とすべての被検者で用いた。3 章で示された最小スピード近傍の方略は、すべての距離条件で概ね支持されている。注意すべき点として、2 章の実験ではフォースプレートの中心付近でジャンプシュートを行っているので、フリースローラインからセットシュートを行った 3 章の実験よりもリリース位置の変動が大きい。そのため、図の解の集合体の描画には各被検者でのリリース位置の平均値を用いているので、3 章の結果と比べて比較的誤差が大きい傾向であった。異なる距離条件からのバスケットボールのシュートに関する先行研究でも距離条件間でリリース角度方略に明確な差が無いこと (Miller and Bartlett, 1996; Robins et al., 2008), 異なる距離条件からのアンダーハンドスロー動作であるペタンク競技の投動作を分析した先行研究では最小スピード近傍の方略を利用していたこと (Dupuy et al., 2000), オーバーハンドスローとアンダーハンドスローを模したシミュレーションでは最小スピードよりも少し大きいスピードのときが理論的に最も正確性が高いこと (Venkadesan and Mahadevan, 2017) を踏まえると、複数の距離から放物線状の軌道を描いてターゲットに到達させる投課題では、本研究で解明された最小スピード近傍の方略が利用されていることが示唆される。しかし、かな

り余裕のある近い距離を含めたバスケットボールのシュート動作ではリリース角度方略が他の距離条件と大きく異なること (Okazaki and Rodacki, 2012), ある一つの地点からのシュートでは防御者や障害物を超えるようなボール軌道も計画できてしまうこと (Rojas et al., 2000; Taheri et al., 2017) を踏まえると, 距離が近すぎてリリーススピードがかなり小さく変動が小さい場合や, 複数の距離から運動を計画する必要が無い運動課題などでは, 最小スピード近傍の方略の限りではないかもしれない. また, 野球の投球などのように直線的な軌道を描いてターゲットに到達させる課題では, 最小スピード近傍の方略でないのは自明だと思われる.

ここで, 最小スピード近傍の方略というのは, 身体が発揮する力の大きさのみに基づいた方略であると言える. しかし, この方略は結果への運動誤差の影響を低減する方略であるとも理解可能であった. 神経運動ノイズなどの身体の特성에基づいて運動制御方略を考察するのは重要ですが, それだけでは統一的な理解はできない. 例えば, フリースロー課題を用いた本研究と, *skittles* を模した仮想的な投課題を用いた先行研究 (Sternad et al., 2011) の結果を矛盾なく説明することはできない. 運動課題の特性を示す解の集合体を踏まえることによって, 運動を達成する解の集合体の形状に適した方略となっていることが理解できる. 以上のことから, 正確な投動作においては「身体の特性」と「課題の特性」の両方を考慮することで運動の方略を決定していることが明らかになった.

次に変数間の補償的な協調関係について考察する. 目標達成に冗長な変数間の補償機能により運動のばらつきを低減し, パフォーマンスの正確性を高めることが様々な研究で提唱されている. 例えば, 投運動におけるボール軌道の到達位置を目標点に安定させるためには, リリースパラメータ間の共変動関係が貢献すると示されている (Kudo et al., 2000; Müller and Sternad, 2004; Cohen and Sternad, 2009) 本研究でも主にパフォーマンスレベルが高いほど共変動能力が高い傾向にあり, 一定の貢献をしているが, 方略由来の成分や再現性に関する能力の方が貢献量としては大きいという結果だった (4章). 多数の練習を繰り返してきたスポーツ熟練者が, フリースローのような一定の条件でのパフォーマンスをする上ではリリースパラメータ間の協調性よりも再現性の方が重要であるかもしれない. このような協調能力は外的な変動や適応的な運動により必要な能力だと考えられているので (Latash, 2012), 防御者がいる状況などにおいて異なるボール軌道の方略を用いるためにはより重要となる可能性がある. 次に, 身体運動に関する変数の階層について注目すると, 下肢から体幹を介してシュート腕への力学的エネルギー伝達量を増大することにより, シュート距離の増大に適応していた (2章). この結果から, 下肢は大まかに力発揮を調節し, 上肢はボールのリリースが目標を達成するために適切な値になるように下肢からの伝達を補償的に調節する役割を持つことが示唆されていた. 先行研究ではリリース時刻における関節角度の変動が末端ほど大きいことから, 目標指向性の多関節運動における運動連鎖に沿った補償メカニズムがあるのではないかと示唆していた (Robins et al., 2006; Bartlett et al., 2007). 本研究では同様の傾向 (*i.e.* リリース時刻において末端ほど関節角度の変動が大きいこと) は見られなかった (5章). しかし, vector coding により定量された二つの関節間の協調関係では, リリース時の手関節と他の関節の関係の安定が熟練者に共通する動作であることが示された (5章). シュート動作においては, 他の関節の運動に合わせた補償的な手関節の協調運動が, 重要であることが示唆される. したがって, ボール変数に関する階層と身体関節変数に関する階層を統合すると, 身体関節レベルでの運動連鎖に沿った末端部での補償的な協調関係が, ボール変数レベルでのリリースの再現性を高めることにより, パフォーマンスの正確性を高めていると理解できる.



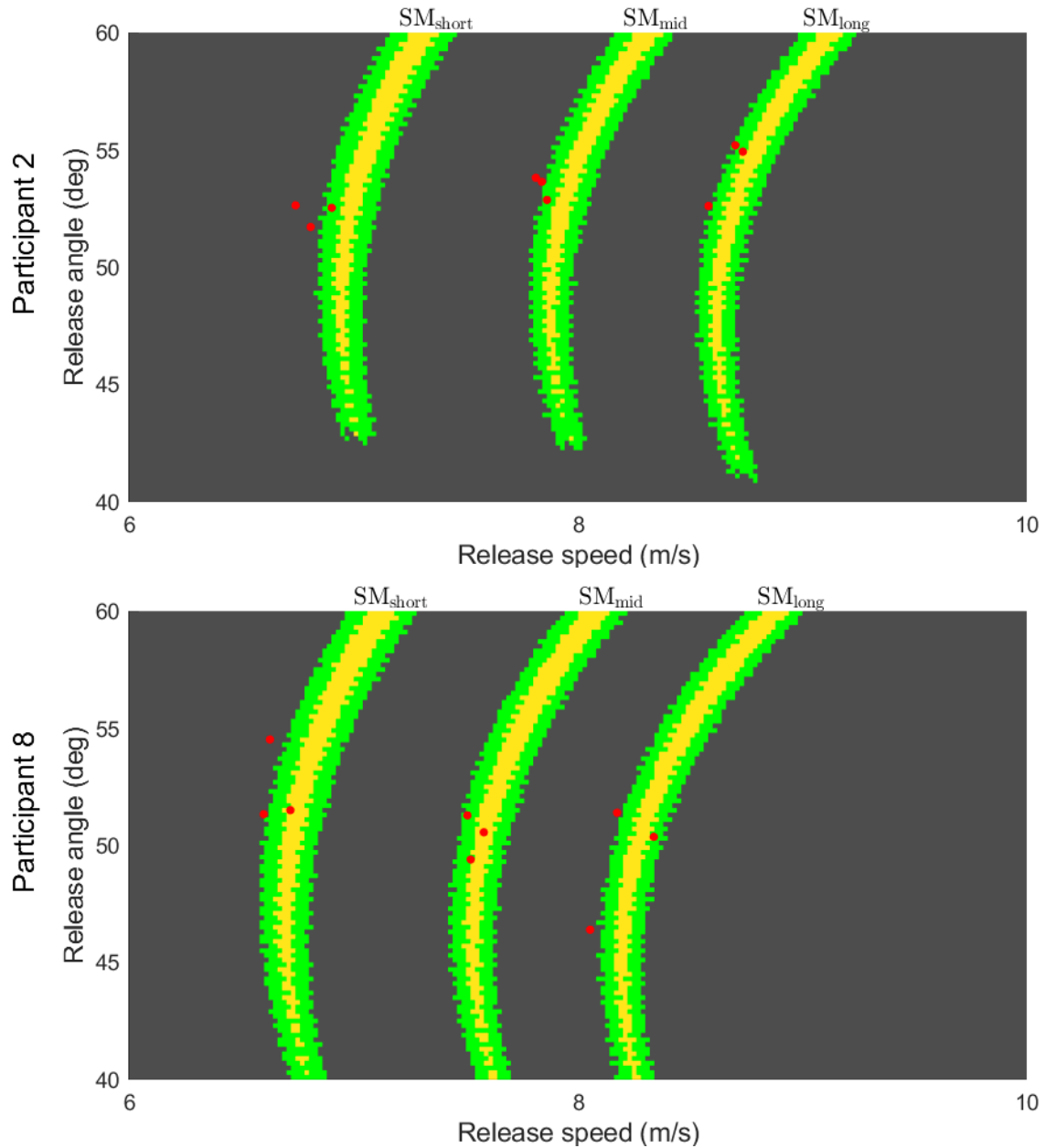


図 6.1: 代表的な被検者における異なる距離条件 (short, mid, long) におけるリリース変数と解の集合体 (SM). 中心の黄色の領域は Brancazio (1981) の研究に基づいて “swish shot” (*i.e.* リングに接触せずに成功するシュート) を生じる変数の組を表している. それを囲む緑色の領域は “hoop shot” (*i.e.* “swish shot” に対して前後 5 cm の範囲に到達するとして定義されたリングに接触して成功するであろうシュート) を生じる変数の組を表している. 赤色の円記号は実際の実行変数を表している.

ボールパラメータ間の共変動関係と身体運動を結びつけて考えることができれば、投動作における包括的な理解がより促進される。機械学習的に身体関節運動の変数により運動パフォーマンスの変数を回帰することで、パフォーマンスに関連する関節運動の変動を定量する試み (Furuki and Takiyama, 2017, 2019) は一つの興味深いアプローチであるが、解析的方法よりも説明精度が安定せず、条件を選ぶと思われる (付録 E)。特に、手部長をボールが転がるという特性が、身体関節キネマティクスから運動パフォーマンスを予測するのが困難にしていた (付録 E)。別のアプローチとして、関節運動の変数の関数としてパフォーマンス結果が (近似的にでも) 定式化できる単純な運動課題を用いることが前段階の研究として考えられる。また、関節間の補償的な機能をモデル化した順動力学シミュレーションを用いることにより、身体のカネマティクスやダイナミクスの協調関係と運動パフォーマンスの関係を検証することが考えられる。多関節運動における運動目標に対する正確性を高めるための補償的な協調関係を、より論理的・具体的に説明することが今後は必要だと考えられる。

本研究では熟練者に共通する制御様式に加えて、個人ごとに特有な性質も観察された。例えば、下肢の調節でマクロな距離調節を実行するのは共通していたが、主に膝関節でエネルギーを生成する選手と股関節でエネルギーを生成する選手が存在した (2章)。また、最小スピード近傍の方略を用いることは共通していたが、局所的に見ると最小スピードからの個人に依存したずれが存在した (3章と4章)。このように、大局的には熟練者に共通する制御が行われ、より局所的な部分では個人ごとに異なる方略が行われるという特徴が存在した。一方で、リーチング課題などのシンプルな動作では全員に共通した運動制御様式の解明のみを目指しており、複雑運動の分析においてもこの観点の解明のみが先行してきた。しかし、熟練スポーツ運動を詳細に分析した本研究において共通性と特有性が存在することからも、今後は、複雑運動における個人ごとの違いを認め、適切に評価する研究の必要性が示唆されます。

最後に、より実践的な場面を含むシュート動作について考察する。本研究では体育館において反射マーカーを装着し、試合とは異なる実験環境において取得したデータを分析した。しかし、守備者が前方にいるときにはジャンプシュート時のリリースパラメータや身体のカネマティクスが変化することや (Rojas et al., 2000)、心拍数が最大心拍数に近い値まで上昇したときでは平常時に比べてスリーポイントシュートの成功率が低下すること (Ardigò et al., 2018)、シュート成功率はフリースローラインなどの特定の距離では多数回の練習効果により他の距離でのシュートより良いこと (Keetch et al., 2005, 2008)、などを踏まえると、試合中におけるシュート動作の制御は実験中とは部分的には異なるメカニズムを持つ可能性がある。本研究を含む大部分の研究で用いられるマーカーを貼付する光学式モーションキャプチャーシステムによる計測では器具が制約となり接触を含むバスケットボールの試合などを計測するのは難しい。アメリカバスケットボールリーグ NBA でアリーナ天井に設置されたカメラで選手を追跡するシステムである SportVU や、少数の大きなマーカーを選手に取り付け光学式モーションキャプチャーで計測した研究 (Fujii et al., 2016) などが行われているが、いずれも選手を一点として追跡し分析した研究であり、試合中の身体動作を分析した研究はほとんど行われていない。例えば、OpenPose を用いたマーカーレスモーションキャプチャ (Nakano et al., 2019) を用いることで、実際の試合中における様々な距離からのジャンプシュートや重要な局面でのフリースローの身体動作を分析することが可能となるだろう。このような目的のため、OpenPose と複数ビデオカメラを用いた 3D マーカーレスモーションキャプチャの精度検証を行い、その有用性や改善点を確かめた (付録 F)。試合中のシュート動作、あるいはボールの軌道などを分析し、より実践的な動作メカニズムを理解すること、実験時との違いを評価することなどが今後の研

究の発展として考えられる。

本博士論文を通して、正確な投動作のためのバイオメカニクスの調節機序に関して以下のことが明らかになった。熟練者は運動課題の特性を理解し、運動課題の特性と身体の特性の両方の要因を考慮し、両方に適応した方略を選択していた。熟練した一定条件の投運動では、運動連鎖に沿った関節間の補償的な協調関係がボールリリースの再現性を高めるよう制御していた。熟練したスポーツ動作では、大局的には統一した制御が、局所的には個人により異なる制御が実行していた。



# 謝辞

本研究は東京大学大学院総合文化研究科，吉岡伸輔准教授の下で行われました．吉岡先生には研究の進め方や，データ解析やその解釈の仕方，実験装置の使い方，論文の書き方などについて数えきれないほどご指導いただきました．さらに，社会を生きていくための礼儀，作法，コミュニケーションなどについても一からご指導いただき，社会性を身につけることができました．また，御多忙にもかかわらず私の実験の際には，早朝から車を用意して頂いたり，経験不足の実験を指導して頂いたり，全員分のお弁当を用意してくださったりと，感謝してもしきれません．修士課程から博士課程の5年間を楽しく過ごせた一番の理由は，吉岡先生に好きなようにやらせていただいたことだと思います．ありがとうございました．

東京大学大学院総合文化研究科，深代千之教授には本研究の副査を務めていただき，吉岡先生とともに5年間ご指導いただきました．研究ミーティングにおける深代先生の鋭いご指摘や厳しいご意見は，より分かりやすい発表にしよう，より良い研究にしようというモチベーションになりました．また，報告，連絡，相談や礼儀などの大人としての習慣を確立することができました．ありがとうございました．

東京大学大学院総合文化研究科，竹下大介准教授には本研究の副査を務めていただき，1年間ご指導いただきました．非常に細かく研究結果を見ていただき，データや解釈の妥当性や論理をより丁寧にすることができました．ありがとうございました．

東京大学大学院総合文化研究科，工藤和俊准教授には本研究の副査を務めていただき，工藤研でないにもかかわらず，身体運動セミナーや運動学習研究会，投稿論文などにおいても丁寧に議論やご指導をして頂きました．ありがとうございました．

東京大学大学院総合文化研究科，佐々木一茂准教授には本研究の副査を務めていただき，専門分野と異なる分野にも関わらず，丁寧に読んでいただき鋭いご指摘をして頂きました．ありがとうございました．

東京大学大学院総合文化研究科，飯野要一先生には吉岡先生・深代先生とともに5年間ご指導いただきました．飯野先生は先生方の中で最も私の研究と近い領域の研究を行う立場から，丁寧な意見をくださいました．また，私の実験の際にも朝から協力，ご指導いただきました．ありがとうございました．

国立スポーツ科学センターの稲葉優希さんには，JISSでのプロ選手やトップレベルの大学選手の計測や，トレーニング研究の計画など，私の研究とも関連する興味深い共同研究に招待いただき，私の活動の幅を広げていただきました．ありがとうございました．

バイメカ研に所属している，または所属していた大学院生の皆様にも感謝しています．私の実験は一人で行うことができず，非常に多くの皆様に朝から10時間近く働いていただき，ようやく実現することができました．無事にデータを取得でき，こうして博士論文を書くことができたのも大学院生の皆様のご協力のおかげです．また，研究について議論し合ったり，愚痴を言い合ったりしながら楽しく，大きなト

ラブルもなく研究生生活を過ごせたのは院生の皆様に恵まれたからに他なりません。ありがとうございました。

学部生時代と大学院生時代で多くの時間を東京大学男子バスケットボール部、女子バスケットボール部の皆と共有してきました。そこで経験できたことは、勉学・研究以外での学生生活の大きな楽しみとなっていて、現在の研究のモチベーションにもなっています。実験の被検者をお願いしたりもしましたが、快く受諾して頂けました。ありがとうございました。

最後になりますが、これまで自分の自由に人生を選択して生きてこれたのは、家族の理解と支援のおかげです。これからも性格は変わらないとは思いますが、もう少しだけ真面目に生きていければと思っています。ありがとうございました。

## 参考文献

- Ae, M., Tang, H., and Yokoi, T. (1992). Estimation of inertia properties of the body segments in Japanese athletes. *Biomechanism*, 11(1):23–33.
- Alaways, L. W. and Hubbard, M. (2001). Experimental determination of baseball spin and lift. *Journal of Sports Sciences*, 19(5):349–358.
- Ardigò, L. P., Kuvacic, G., Iacono, A. D., Dascanio, G., and Padulo, J. (2018). Effect of heart rate on basketball three-point shot accuracy. *Frontiers in physiology*, 9:75.
- Arias, J. L. (2012a). Influence of ball weight on shot accuracy and efficacy among 9-11-year-old male basketball players. *Kinesiology*, 44(1):52–59.
- Arias, J. L. (2012b). Performance as a Function of Shooting Style in Basketball Players under 11 Years of Age. *Perceptual and Motor Skills*, 114(2):446–456.
- Ball, K. and Best, R. (2012). Centre of pressure patterns in the golf swing: individual-based analysis. *Sports Biomechanics*, 11(2):175–189.
- Bartlett, R., Wheat, J., and Robins, M. (2007). Is movement variability important for sports biomechanists? *Sports Biomechanics*, 6(2):224–243.
- Battaglia, P. W. and Schrater, P. R. (2007). Humans trade off viewing time and movement duration to improve visuomotor accuracy in a fast reaching task. *Journal of Neuroscience*, 27(26):6984–6994.
- Bernstein, N. (1967). The coordination and regulation of movements.
- Brancazio, P. J. (1981). Physics of basketball. *American Journal of Physics*, 49(May 2013):356.
- Breslin, G., Hodges, N. J., Kennedy, R., Hanlon, M., and Williams, A. M. (2010). An especial skill: Support for a learned parameters hypothesis. *Acta Psychologica*, 134(1):55–60.
- Breslin, G., Hodges, N. J., Steenson, A., and Williams, A. M. (2012). Constant or variable practice: Recreating the especial skill effect. *Acta Psychologica*, 140(2):154–157.
- Buckley, J. G. (2000). Biomechanical adaptations of transtibial amputee sprinting in athletes using dedicated prostheses. *Clinical Biomechanics*, 15(5):352–358.
- Button, C., MacLeod, M., Sanders, R., and Coleman, S. (2003). Examining movement variability in the basketball free-throw action at different skill levels. *Research quarterly for exercise and sport*, 74(3):257–269.
- Cao, Z., Hidalgo, G., Simon, T., Wei, S.-E., and Sheikh, Y. (2018). Openpose: realtime multi-person

- 2d pose estimation using part affinity fields. *arXiv preprint arXiv:1812.08008*.
- Chowdhary, A. G. and Challis, J. H. (2001). The biomechanics of an overarm throwing task: a simulation model examination of optimal timing of muscle activations. *Journal of Theoretical Biology*, 211(1):39–53.
- Clark, R. A., Pua, Y. H., Fortin, K., Ritchie, C., Webster, K. E., Denehy, L., and Bryant, A. L. (2012). Validity of the Microsoft Kinect for assessment of postural control. *Gait and Posture*, 36(3):372–377.
- CMU-Perceptual-Computing-Lab (2017). OpenPose: Real-time multi-person keypoint detection library for body, face, hands, and foot estimation. <https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>.
- Cohen, R. G. and Sternad, D. (2009). Variability in motor learning: Relocating, channeling and reducing noise. *Experimental Brain Research*, 193(1):69–83.
- Cohen, R. G. and Sternad, D. (2012). State space analysis of timing: exploiting task redundancy to reduce sensitivity to timing. *Journal of neurophysiology*, 107(2):618–627.
- Cusumano, J. P. and Cesari, P. (2006). Body-goal variability mapping in an aiming task. *Biological Cybernetics*, 94(5):367–379.
- Cusumano, J. P. and Dingwell, J. B. (2013). Movement variability near goal equivalent manifolds: Fluctuations, control, and model-based analysis. *Human Movement Science*, 32(5):899–923.
- Czyz, S. H., Breslin, G., Kwon, O., Mazur, M., Kobiałka, K., and Pizlo, Z. (2013). Especial skill effect across age and performance level: The nature and degree of generalization. *Journal of Motor Behavior*, 45(2):139–152.
- Davids, K., Glazier, P., Araujo, D., and Bartlett, R. (2003). Movement systems as dynamical systems. *Sports medicine*, 33(4):245–260.
- Davids, K., Renshaw, I., and Glazier, P. (2005). Movement models from sports reveal fundamental insights into coordination processes. *Exercise and sport sciences reviews*, 33(1):36–42.
- Dupuy, M. A., Mottet, D., and Ripoll, H. (2000). The regulation of release parameters in underarm precision throwing. *Journal of Sports Sciences*, 18(6):375–382.
- Elliott, B. C., Marshall, R. N., and Noffal, G. J. (1995). Contributions of upper limb segment rotations during the power serve in tennis. *Journal of applied Biomechanics*, 11(4):433–442.
- Ericsson, K. A. (2008). Deliberate practice and acquisition of expert performance: A general overview. *Academic Emergency Medicine*, 15(11):988–994.
- Escamilla, R. F., Fleisig, G. S., Barrentine, S. W., Zheng, N., and Andrews, J. R. (1998). Kinematic comparisons of throwing different types of baseball pitches. *Journal of Applied Biomechanics*, 14(1):1–23.
- Faisal, A. A., Selen, L. P. J., and Wolpert, D. M. (2008). Noise in the nervous system. *Nature Reviews Neuroscience*, 9(april):292–303.
- Feltner, M. E. and Nelson, S. T. (1996). Three-dimensional kinematics of the throwing arm during the penalty throw in water polo. *Journal of applied biomechanics*, 12(3):359–382.



- FIBA (2014). Official Basketball Rules. [http://www.fiba.com/documents/2015/Official\\_Basketball\\_Rules\\_2014\\_Y.pdf](http://www.fiba.com/documents/2015/Official_Basketball_Rules_2014_Y.pdf).
- Filippi, A. (2011). *Shoot like the pros: The road to a successful shooting technique*. Triumph Books.
- Fleisig, G. S., Barrentine, S. W., Escamilla, R. F., and Andrews, J. R. (1996). Biomechanics of overhand throwing with implications for injuries. *Sports medicine*, 21(6):421–437.
- Freeston, J., Ferdinands, R., and Rooney, K. (2007). Throwing velocity and accuracy in elite and sub-elite cricket players: A descriptive study. *European Journal of Sport Science*, 7(4):231–237.
- Freeston, J. and Rooney, K. (2014). Throwing Speed and Accuracy in Baseball and Cricket Players. *Perceptual and Motor Skills*, 118(3):637–650.
- Freitas, S. M., Scholz, J. P., and Latash, M. L. (2010). Analyses of joint variance related to voluntary whole-body movements performed in standing. *Journal of neuroscience methods*, 188(1):89–96.
- Fujii, K., Yokoyama, K., Koyama, T., Rikukawa, A., Yamada, H., and Yamamoto, Y. (2016). Resilient help to switch and overlap hierarchical subsystems in a small human group. *Scientific reports*, 6:23911.
- Furuki, D. and Takiyama, K. (2017). Detecting the relevance to performance of whole-body movements. *Scientific reports*, 7(1):15659.
- Furuki, D. and Takiyama, K. (2019). Decomposing motion that changes over time into task-relevant and task-irrelevant components in a data-driven manner: application to motor adaptation in whole-body movements. *Scientific reports*, 9(1):7246.
- Gao, Z., Yu, Y., Zhou, Y., and Du, S. (2015). Leveraging two kinect sensors for accurate full-body motion capture. *Sensors*, 15(9):24297–24317.
- Glazier, P. S. and Mehdizadeh, S. (2019). Challenging conventional paradigms in applied sports biomechanics research. *Sports Medicine*, 49(2):171–176.
- Goff, J. E. (2013). A review of recent research into aerodynamics of sport projectiles. *Sports Engineering*, 16(3):137–154.
- Gordon, J., Ghilardi, M. F., and Ghez, C. (1994). Accuracy of planar reaching movements - I. Independence of direction and extent variability. *Experimental Brain Research*, 99(1):97–111.
- Guigon, E., Baraduc, P., and Desmurget, M. (2007). Computational motor control: redundancy and invariance. *Journal of neurophysiology*, 97(1):331–347.
- Hamilton, A. F., Jones, K. E., and Wolpert, D. M. (2004). The scaling of motor noise with muscle strength and motor unit number in humans. *Experimental Brain Research*, 157(4):417–430.
- Harrington, M. E., Zavatsky, A. B., Lawson, S. E. M., Yuan, Z., and Theologis, T. N. (2007). Prediction of the hip joint centre in adults, children, and patients with cerebral palsy based on magnetic resonance imaging. *Journal of Biomechanics*, 40(3):595–602.
- Harris, C. M. and Wolpert, D. M. (1998). Signal-dependent noise determines motor planning. *Nature*, 394(6695):780–4.
- Hay, J. (1994). *The biomechanics of sports techniques*. Prentice-Hall.
- Heiderscheit, B. C., Hamill, J., and van Emmerik, R. E. (2002). Variability of stride characteristics

- and joint coordination among individuals with unilateral patellofemoral pain. *Journal of applied biomechanics*, 18(2):110–121.
- Hirashima, M., Kudo, K., and Ohtsuki, T. (2003a). Utilization and compensation of interaction torques during ball-throwing movements. *Journal of Neurophysiology*, 89(4):1784–1796.
- Hirashima, M., Ohgane, K., Kudo, K., Hase, K., and Ohtsuki, T. (2003b). Counteractive relationship between the interaction torque and muscle torque at the wrist is predestined in ball-throwing. *Journal of neurophysiology*, 90(3):1449–1463.
- Hirashima, M. and Ohtsuki, T. (2008). Exploring the mechanism of skilled overarm throwing. *Exercise and sport sciences reviews*, 36(4):205–211.
- Hirashima, M., Yamane, K., Nakamura, Y., and Ohtsuki, T. (2008). Kinetic chain of overarm throwing in terms of joint rotations revealed by induced acceleration analysis. *Journal of biomechanics*, 41(13):2874–2883.
- Hopla, D. (2012). *Basketball shooting*. Champaign, Illinois: Human Kinetics.
- Hore, J. and Watts, S. (2011). Skilled throwers use physics to time ball release to the nearest millisecond. *Journal of Neurophysiology*, 106(4):2024–2033.
- Hudson, T. E., Wolfe, U., and Maloney, L. T. (2012). Speeded reaching movements around invisible obstacles. *PLoS computational biology*, 8(9):e1002676.
- Iino, Y. and Kojima, T. (2016). Mechanical energy generation and transfer in the racket arm during table tennis topspin backhands. *Sports biomechanics*, 15(2):180–197.
- Inaba, Y., Hakamada, N., and Murata, M. (2017). Influence of Selection of Release Angle and Speed on Success Rates of Jump Shots in Basketball. *Proceedings of the 5th International Congress on Sport Sciences Research and Technology Support*, pages 48–55.
- Indermill, C. and Husak, W. S. (1984). Relationship between speed and accuracy in an over-arm throw. *Perceptual and motor skills*, 59(1):219–222.
- John, J., Dingwell, J. B., and Cusumano, J. P. (2016). Error Correction and the Structure of Inter-Trial Fluctuations in a Redundant Movement Task. *PLoS Computational Biology*, 12(9):1–30.
- Jones, K. E., Hamilton, A. F. D. C., and Wolpert, D. M. (2002). Sources of signal-dependent noise during isometric force production. *Journal of neurophysiology*, 88(3):1533–1544.
- Keetch, K. M., Lee, T. D., and Schmidt, R. A. (2008). Especial Skills: Specificity Embedded Within Generality. *Journal of Sport and Exercise Psychology*, 30(6):723–736.
- Keetch, K. M., Lee, T. D., Schmidt, R. A., and Young, D. E. (2005). Especial skills: Their emergence with massive amounts of practice. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 31(5):970–978.
- Kim, J. H. (2011). Optimization of throwing motion planning for whole-body humanoid mechanism: Sidearm and maximum distance. *Mechanism and Machine Theory*, 46(4):438–453.
- Kimura, A., Yoshioka, S., Omura, L., and Fukashiro, S. (2019). Mechanical properties of upper torso rotation from the viewpoint of energetics during baseball pitching. *European journal of sport science*, pages 1–8.

- Knudson, D. (2017). Confidence crisis of results in biomechanics research. *Sports biomechanics*, 16(4):425–433.
- Krishnamoorthy, V., Scholz, J. P., and Latash, M. L. (2007). The use of flexible arm muscle synergies to perform an isometric stabilization task. *Clinical Neurophysiology*, 118(3):525–537.
- Kudo, K., Tsutsui, S., Ishikura, T., Ito, T., and Yamamoto, Y. (2000). Compensatory coordination of release parameters in a throwing task. *Journal of motor behavior*, 32(4):337–45.
- Laidlaw, D. H., Bilodeau, M., and Enoka, R. M. (2000). Steadiness is reduced and motor unit discharge is more variable in old adults. *Muscle & Nerve: Official Journal of the American Association of Electromyography and Clinical Neurophysiology*, 23(4):600–612.
- Lanka, J. (2000). Chapter 21 Shot Putting. In Zatsiorsky, V. M., editor, *History*, chapter 21, pages 435–457.
- Latash, M. L. (2012). The bliss (not the problem) of motor abundance (not redundancy). *Experimental brain research*, 217(1):1–5.
- Latash, M. L., Scholz, J. P., and Schöner, G. (2002). Motor Control Strategies Revealed in the Structure of Motor Variability. *Exercise and Sport Sciences Reviews*, 30(1):26–31.
- Litzenberger, S., Mally, F., and Sabo, A. (2016). Biomechanics of elite recumbent handcycling: a case study. *Sports Engineering*, 19(3):201–211.
- Loosch, H. and Müller, E. (1999). Functional variability and an equifinal path of movement during targeted throwing. *Journal of Human Movement Studies*, 36:103–126.
- Lysoń, B., Błażkiewicz, M., Kwacz, M., and Wit, A. (2016). Muscle forces of lower extremities in glide shot put technique. *Current research in motor control V*, pages 174–179.
- Martin, C., Bideau, B., Bideau, N., Nicolas, G., Delamarche, P., and Kulpa, R. (2014). Energy flow analysis during the tennis serve: comparison between injured and noninjured tennis players. *The American journal of sports medicine*, 42(11):2751–2760.
- Miller, N. R., Shapiro, R., and McLaughlin, T. M. (1980). A technique for obtaining spatial kinematic parameters of segments of biomechanical systems from cinematographic data. *Journal of Biomechanics*, 13(7):535–547.
- Miller, S. (1998). The kinematics of inaccuracy in basketball shooting. In *ISBS-Conference Proceedings Archive*, volume 1.
- Miller, S. (2002). Variability in basketball shooting: practical implications. *International research in sports biomechanics*, pages 27–34.
- Miller, S. and Bartlett, R. (1996). The relationship between basketball shooting kinematics, distance and playing position. *Journal of sports sciences*, 14(3):243–253.
- Miller, S. and Bartlett, R. M. (1993). The effects of increased shooting distance in the basketball jump shot. *Journal of sports sciences*, 11(4):285–293.
- Miyaniishi, T., Fujii, N., Ae, M., Kunugi, Y., and Okada, M. (1996). A three-dimensional study on contribution of torso and throwing arm segments to ball velocity in baseball throwing motion [in japanese]. *Japan Journal of Physical Education*, 41:23–37.

- Motoyasu, Y., Kurihara, S., Katumata, Y., Kanehisa, H., Kuraishi, O., Kawakami, Y., Fukunaga, T., and Yanai, T. (2011). Ball arrival position in basketball free throw from performance level. *Sport science research*, 8:155–165.
- Muller, H. and Loosch, E. (1999). Functional variability and an equifinal path of movement during targeted throwing. *Journal of Human Movement Studies*, 36(3):103–126.
- Müller, H. and Sternad, D. (2003). A randomization method for the calculation of covariation in multiple nonlinear relations: illustrated with the example of goal-directed movements. *Biological cybernetics*, 89(1):22–33.
- Müller, H. and Sternad, D. (2004). Decomposition of Variability in the Execution of Goal-Oriented Tasks: Three Components of Skill Improvement. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 30(1):212–233.
- Müller, H. and Sternad, D. (2009). Motor learning: changes in the structure of variability in a redundant task. In *Progress in motor control*, pages 439–456. Springer.
- Mullineaux, D. R. and Uhl, T. L. (2010). Coordination-variability and kinematics of misses versus swishes of basketball free throws. *Journal of Sports Sciences*, 28(9):1017–1024.
- Mündermann, L., Corazza, S., and Andriacchi, T. P. (2006). The evolution of methods for the capture of human movement leading to markerless motion capture for biomechanical applications. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 3:1–11.
- Nagengast, A. J., Braun, D. A., and Wolpert, D. M. (2010). Risk-sensitive optimal feedback control accounts for sensorimotor behavior under uncertainty. *PLoS Computational Biology*, 6(7):15.
- Nagengast, A. J., Braun, D. A., and Wolpert, D. M. (2011). Risk sensitivity in a motor task with speed-accuracy trade-off. *Journal of Neurophysiology*, 105(6):2668–2674.
- Naito, K., Fukui, Y., and Maruyama, T. (2012). Energy redistribution analysis of dynamic mechanisms of multi-body, multi-joint kinetic chain movement during soccer instep kicks. *Human Movement Science*, 31(1):161–181.
- Naito, K. and Maruyama, T. (2008). Contributions of the muscular torques and motion-dependent torques to generate rapid elbow extension during overhand baseball pitching. *Sports Engineering*, 11(1):47–56.
- Naito, K., Takagi, H., Yamada, N., Hashimoto, S., and Maruyama, T. (2014). Intersegmental dynamics of 3d upper arm and forearm longitudinal axis rotations during baseball pitching. *Human movement science*, 38:116–132.
- Naito, K., Takagi, T., Kubota, H., and Maruyama, T. (2017). Multi-body dynamic coupling mechanism for generating throwing arm velocity during baseball pitching. *Human movement science*, 54:363–376.
- Nakano, N., Fukashiro, S., and Yoshioka, S. (2018a). The effect of increased shooting distance on energy flow in basketball jump shot. *Sports Biomechanics*, 3141:1–16.
- Nakano, N., Fukashiro, S., and Yoshioka, S. (2018b). Variability of release parameters in basketball free throw. *ISBS Proceedings Archive*, 36(1):245.

- Nakano, N., Inaba, Y., Fukashiro, S., and Yoshioka, S. (2020). Basketball players minimize the effect of motor noise by using near-minimum release speed in free-throw shooting. *Human Movement Science*, 70:102583.
- Nakano, N., Sakura, T., Ueda, K., Omura, L., Kimura, A., Iino, Y., Fukashiro, S., and Yoshioka, S. (2019). Evaluation of 3d markerless motion capture accuracy using openpose with multiple video cameras. *bioRxiv*, page 842492.
- Nasu, D. and Matsuo, T. (2014). The release parameters and hitting strategies in dart throwing (in japanese). *Biomechanism*, 22:69–78.
- Nasu, D. and Matsuo, T. (2015). Upper extremity kinematics for throwing accuracy: Comparison between different strategies in expert dart players. (in japanese). *Japan Journal of Physical Education, Health, and Sport Science*, 60:303–313.
- Nasu, D., Matsuo, T., and Kadota, K. (2014). Two types of motor strategy for accurate dart throwing. *PloS one*, 9(2):e88536.
- Newell, K. and Carlton, L. G. (1988). Force variability in isometric responses. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 14(1):37–44.
- Okazaki, V. H., Rodacki, A. L., and Satern, M. N. (2015). A review on the basketball jump shot. *Sports Biomechanics*, 14(2):190–205.
- Okazaki, V. H. A. and Rodacki, A. L. F. (2012). Increased distance of shooting on basketball jump shot. *Journal of Sports Science and Medicine*, 11(2):231–237.
- O’Sullivan, I., Burdet, E., and Diedrichsen, J. (2009). Dissociating Variability and Effort as Determinants of Coordination. *PLoS Computational Biology*, 5(4).
- Ota, K., Shinya, M., and Kudo, K. (2016). Sub-optimality in motor planning is retained throughout 9 days practice of 2250 trials. *Scientific Reports*, 6:1–12.
- Oudejans, R. R., Van De Langenberg, R. W., and Hutter, R. V. (2002). Aiming at a far target under different viewing conditions: Visual control in basketball jump shooting. *Human movement science*, 21(4):457–480.
- Pfister, A., West, A. M., Bronner, S., and Noah, J. A. (2014). Comparative abilities of Microsoft Kinect and Vicon 3D motion capture for gait analysis. *Journal of Medical Engineering and Technology*, 38(5):274–280.
- Pluta, B., Andrzejewski, M., and Lira, J. (2014). The effects of rule changes on basketball game results in the men’s European basketball championships. *Human Movement*, 15(4):204–208.
- Podmenik, N., Leskošek, B., and Erčulj, F. (2012). The effect of introducing a smaller and lighter basketball on female basketball players’ shot accuracy. *Journal of Human Kinetics*, 31(1):131–137.
- Reed, M. P., Manary, M. A., and Schneider, L. W. (1999). Methods for measuring and representing automobile occupant posture. Technical report, SAE Technical Paper.
- Robertson, G. E., Caldwell, G. E., Hamill, J., Kamen, G., and Whittlesey, S. (2014). *Research methods in biomechanics*. Human kinetics.
- Robins, M., Dabids, K., Bartlett, R., and Wheat, J. S. (2008). Changes in compensatory variability

- as a function of task expertise and distance during basketball shooting. In *ISBS-Conference Proceedings Archive*, volume 1.
- Robins, M. E., Wheat, J., Irwin, G., and Bartlett, R. (2006). The effect of shooting distance on movement variability in basketball. *Journal of Human Movement Studies*, 50(4):217–238.
- Rojas, F. J., Cepero, M., Ona, A., and Gutierrez, M. (2000). Kinematic adjustments in the basketball jump shot against an opponent. *Ergonomics*, 43(10):1651–1660.
- Sakai, K. and Shirai, A. (2011). Relationship between 3-point shot success rate in basketball and displacement of center of gravity : focus attention on the college female athlete (in japanese). *Bulletin of Department of Health and Sports Sciences, School of Health and Sports Sciences, Mukogawa Women's University*, 2(1):9–20.
- Sakurai, S., Ikegami, Y., Okamoto, A., Yabe, K., and Toyoshima, S. (1993). A three-dimensional cinematographic analysis of upper limb movement during fastball and curveball baseball pitches. *Journal of Applied Biomechanics*, 9(1).
- Salo, A. and Bezodis, I. (2004). Athletics: Which starting style is faster in sprint running standing or crouch start? *Sports Biomechanics*, 3(1):43–54.
- Schmitz, A., Ye, M., Shapiro, R., Yang, R., and Noehren, B. (2014). Accuracy and repeatability of joint angles measured using a single camera markerless motion capture system. *Journal of Biomechanics*, 47(2):587–591.
- Scholz, J. P. and Schöner, G. (1999). The uncontrolled manifold concept: Identifying control variables for a functional task. *Experimental Brain Research*, 126(3):289–306.
- Seethapathi, N., Wang, S., Saluja, R., Blohm, G., and Kording, K. P. (2019). Movement science needs different pose tracking algorithms. *arXiv preprint arXiv:1907.10226*.
- Seifert, L., Button, C., and Davids, K. (2013). Key properties of expert movement systems in sport: An ecological dynamics perspective. *Sports Medicine*, 43(3):167–178.
- Seki, T. and Ohtsuki, T. (1990). Influence of simultaneous bilateral exertion on muscle strength during voluntary submaximal isometric contraction. *Ergonomics*, 33(9):1131–1142.
- Seki, T. and Ohtsuki, T. (1995). Reproducibility of subjectively graded voluntary isometric muscle strength in unilateral and simultaneous bilateral exertion. *Ergonomics*, 38(9):1867–1876.
- Shimada, K., Ae, M., Fujii, N., Kawamura, T., and Takahashi, K. (2004). The mechanical energy flows between body segments during baseball pitching. *Japanese Journal of Biomechanics in Sports Exercise*, 8(1):12–26.
- Shinya, M., Tsuchiya, S., Yamada, Y., Nakazawa, K., Kudo, K., and Oda, S. (2017). Pitching form determines probabilistic structure of errors in pitch location. *Journal of sports sciences*, 35(21):2142–2147.
- Silverberg, L., Tran, C., and Adcock, K. (2003). Numerical analysis of the basketball shot. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control-Transactions of the ASME*, 125(4):531–540.
- Slifkin, A. B. and Newell, K. M. (1999). Noise, information transmission, and force variability. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 25(3):837.

- Slifkin, A. B. and Newell, K. M. (2000). Variability and noise in continuous force production. *Journal of motor behavior*, 32(2):141–150.
- Sparrow, W., Donovan, E., Van Emmerik, R., and Barry, E. (1987). Using relative motion plots to measure changes in intra-limb and inter-limb coordination. *Journal of motor behavior*, 19(1):115–129.
- Sprigings, E., Marshall, R., Elliott, B., and Jennings, L. (1994). A three-dimensional kinematic method for determining the effectiveness of arm segment rotations in producing racquet-head speed. *Journal of biomechanics*, 27(3):245–254.
- Sternad, D., Abe, M. O., Hu, X., and Müller, H. (2011). Neuromotor noise, error tolerance and velocity-dependent costs in skilled performance. *PLoS Computational Biology*, 7(9).
- Stock, H., van Emmerik, R., Wilson, C., and Preatoni, E. (2018). Applying circular statistics can cause artefacts in the calculation of vector coding variability: A bivariate solution. *Gait & posture*, 65:51–56.
- Strumbelj, E., Vračar, P., Robnik-Šikonja, M., Dežman, B., and Erčulj, F. (2013). A decade of euroleague basketball: an analysis of trends and recent rule change effects. *Journal of human kinetics*, 38(September):183–189.
- Taheri, H., Fazeli, D., and Poureghbali, S. (2017). The effect of variability of practice at execution redundancy level in skilled and novice basketball players. *Perceptual and motor skills*, 124(2):491–501.
- Tepavac, D. and Field-Fote, E. C. (2001). Vector coding: a technique for quantification of intersegmental coupling in multicyclic behaviors. *Journal of Applied Biomechanics*, 17(3):259–270.
- Tibshirani, R. J., Price, A., and Taylor, J. (2017). A statistician plays darts. *Journal of the Royal Statistical Society . Series A*, 174(1):213–226.
- Todorov, E. and Jordan, M. I. (2002). Optimal feedback control as a theory of motor coordination. *Nature Neuroscience*, 5(11):1226–1235.
- Tommasino, P., Maselli, A., Campolo, D., Lacquaniti, F., and d’Avella, A. (2019). A hessian-based decomposition to characterize how performance in complex motor skills depends on individual strategy and variability. *BioRxiv*, page 645317.
- Tran, C. M. and Silverberg, L. M. (2008). Optimal release conditions for the free throw in men’s basketball. *Journal of Sports Sciences*, 26(11):1147–1155.
- Trommershäuser, J., Gepshtein, S., Maloney, L., Landy, M., and Banks, M. (2005). Optimal Compensation for Changes in Task-Relevant Movement Variability. *Journal of Neuroscience*, 25(31):7169–7178.
- Trommershäuser, J., Maloney, L., and Landy, M. (2003). Statistical decision theory and trade-offs in the control of motor response. *Spatial Vision*, 16(3):255–275.
- van Beers, R. J. (2003). The Role of Execution Noise in Movement Variability. *Journal of Neurophysiology*, 91(2):1050–1063.
- van Beers, R. J. (2009). Motor Learning Is Optimally Tuned to the Properties of Motor Noise.

- Neuron*, 63(3):406–417.
- van den Tillaar, R. and Ettema, G. (2003a). Influence of Instruction on Velocity and Accuracy of Overarm Throwing. *Perceptual and Motor Skills*, 96(2):423–434.
- van den Tillaar, R. and Ettema, G. (2003b). Influence of Instruction on Velocity and Accuracy of Overarm Throwing. *Perceptual and Motor Skills*, 96(2):423–434.
- van den Tillaar, R. and Ettema, G. (2006). A comparison between novices and experts of the velocity-accuracy trade-off in overarm throwing. *Perceptual and Motor Skills*, 103:503–514.
- Vanrenterghem, J., Lees, A., Lenoir, M., Aerts, P., and De Clercq, D. (2004). Performing the vertical jump: Movement adaptations for submaximal jumping. *Human Movement Science*, 22(6):713–727.
- Venkadesan, M. and Mahadevan, L. (2017). Optimal strategies for throwing accurately. *Royal Society Open Science*, 4(4):1–10.
- Vickers, J. N. (1996). Visual control when aiming at a far target. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 22(2):342.
- Watts, S., Pessotto, I., and Hore, J. (2004). A simple rule for controlling overarm throws to different targets. *Experimental brain research*, 159(3):329–339.
- Whitley, D. (1994). A genetic algorithm tutorial. *Statistics and computing*, 4(2):65–85.
- Wilkinson, L. (1999). Statistical methods in psychology journals: Guidelines and explanations. *American psychologist*, 54(8):594–604.
- Winter, D. A. (2009). *Biomechanics and motor control of human movement*. John Wiley & Sons.
- Yang, J.-F. and Scholz, J. (2005). Learning a throwing task is associated with differential changes in the use of motor abundance. *Experimental brain research*, 163(2):137–158.
- Zhang, H., Daw, N. D., and Maloney, L. T. (2013). Testing Whether Humans Have an Accurate Model of Their Own Motor Uncertainty in a Speeded Reaching Task. *PLoS Computational Biology*, 9(5).
- Zhang, H., Daw, N. D., and Maloney, L. T. (2015). Human representation of visuo-motor uncertainty as mixtures of orthogonal basis distributions. *Nature Neuroscience*, 18(8):1152–1158.
- Zhang, Z., Guo, D., Huber, M. E., Park, S. W., and Sternad, D. (2018). Exploiting the geometry of the solution space to reduce sensitivity to neuromotor noise. *PLoS Computational Biology*, 14(2):1–20.



# 付録

## A ボール表面のマーカー座標からボール中心座標を算出する計算式

ボール表面に貼付した  $n$  点のマーカーの位置座標を  $(x_i, y_i, z_i)$ , ボールの中心位置を  $(X, Y, Z)$ , ボールの半径を  $R$  とすると, 球の方程式から式 A.1 が成り立つ.

$$(x_i - X)^2 + (y_i - Y)^2 + (z_i - Z)^2 = R^2 \quad (\text{A.1})$$

$n$  点のマーカーの位置座標データと式 A.1 の残差二乗和を最小にするように算出する. つまり, 式 A.2 で定義される  $\varepsilon$  を最小化するように算出された.

$$\varepsilon = \sum_i^n \{(x_i - X)^2 + (y_i - Y)^2 + (z_i - Z)^2 - R^2\}^2 \quad (\text{A.2})$$

右辺の一部を展開すると次のように書ける.

$$\varepsilon = \sum_i^n \{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2 + ax_i + by_i + cz_i + d\}^2 \quad (\text{A.3})$$

ここで,

$$\begin{aligned} a &= -2x_0 \\ b &= -2y_0 \\ c &= -2z_0 \\ d &= X^2 + Y^2 + Z^2 - R^2 \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

である.  $R$  を最小にする  $x_0, y_0, z_0, R$  を求めるには  $a, b, c, d$  を決定すればよいので,  $R$  の  $a, b, c, d$  による偏微分係数がゼロになる条件を解けばよい.

$$\begin{aligned} \frac{\partial R}{\partial a} &= 2 \left[ a \sum_i^n x_i^2 + b \sum_i^n x_i y_i + c \sum_i^n x_i z_i + d \sum_i^n x_i + \sum_i^n (x_i^3 + x_i y_i^2 + x_i z_i^2) \right] = 0 \\ \frac{\partial R}{\partial b} &= 2 \left[ a \sum_i^n x_i y_i + b \sum_i^n y_i^2 + c \sum_i^n y_i z_i + d \sum_i^n y_i + \sum_i^n (x_i^2 y_i + y_i^3 + y_i z_i^2) \right] = 0 \\ \frac{\partial R}{\partial c} &= 2 \left[ a \sum_i^n x_i z_i + b \sum_i^n y_i z_i + c \sum_i^n z_i^2 + d \sum_i^n z_i + \sum_i^n (z_i x_i^2 + z_i y_i^2 + z_i^3) \right] = 0 \\ \frac{\partial R}{\partial d} &= 2 \left[ a \sum_i^n x_i + b \sum_i^n y_i + c \sum_i^n z_i + d \sum_i^n 1 + \sum_i^n (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2) \right] = 0 \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

式 A.5 を行列の形に整理すると次式のようになる.

$$\begin{pmatrix} \sum_i^n x_i^2 & \sum_i^n x_i y_i & \sum_i^n x_i z_i & \sum_i^n x_i \\ \sum_i^n x_i y_i & \sum_i^n y_i^2 & \sum_i^n y_i z_i & \sum_i^n y_i \\ \sum_i^n x_i z_i & \sum_i^n y_i z_i & \sum_i^n z_i^2 & \sum_i^n z_i \\ \sum_i^n x_i & \sum_i^n y_i & \sum_i^n z_i & \sum_i^n 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \sum_i^n (x_i^3 + x_i y_i^2 + x_i z_i^2) \\ \sum_i^n (x_i^2 y_i + y_i^3 + y_i z_i^2) \\ \sum_i^n (z_i x_i^2 + z_i y_i^2 + z_i^3) \\ \sum_i^n (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2) \end{pmatrix} \quad (\text{A.6})$$

よって,

$$\begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \sum_i^n x_i^2 & \sum_i^n x_i y_i & \sum_i^n x_i z_i & \sum_i^n x_i \\ \sum_i^n x_i y_i & \sum_i^n y_i^2 & \sum_i^n y_i z_i & \sum_i^n y_i \\ \sum_i^n x_i z_i & \sum_i^n y_i z_i & \sum_i^n z_i^2 & \sum_i^n z_i \\ \sum_i^n x_i & \sum_i^n y_i & \sum_i^n z_i & \sum_i^n 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_i^n (x_i^3 + x_i y_i^2 + x_i z_i^2) \\ \sum_i^n (x_i^2 y_i + y_i^3 + y_i z_i^2) \\ \sum_i^n (z_i x_i^2 + z_i y_i^2 + z_i^3) \\ \sum_i^n (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2) \end{pmatrix} \quad (\text{A.7})$$

と  $a, b, c, d$  が決定する. これを式 A.4 に代入すると, ボールの中心座標と半径が決定する. 式 A.4 から得られたボール半径と, 公表されている公式球の大きさは一致していることを確認した.

## B 3章における異なる場合のノイズモデルを用いたシュート成功確率のシミュレーション

本研究3章では各参加者に対してノイズモデルを仮定することで最適な方略を見つけるためにシュート成功確率を推定したが、そのノイズモデルを完全に決定することはできない。よって、本文で述べたのと同様のシミュレーション分析を異なるタイプのノイズモデルを用いて行った。Silverberg らはバスケットボールのシュート軌道のシミュレーションにおいて、リリーススピードとリリース角度のばらつきを一定かつ互いに独立な正規分布と仮定した (Silverberg et al., 2003; Tran and Silverberg, 2008)。Tibshirani らはダーツ投げのシミュレーションにおいて、到達位置の縦方向と横方向のばらつきを二変量正規分布で仮定した (Tibshirani et al., 2017)。Sternad らは仮想的な投動作のシミュレーションにおいて、リリーススピードのばらつきはスピードの大きさに比例すると仮定した (Sternad et al., 2011)。したがって、各参加者に対して表 B.1 に纏めたように、スピード依存共変モデル (モデル 1)、スピード依存独立モデル (モデル 2)、一定共変モデル (モデル 3)、一定独立モデル (モデル 4) を仮定し検証した。スピード依存モデルはノイズがリリーススピードに比例すると仮定し、一定モデルは任意のリリーススピードに対してノイズが一定と仮定した。共変モデルは二変量正規分布からランダムに  $v$  と  $\theta$  を生成し、独立モデルは実測値から得られた共分散の項をゼロと仮定した独立な正規分布からランダムに  $v$  と  $\theta$  を生成した。ここで、モデル 1 は3章の本文で用いた方法と同一である。その他の基本的な計算方法は本文で述べたものと同一である。

表 B.1: 各モデルにおけるノイズのスピード依存性と  $v, \theta$  間の変動の依存性

モデル	スピード依存性	$v, \theta$ 間の変動の依存性
モデル 1	依存	共変
モデル 2	依存	独立
モデル 3	一定	共変
モデル 4	一定	独立

図 B.1 は、代表的な参加者における四つの異なるノイズモデルを用いたシュート成功確率のシミュレーションを示している。全体として、独立変動モデル (モデル 2, 4) の確率は共変動モデル (モデル 1, 3) の確率よりも小さい。共変動モデルの確率の方が実際の値に近く、また計測された変数間の共分散はゼロではなかったため、本文では共変動モデルの方を採用した。一方で、スピード依存ノイズはスピード増大につれて正確性を低下させると期待されるが、スピード依存ノイズモデル (モデル 1, 2) の確率は一定ノイズモデル (モデル 3, 4) の確率と大きく変わらない。スピード依存ノイズと一定ノイズモデル間で Global な範囲の高速度領域のみで小さな差が見られた。Local な範囲 (*i.e.* 実際に使用された範囲) では定性的に違いは見られなかった。本文でも述べたように、スピードが大きくなると (*i.e.* 必然的にリリース角度が大きくなる)、リリーススピードの誤差伝播が小さくなることも関係するだろう。したがって、

実際の試行ではスピード依存ノイズはフリースロー成功確率にあまり影響を与えないだろう。さらに、最小スピードの角度よりも大きい角度のときにシミュレーションされた確率が最大となるという結果は異なる四つのモデルを用いたシミュレーションで共通していた。よって、本文での考察と結果は考えられるノイズモデルの違いに依存して変化しないだろうと考えられる。

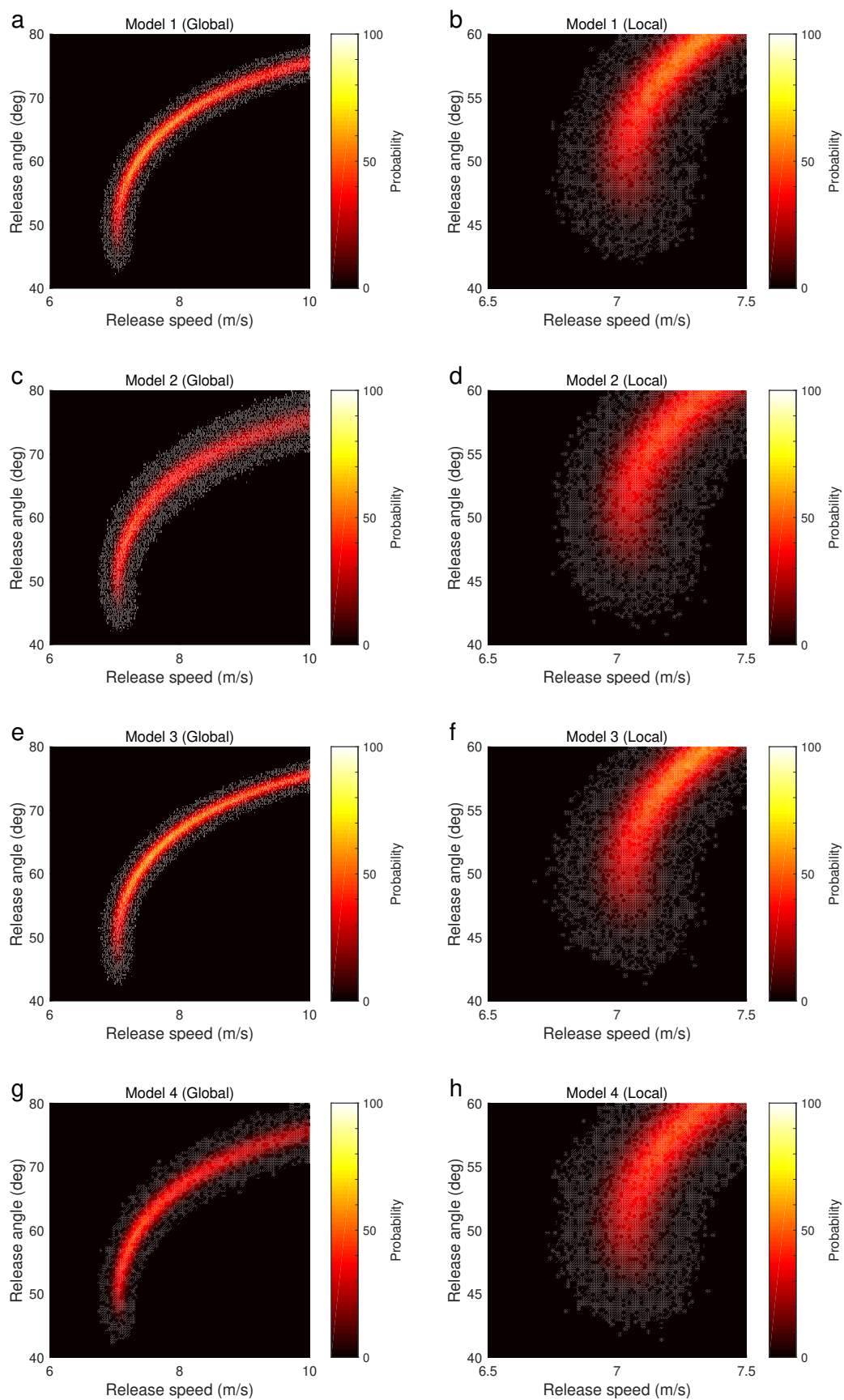


図 B.1: 異なるタイプのノイズモデルを用いたシュート成功確率のシミュレーション. 行 1 ~ 4 はそれぞれノイズモデル 1 ~ 4 を用いた結果を示す.

## C ボール軌道シミュレーションによるシュート成功試行・失敗試行の予測の正確度

3章ではボール軌道のシミュレーションを行い、解の集合体を推定し、実際のリリースとの比較を行った。しかし、図 3.3 で示すように実際の成功確率と予測される成功確率は完全には一致しないなどの点も見られる。この予測の正確度に関して、ここでさらに検証する。成功試行と失敗試行を区別した実際のリリース変数と解の集合体の結果を図 C.2 に示す。図 C.2 に示すように、実際の成功試行と失敗試行を正確に判別できていない部分も存在し、被験者によりその程度も異なる。

理論的には、計測されたある試行に対して最も予測軌道がフィットするように空力係数を最適化計算により推定し、それを用いて全リリース変数から軌道をシミュレーションすれば、実際の軌道とほとんど一致するはずである。そのため、被験者に依存した予測精度の差の要因は、次の二つの可能性が考えられる。一つ目は、リリーススピードとリリース角度以外の変数を一定と仮定していることである。そのため、他のリリース変数の変動が大きい被験者は、変動が小さい被験者に比べて誤差が大きくなる。二つ目は全被験者・全試行で同一の空力係数を用いて軌道シミュレーションを行っていることである。計測の問題から、ボール軌道が最も良く計測された 10 試行のデータを用いて空力係数を推定しているため、リリーススピードやスピンの大きさが係数の推定に用いた被験者と大きく異なる被験者では誤差が大きくなると考えられる。

ただし、この本文で記載した解の集合体の分析の以前には空気抵抗をゼロと仮定して計算を行ったが、その際は実際のリリース変数と大きく乖離していた。この本文で記載した解の集合体に関して重要なことは、それに比べて一定程度高精度に、解の集合体と実際のリリース変数の分布が一致していることである。そのため、その精度で無理のない範囲の議論を行っているため、本研究での考察と結論に影響はないと考えられる。

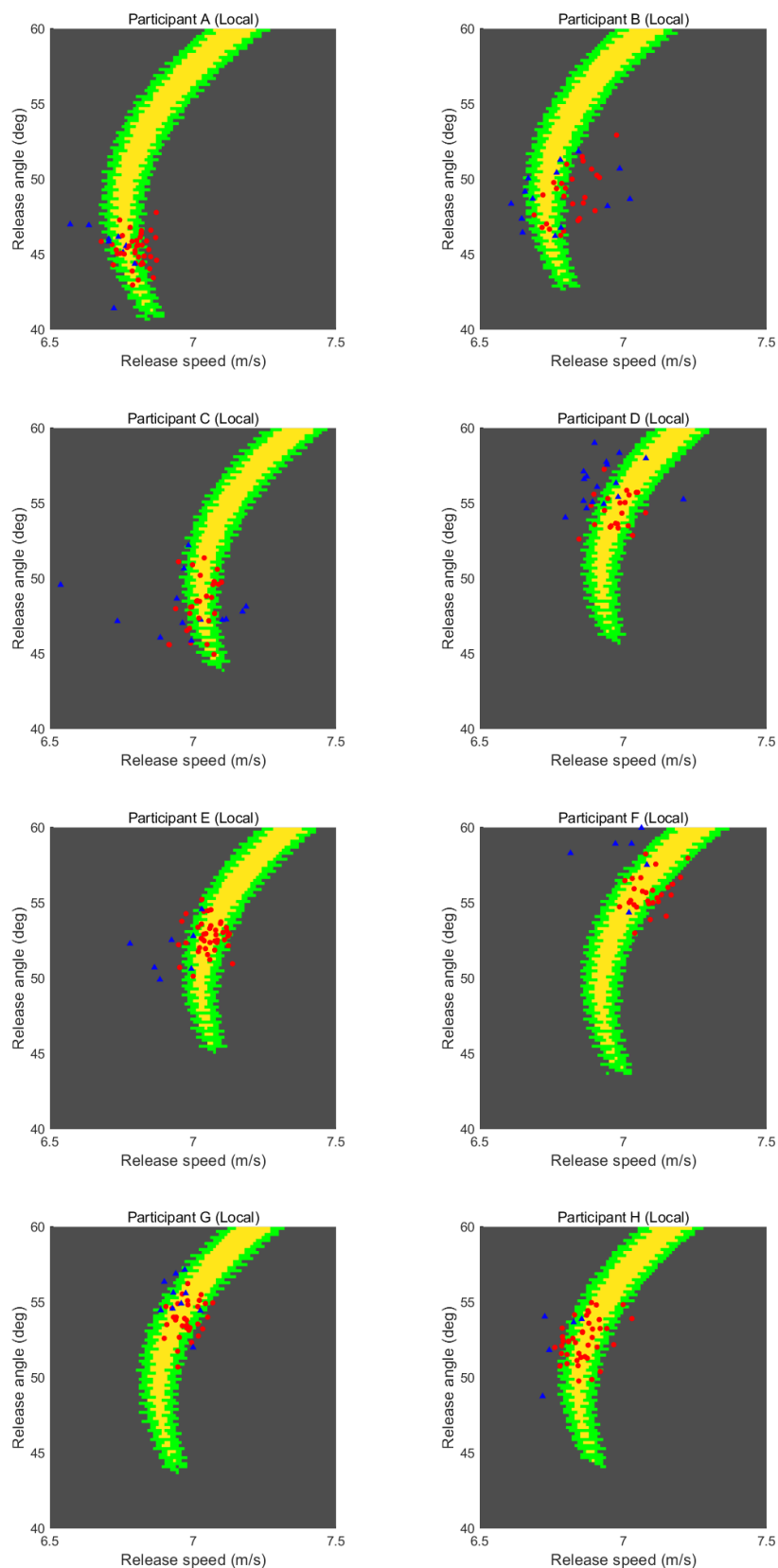


図 C.2: 成功試行と失敗試行を区別した実際のリリース変数と解の集合体．赤色の円記号は成功試行を示し，青色の三角記号は失敗試行を示す．ただし，失敗試行のうち左右に外れている試行は除外して，表示している．

## D リリース時刻前後のボールリリース変数の挙動と解の集合体の関係

3章の解の集合体では(図 3.4, 3.5, 3.6), 実際のリリース時刻におけるボール変数をプロットすることで, 方略を特定した. さらに近年の研究では, リリース時刻の前後からのボール変数の軌跡が, 運動学習につれて解の集合体に適応するような軌道になり, リリースタイミングの誤差にロバストになることが示されている(Zhang et al., 2018). Zhang et al. (2018)と同様に, リリース時刻の前後からのボール変数の軌跡をプロットすることも, フリースローにおける方略を特定するためにさらに貢献すると考えられる. よって, 実際のリリース時刻前後 4 フレーム (*i.e.* 20 ms) のボール変数の軌跡を解の集合体とともにプロットし, それを図 D.3 に示した.

バスケットボールのシュート動作では, リリース時刻に近づくときにボールは手部と一体として加速していき, リリース直前で手部上を指先端に向かって転がることでボールスピードの変化が緩やかになり, ボールがリリースされ, リリース後は重力加速度と空気抵抗によりスピードが減速していく様子が, 図 D.3 の軌跡から読み取れる. 図 D.3 から, リリース時刻でのリリーススピードが一定となるという軌跡の特徴が, 解の集合体における最小スピード近傍でリリースするときに, 最も解の集合体に適していると考えられる. 例えば, 被検者 E (成功確率 82%) を見ると, このような傾向が当てはまるのがわかる. 反対に, 被検者 D (成功確率 56%) や被検者 F (成功確率 56%) は最小スピード近傍よりもやや高いリリース角度でリリースする方略を持っており, リリース前後のボール変数の軌跡が解の集合体に適していると考えにくい. また, 被検者 B (成功確率 52%) や被検者 C (成功確率 44%) はボール変数の軌跡自体の試行間の変動が大きいことにより, リリース変数の変動も大きくなっていると考えられる.

パフォーマンスの良い被検者のほうが, リリース前後のボール変数の軌跡が解の集合体に適しているということは, Zhang et al. (2018) らの *skittles* を模した仮想的な投課題における結果と一致していると考えられる. この結果は, リリース誤差の影響を最小化するために最小スピード近傍の方略を用いることを示した 3 章の結果を支持するものである.

本節の限界として, バスケットボールのシュート動作では, 同じリリース前後のボール変数の軌跡においてリリースタイミングを前後するということが, 現実的なのかという点が挙げられる. 例えば, *skittles* を模した仮想的な投課題ではボタンを押すことにより (Zhang et al., 2018), ダーツ投げ課題では指を離すことにより (Nasu and Matsuo, 2015), ボールをリリースするため, リリースタイミングを前後に変化させることが, より現実的だと考えられる. バスケットボールのシュート動作では, 手関節の掌屈運動に合わせて, リリース直前で手部上を指先端に向かって転がり, ボールと手部間の接触反力がゼロとなったタイミングでリリースされることから, 先行研究の例と少し異なる.

以上のような限界はあるが, 本節で示した結果は, 3 章の結果を支持する有力な知見であると考えられる. リリース時刻前後のボールや手部の軌跡がリリースの誤差の影響を低減するための機能であることが示唆される.



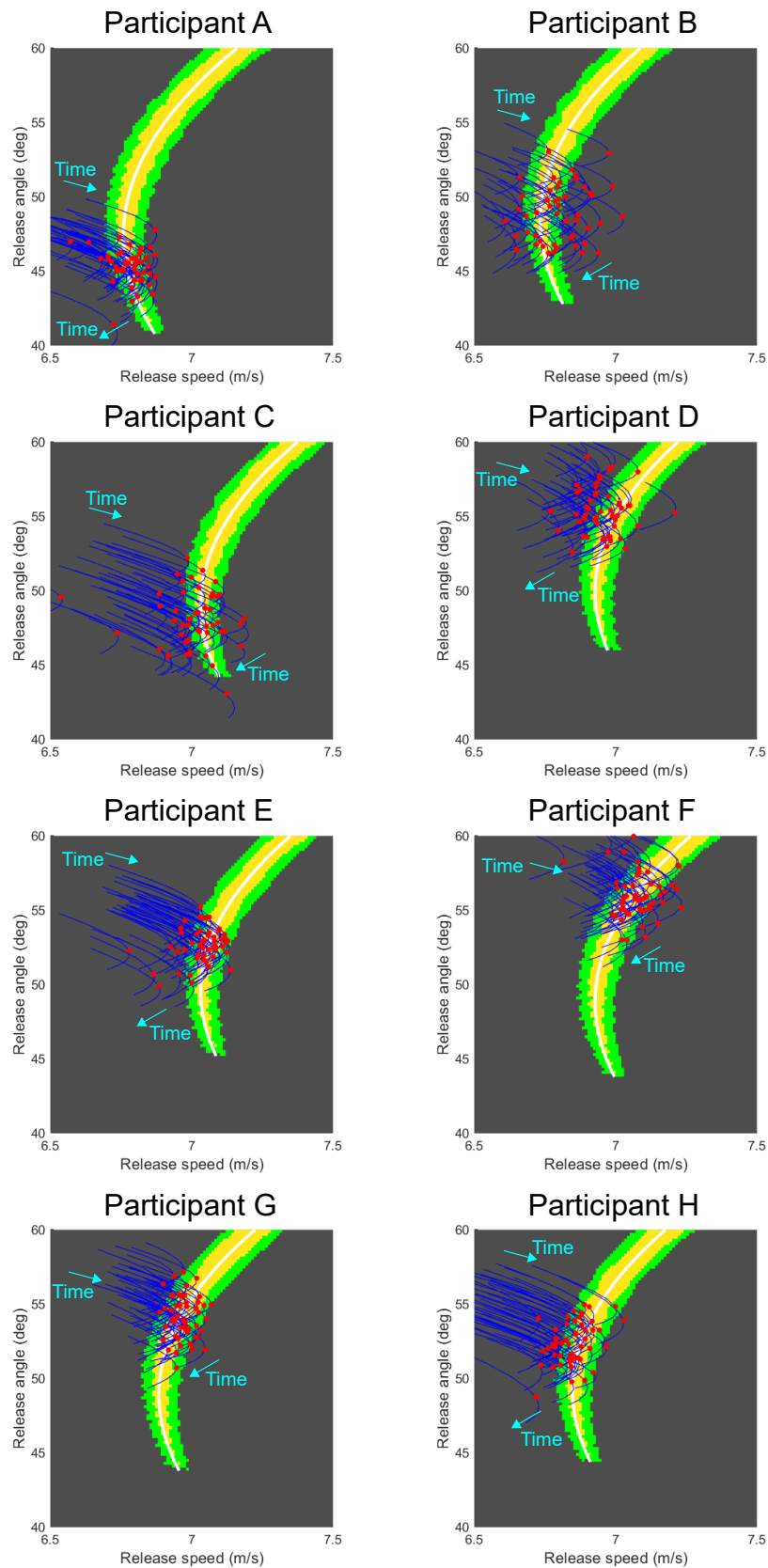


図 D.3: 実際のリリース時刻前後のボール変数の軌跡と解の集合体. 赤色の円記号は実際のリリースを示し, 青色の軌跡はリリース時刻の前後 4 フレーム (*i.e.* 20 ms) のボール変数 (各時刻におけるボール中心の速度ベクトルの大きさと方向) を示している.

## E 機械学習を用いた投動作のパフォーマンスに関連する関節運動の推定

### E.1 背景

ある運動結果がどのような制御メカニズムによって遂行されたかを解明することが、身体運動研究の目的である。運動の目標となる変数をヒトが制御する変数により定式化することは、運動制御メカニズムを解明するために大きな役割を果たす。例えば、リーチング課題などにおいては手末端位置は腕関節角度（とセグメント長）の関数として表現できる。この関数を用いることで、目標変数に対する各制御変数の貢献度や各制御変数の変動の影響度などを定量してきた。

例えば、投球動作やラケットスイング動作などの分析では、リリース時刻または打撃時刻の手部速度を各関節の角度や角速度の関数として表すことで、手部速度に対する各部分のキネマティクスの貢献度を定量した (Sprigings et al., 1994; Miyanishi et al., 1996; Feltner and Nelson, 1996)。また例えば、uncontrolled manifold (UCM) 解析に関する研究では、椅子立ち上がり運動における身体重心位置を各関節角度の関数で表したり (Scholz and Schöner, 1999)、指力発揮課題における合計の力を各指の力の関数で表したり (Latash et al., 2002) することで、その関数の一階微分に基づき制御変数の変動をタスク関連成分とタスク非関連成分に分解して定量化した。

しかし、制御変数と目標変数を解析的、幾何学的に定式化できない状況では分析が困難であるという問題が存在する。例えば、投動作においては、ボールリリース変数あるいはボール到達位置を身体関節の変数で定式化することができない。そのため、多くの研究では手部の速度を近似的にボール速度のように見なすことで分析を行っている (Miyanishi et al., 1996; Feltner and Nelson, 1996)。しかし、ボール速度と手部の速度は一致しないため、特に運動課題の正確性が重要となる状況においては、この近似的な仮定が不適当となり得る。

これらの問題に対して、回帰分析や機械学習がこれらの問題を解決する手助けとなる。力発揮課題における力を安定化させるための筋協調を検証した研究では (Krishnamoorthy et al., 2007)、制御変数である各筋の筋活動を入力として多重線形回帰を用いることで、定式化困難な問題に対して UCM 解析を適用した。また、定式化可能な立位課題において多重線形回帰を用いる方法と従来の解析的方法との UCM 解析の比較が行われ、回帰を用いる方法の有効性が示されている (Freitas et al., 2010)。より近年では、機械学習による回帰の一つであるリッジ回帰を用いて、関節キネマティクスの時系列データから運動パフォーマンスを予測する試みが行われている (Furuki and Takiyama, 2017)。

そこで本節の目的は、Furuki and Takiyama (2017) の方法を用いて投動作のパフォーマンスに関連する関節運動を推定することとする。

### E.2 方法

#### 被検者

上記の目的を明らかにするため、二つの実験を行った。実験 1 では運動経験の共通しない右利きの健康成人男性 2 名が新規の運動課題に参加した。実験 2 では大学での競技チームに所属する右利きのバスケットボール経験者 8 名が参加した。

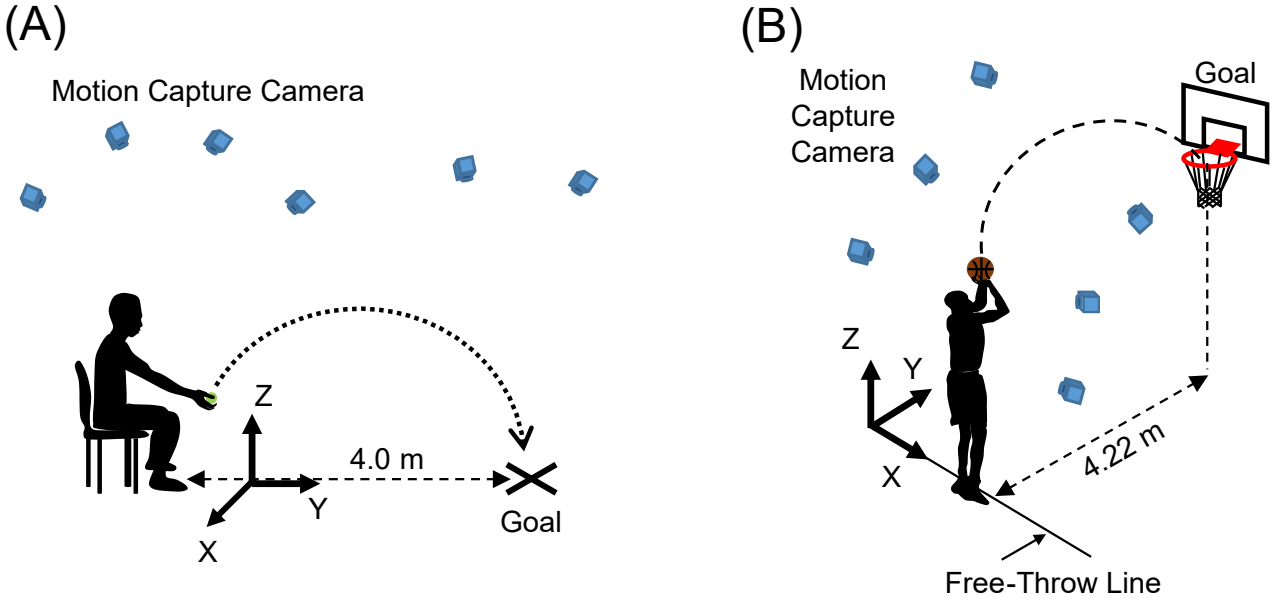


図 E.4: 二つの実験設定. (A) 座位でのボール下手投げ課題, (B) 通常通りのフリースロー課題.

### データ収集

本研究では図 E.4 に示される二つの実験を行った. 実験 1 では健常成人男性 2 名を対象に, 座位にて 4 m 前方の床上に位置するターゲットに向かって, ボール下手投げ課題を 30 試行ずつ実施した. 被験者には投球腕の肩がターゲットの正面になるよう座ってもらい, ベルトで体幹を椅子に固定した. できるかぎり正確にターゲットの中心に当てるように教示した. 16 台のモーションキャプチャカメラを用いて上半身に貼付した 21 点の反射マーカ, ボール, ターゲットの位置座標データを周波数 200 Hz で取得した. 実験 2 では通常通りのフリースローを連続して 50 試行実施した. できる限りボードまたはリングに当てずに直接シュートを入れるように教示した. 16 台のモーションキャプチャカメラを用いて全身に貼付した 26 点の反射マーカ, ボール, ターゲットの位置座標データを周波数 200 Hz で取得した. 実験 2 は 3 章の実験と同一である.

### 線形回帰

機械学習を用いて運動の結果として生成されるボールのリリース変数, およびボール到達位置 (ボール飛翔方向成分) を身体キネマティクスの時系列データにより予測する. 回帰には Furuki and Takiyama (2017) に従い線形回帰の一つであるリッジ回帰を用いた. 線形回帰では, ある目的変数を説明変数の重み係数の積の線形和で近似的に予測する. 本研究では, 説明変数を上肢関節 (肩関節, 肘関節, 手関節) の角度  $\theta_s, \theta_e, \theta_w$  と角速度  $\dot{\theta}_s, \dot{\theta}_e, \dot{\theta}_w$ , 肩関節の位置  $y_s, z_s$  と並進速度  $\dot{y}_s, \dot{z}_s$  とした. 投動作においてはリリース時刻に近い時間の動作ほどパフォーマンスに大きく影響を与えられ, Furuki and Takiyama (2017) でもリリース時刻に近いデータを説明変数に用いたときが最も予測性能が良いことが示されているので, リリース時刻のフレームから一定数  $m$  のフレームを説明変数に用いた. 例えば, 説明変数に用

いた肩関節角度の時系列データのベクトルは式 (E.8) である.

$$\boldsymbol{\theta}_s^k = (\theta_s^{1,k}, \dots, \theta_s^{m,k}) \quad (\text{E.8})$$

同様に定義した各変数の時系列データのベクトルを用いて, ある試行  $k$  における説明変数の行列は式 (E.9) のように書ける.

$$\tilde{\mathbf{u}}_k = (\boldsymbol{\theta}_s^k, \boldsymbol{\theta}_e^k, \boldsymbol{\theta}_w^k, \dot{\boldsymbol{\theta}}_s^k, \dot{\boldsymbol{\theta}}_e^k, \dot{\boldsymbol{\theta}}_w^k, \mathbf{y}_s^k, \mathbf{z}_s^k, \dot{\mathbf{y}}_s^k, \dot{\mathbf{z}}_s^k) \quad (\text{E.9})$$

これより, ある試行  $k$  における予測される目的変数  $\hat{v}_k$  は式 (E.10) のように書ける.

$$\hat{v}_k = \mathbf{u}_k \mathbf{w} \quad (\text{E.10})$$

ただし,  $\mathbf{u}_k = (1 \ \tilde{\mathbf{u}}_k)$ ,  $\mathbf{w}$  は重み係数ベクトルで,  $\mathbf{w} = (w_0, w_1, \dots, w_k, \dots, w_{10m})^T$  である. 式 (E.10) に関して, 全  $n$  試行を行列の形式に纏めると, 式 (E.11) のように書ける.

$$\hat{\mathbf{v}} = \mathbf{U} \mathbf{w} \quad (\text{E.11})$$

ただし,  $\hat{\mathbf{v}} = (\hat{v}_1, \dots, \hat{v}_k, \dots, \hat{v}_n)^T$ ,  $\mathbf{U} = (\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_k, \dots, \mathbf{u}_n)^T$  予測値  $\hat{v}_k$  と実測値  $v_k$  の残差の二乗和を最小化するように重み  $\mathbf{w}$  を決定するのが基本の重回帰分析であるのに対して, リッジ回帰では過学習を防ぐために, 残差二乗和に正則化項と呼ばれる各重み係数の二乗和を加えた関数である式 (E.12) を最小化するように  $\mathbf{w}$  を決定する.

$$L = (\mathbf{v} - \mathbf{U} \mathbf{w})^T (\mathbf{v} - \mathbf{U} \mathbf{w}) + \lambda \mathbf{w}^T \mathbf{w} \quad (\text{E.12})$$

式 (E.12) を最小化する  $\mathbf{w}$  は, 式 (E.13) により算出される.

$$\mathbf{w} = (\mathbf{U}^T \mathbf{U} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{U}^T \mathbf{v} \quad (\text{E.13})$$

10 分割交叉検証法を用いて, 10 回の検証における平均の予測誤差が最小となるように  $\lambda$  を決定した. なお, リッジ回帰においては説明変数と予測変数は平均値が 0, 標準偏差が 1 となるように標準化してから用いている.

## 数値シミュレーション

リッジ回帰による予測精度のタスク間の違いを解釈するために, 数値シミュレーションデータに対しても回帰を行った. このシミュレーションでは, 説明変数間の補償的な協調関係の有無が, 回帰の予測精度にどう影響するのかを検証した. 実験の投動作をシミュレーションで再現するのは所要コストが膨大なため, ある関節の運動を知覚して補償的な協調により他の関節が運動をするという部分を抽象化した, 単純なシミュレーションを行う. 補償的な協調の無いランダムモデルでは, 二つの変数  $x_1, x_2$  を独立な正規分布からランダムに生成する. 補償的な協調のある補償モデルでは, ある変数  $x_1$  は正規分布からランダムに生成し, 他の変数  $x_2$  はランダムな観測誤差を含む  $x_1$  の変動を補償する項を加えた正規分布から生成した. さらに多変数の場合も同様に, ランダムモデルでは全変数を独立に, 補償モデルでは順次補償項を加えて変数を生成する. このように生成した変数  $x_i$  に対して, 式 E.14 で示す三つの目的関数により  $y$  を生成する.

$$\begin{aligned} y &= f_1 = x_1^2 + x_2^2 \\ y &= f_2 = x_1 x_2 + x_3^2 + x_4^2 \\ y &= f_3 = x_1 \sin x_3 + x_2 \sin x_4 \end{aligned} \quad (\text{E.14})$$

生成された  $y$  に対して、変数  $x_i$  を説明変数として回帰を行い、その推定精度を算出する。

### E.3 結果

説明変数に用いた時系列データのフレーム数  $m$  と、二乗予測誤差の関係の代表例を図 E.5 に示す。下手投げ課題の実験の被検者を U1, U2 と表し、フリースロー課題の被検者は A から H と表し、被験者の ID も 3 章と同一である。二乗予測誤差が最小となるフレーム数は、予測する変数や被検者により異なる。よって、各変数・各被検者において二乗予測誤差が最小となるフレーム数を説明変数に用いたときのリッジ回帰の結果を以降で示す。

リッジ回帰における決定係数を表 E.2 に示す。値は各課題における被検者間の平均値を示している。下手投げ課題は被験者数が 2 名のため、標準偏差は示していない。どの予測する変数に関しても、下手投げ課題に関しては決定係数の値が大きく回帰による予測精度が高いが、フリースロー課題に関しては決定係数の値が小さく回帰による予測精度が低い。同一課題内で見ると、リリース位置に関する予測精度が相対的に高く、リリース速度に関する予測精度が相対的に低かった。

各試行での回帰による予測値と実測値の比較の代表例を図 E.6 に示す。下手投げ課題の被検者においては、実測値の試行間の変化を良く予測できているのに対して、フリースロー課題の被検者においては、誤差が大きく実測値の試行間の変化を予測できていないことがわかる。

シミュレーションデータに対する回帰精度の結果を図 E.7 に示す。どの目的関数から生成されたデータに対しても、ランダムモデルに比べて補償モデルでは決定係数が低下することがわかった。

表 E.2: 回帰における決定係数  $R^2$ 。

	$y_r$	$z_r$	$\dot{y}_r$	$\dot{z}_r$	$y_a$
Underhand throwing	0.96	0.96	0.68	0.40	0.80
Free-throw shooting	$0.50 \pm 0.20$	$0.06 \pm 0.04$	$0.21 \pm 0.21$	$0.20 \pm 0.20$	$0.23 \pm 0.20$

### E.4 考察

本研究では投動作のパフォーマンスに関連する関節運動を推定するために、解析的に定式化困難な要素間の関係を、機械学習を用いて回帰することにより、説明を試みた。全体的に、下手投げ課題に関してはリッジ回帰による予測精度が高いが、フリースロー課題に関してはリッジ回帰による予測精度が低いことがわかった（表 E.2）。この要因として、次の二つが考えられる。

一つ目の要因として考えられるのは、関節間の協調関係の違いである。下手投げ課題における被検者は初めてその運動課題を行った初心者であるのに対して、フリースロー課題における被検者はバスケットボール経験者でありその動作に習熟している。このことから、下手投げ課題に比べてフリースロー課題の方が関節間の協調関係が働いていた可能性が高い。説明変数間の補償的な協調関係は、線形回帰による予測精度を低下させることが、数値シミュレーションから明らかになった（図 E.7）。したがって、関節間の補償的な協調関係がより強く働いたフリースロー課題のほうが線形回帰による予測精度が低かったと考

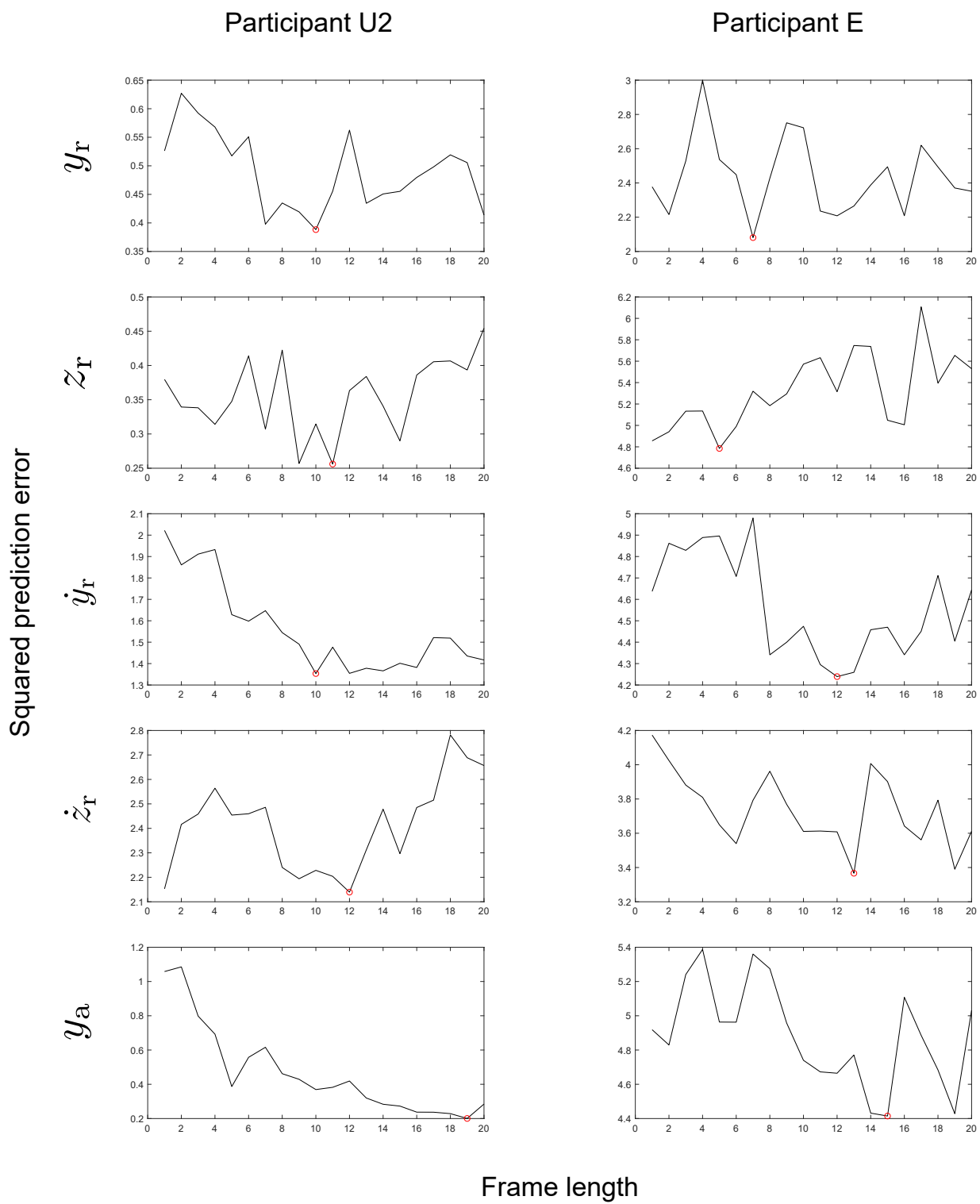


図 E.5: 説明変数に用いた時系列データのフレーム数  $m$  と、二乗予測誤差の関係の代表例.

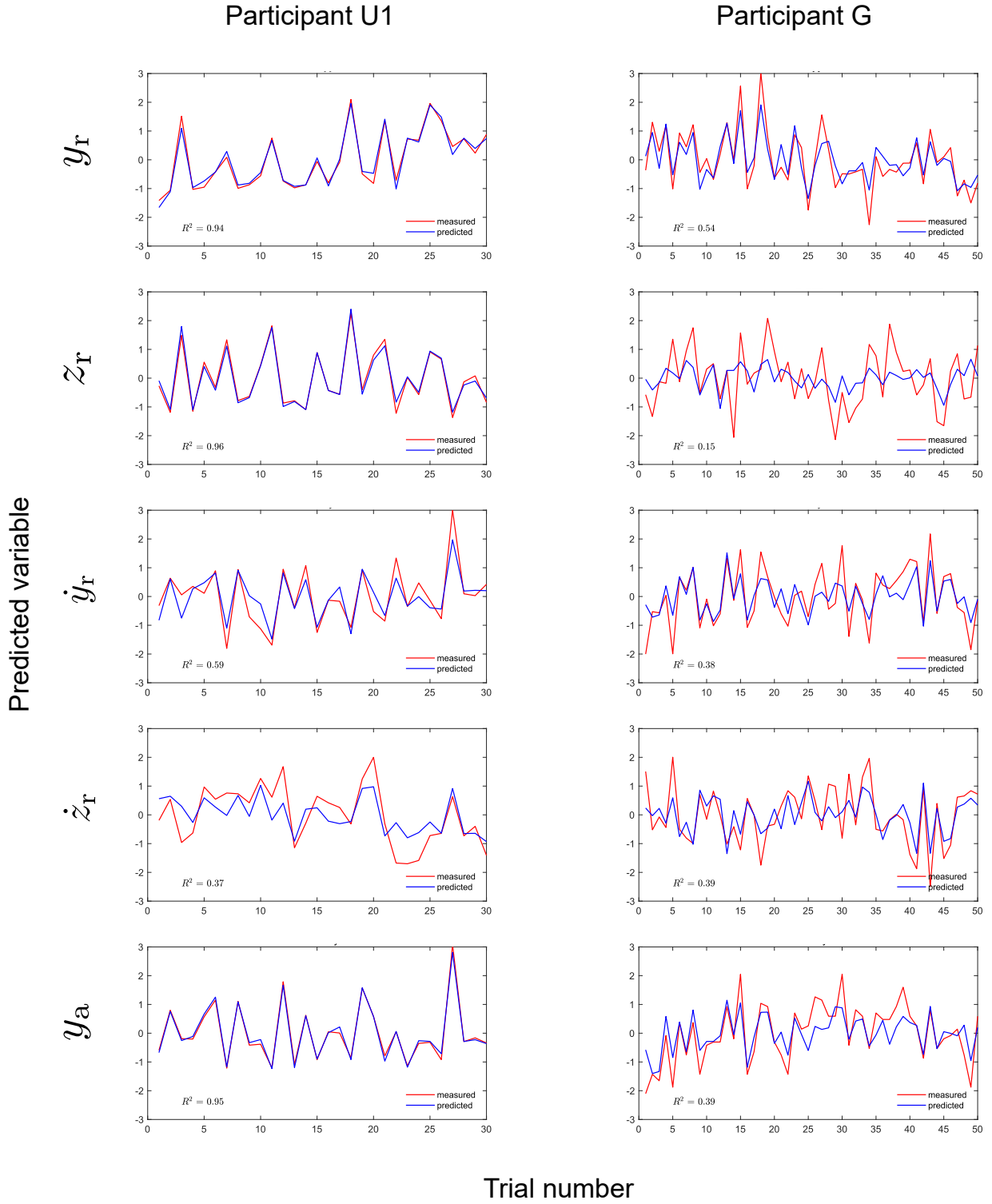


図 E.6: 各試行での回帰による予測値と実測値の比較の代表例。

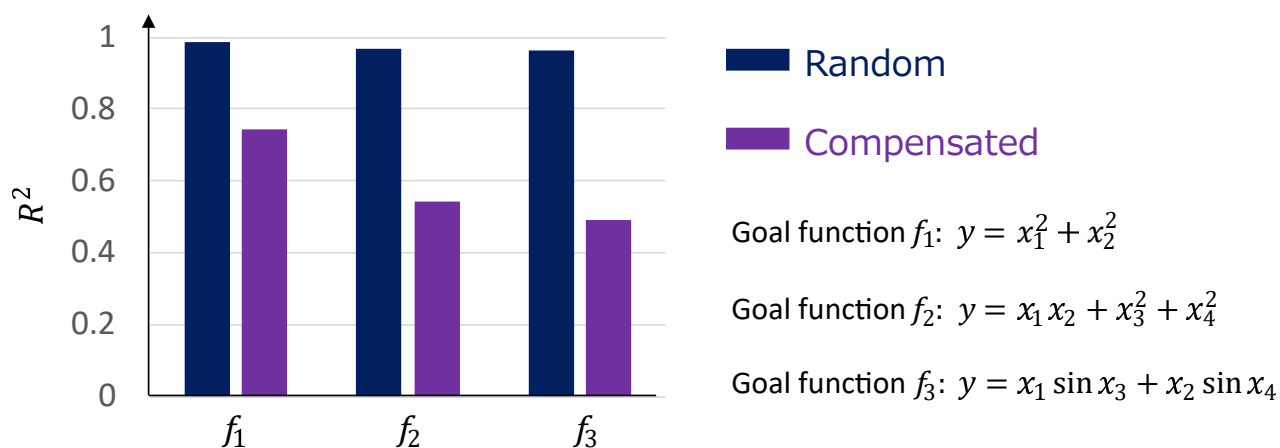


図 E.7: シミュレーションデータに対する回帰の決定係数.

えられる.

二つ目の要因として考えられるのは、手部上でのボールの転がりである．下手投げ課題ではリリースするまでに手部上でのボールの転がりはわずかであり，手部の速度ベクトルとリリース時のボールの速度ベクトルの一致度は高い．しかし，フリースロー課題ではリリースするまでに手部上でのボールの転がりが大きく，手部の速度ベクトルとリリース時のボールの速度ベクトルの一致度は低い．本研究では，説明変数を上肢関節の角度と角速度，肩関節の位置と並進速度とした．そのため，ボールの転がりが大きいフリースロー課題では，身体のキネマティクスから精度よく予測することができなかったと考えられる．手部上でのボールの転がりに関するダイナミクスが，ボールのリリース速度やボール到達位置を精度よく決定するためには重要な成分であることが示唆される．



## F OpenPose と複数ビデオカメラを用いた 3D マーカーレスモーションキャプチャの精度検証

著者は試合中のバスケットボールのシュート動作などの投動作を分析し、より実践的な動作メカニズムを理解すること、実験時との違いを評価することなどが今後さらに本研究を発展させると考えられることから、試合中の動作を分析するためのマーカーレスモーションキャプチャの構築と精度を検証する研究を行った。本節ではこの研究の背景・方法・結果・考察を記述する。

### F.1 背景

モーションキャプチャシステムはバイオメカニクス研究において根幹の技術として発展してきた。しかし伝統的なマーカーベース手法は環境の制約が大きい。例えば、スポーツの試合などのマーカーを装着しながら運動することが困難な環境では計測できないなどの問題がある。環境の制約がほとんどないマーカーレス計測は、ヒトの運動に関する新たな知見を促進しうる (Mündermann et al., 2006)。しかし、一般に映像から姿勢や骨格を認識することは多くのバイオメカニクス研究者にとって複雑すぎるプロセスを必要とする。それゆえ多くのバイオメカニクス研究者にとって簡単なマーカーレスモーションキャプチャの開発が望まれる。

最近ではコンピュータの性能向上と深層学習研究の発展につれて、深層学習を用いた自動姿勢推定が関心を集めている。中でも OpenPose(Cao et al., 2018) は最も代表的な技術であり、バイオメカニクス研究者にとって簡単に利用することができる。それは 2D の RGB イメージからヒトの関節中心や骨格を自動で推定して、2D 座標値を出力できるオープンソースソフトウェアである。簡単なマーカーレスモーションキャプチャのために、Kinect が多くの研究で利用されてきた (Clark et al., 2012; Pfister et al., 2014; Gao et al., 2015; Schmitz et al., 2014)。Kinect と異なり、Openpose は depth センサーを用いずに RGB イメージから姿勢を推定することができるため、カメラから計測対象までの距離の制約やビデオのサンプリング周波数の制約が小さい。

しかし、Seethapathi et al. (2019) は運動科学分野の立場から最近の姿勢推定研究をレビューして、OpenPose を含むヒト姿勢推定アルゴリズムは運動科学分野の必要に不足していると指摘している。OpenPose と複数のビデオカメラを用いたマーカーレスモーションキャプチャの精度が、スポーツバイオメカニクスや臨床バイオメカニクス研究のために利用できるか不明である。本研究の目的は、OpenPose と複数のビデオカメラを用いた 3D マーカーレスモーションキャプチャを構築し、光学式のマーカーベースモーションキャプチャシステムと比較することで、マーカーレスモーションキャプチャシステムの精度を検証することである。

## F.2 方法

### 被検者

健康成人男性 2 名が実験に参加した。被検者たちの年齢，身長，体重，競技歴の平均はそれぞれ，22.0 歳，173.5 cm，69.5 kg である。被検者たちは本実験の実施前に同意書を提出し，その実験手順は「東京大学大学院総合文化研究科の倫理委員会」の承認を受けた。

### データ収集の概略

被検者は三つの運動課題を歩行，垂直飛び，ボール投げの順に行った。これらの動作をマーカーベースの光学式モーションキャプチャーとビデオカメラベースのマーカーレスモーションキャプチャーの両方を用いて計測した。すべてのビデオカメラと二つの異なる計測システムから得られたデータを同期するためにライトを用いた。すべての方法と機器の詳細は以下の節で記述する。

### マーカーベースモーションキャプチャー

身体特徴点に 48 点の反射マーカーを貼付した（図 F.8）。16 台のカメラによるモーションキャプチャーシステム（Motion Analysis Corp, Santa Rosa, CA, USA）を用いて被験者の身体とボールに貼付した反射マーカーの座標を周波数 200 Hz で計測した。肘関節，手関節，膝関節，足関節の中心は内側と外側のマーカーの midpoint と割り当てた。肩関節の中心は前側と後側のマーカーの midpoint と割り当てた。股関節の中心は Harrington et al. (2007) の方法で推定した。生の運動学的データは四次の位相ずれの無いバターワースローパスフィルターを用いて平滑化した。フィルターのカットオフ周波数は残差分析 (Winter, 2009) を用いて決定した。データ分析は MATLAB (v2015b, MathWorks, Inc., Natick, MA, USA) を用いて行われた。

### マーカーレスモーションキャプチャー

実験設定とマーカーレスモーションキャプチャーの概略は図 F.9 に示している。マーカーレスモーションキャプチャーは 5 台のビデオカメラ (GZ-RY980, JVC KENWOOD Corp, Yokohama, Kanagawa, Japan) からなる。ビデオカメラの分解能とサンプリング周波数の組み合わせで決まる二つの計測条件：1920 × 1080 pixels かつ 120 Hz (1K condition) and 3840 × 2160 pixels かつ 30 Hz (4K condition) を行った。OpenPose (version 1.4.0) を GitHub (CMU-Perceptual-Computing-Lab, 2017) からインストールし，デフォルト設定の下 GPU (GEFORCE RTX 2080 Ti, Nvidia Corp, Santa Clara, CA, USA) で実行した。各フレームで独立に 25 点の身体特徴点を出力した（図 F.10）。3D グローバル座標が既知のコントロールポイントをキャリブレーションボールとビデオカメラを用いて計測した。OpenPose により取得された 2D ビデオカメラ座標を direct linear transformation (DLT) 法 (Miller et al., 1980) を用いて 3D グローバル座標に変換した。生の運動学的データは四次の位相ずれの無いバターワースローパスフィルターを用いて平滑化した。フィルターのカットオフ周波数は残差分析 (Winter, 2009) を用いて決定され，その範囲はそれぞれ 1K 条件で 5-8 Hz，4K 条件で 2-3 Hz であった。

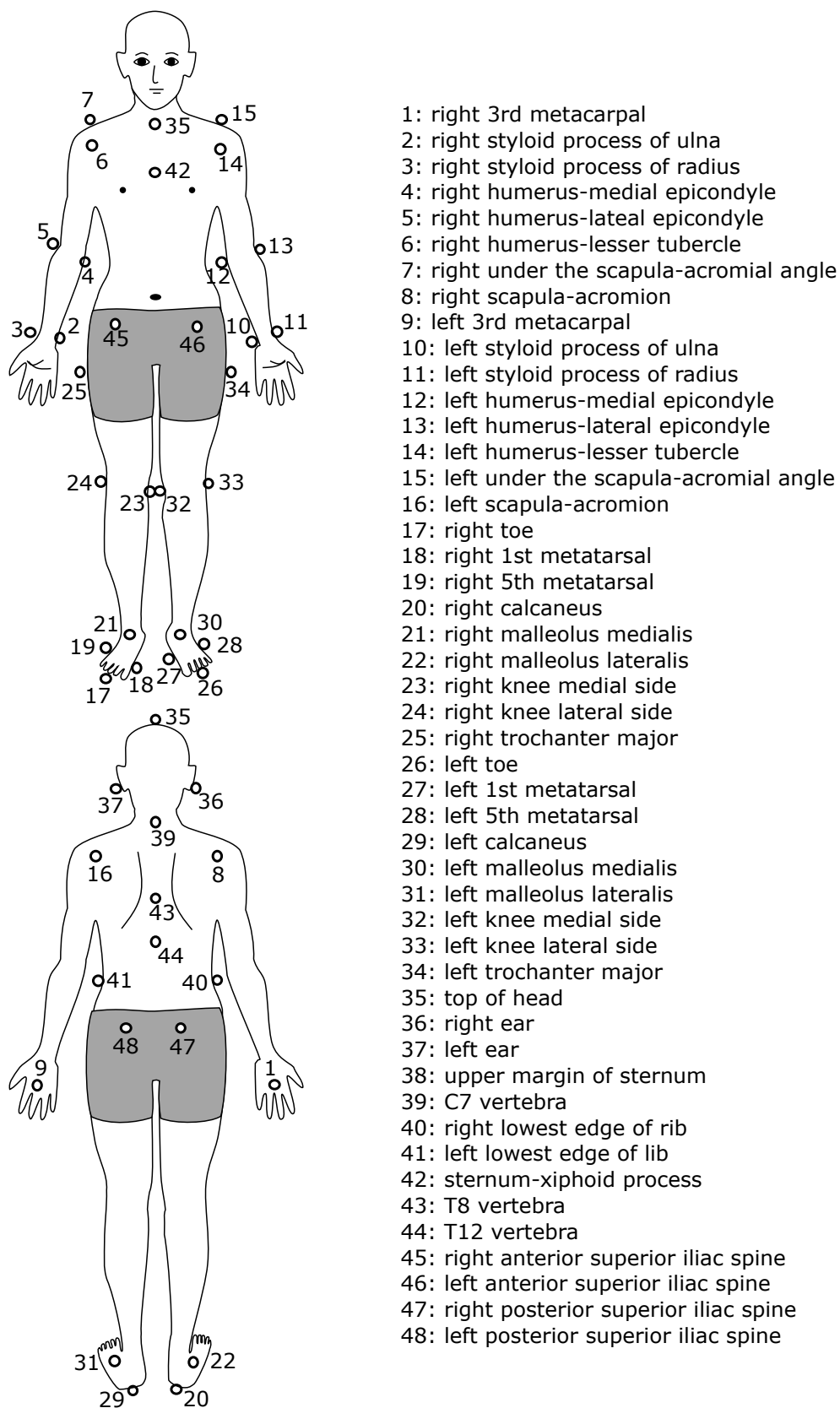


図 F.8: 反射マーカを貼付した身体特徴点の位置 48 点

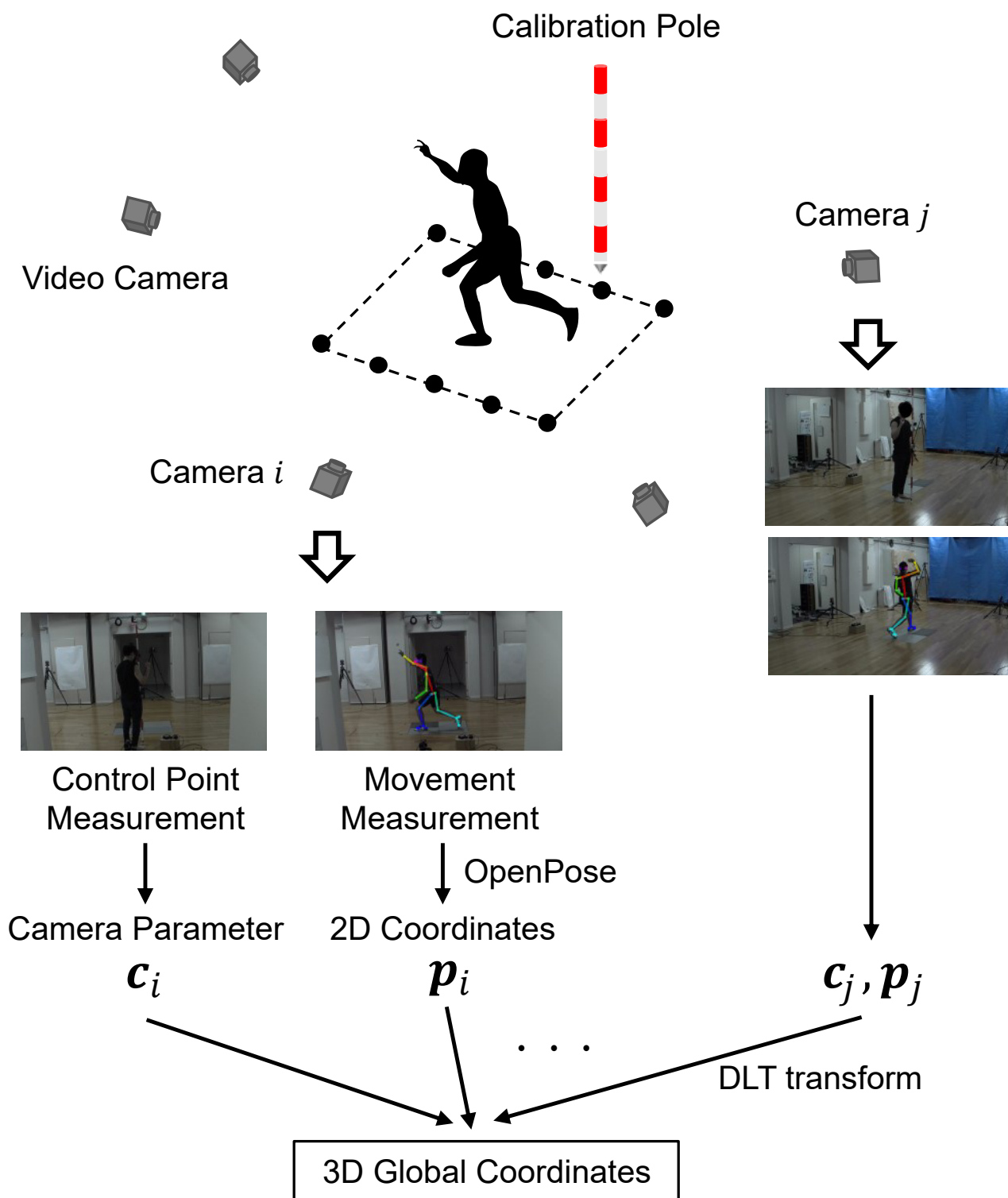


図 F.9: 実験設定とマーカースレスモーションキャプチャの概略.

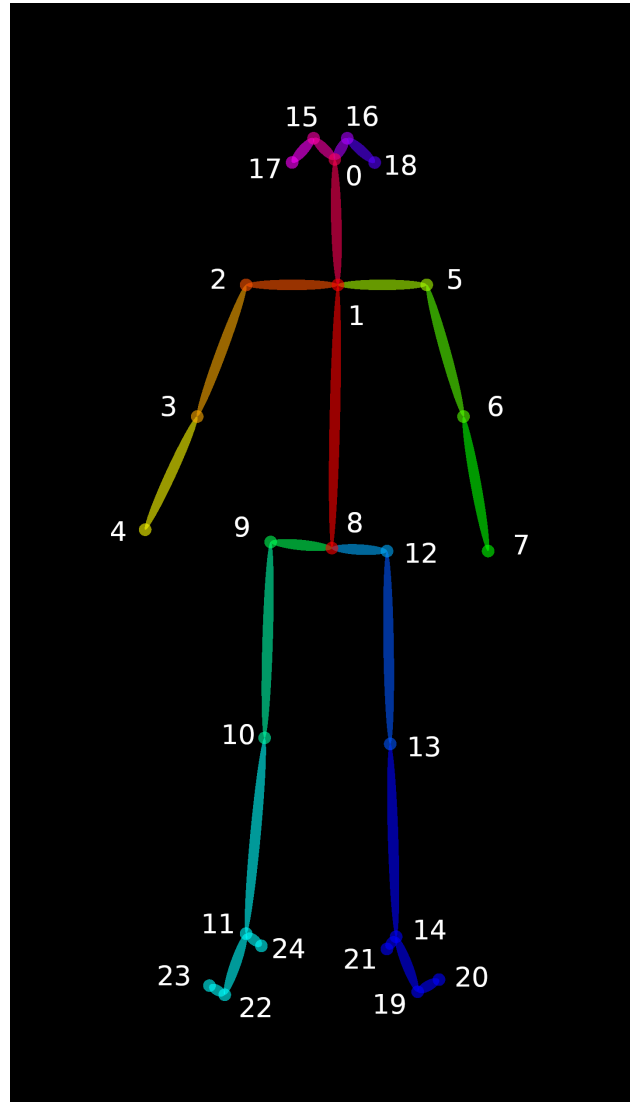


図 F.10: OpenPose により追跡される身体特徴点 25 点 (CMU-Perceptual-Computing-Lab, 2017).

### データ分析

マーカーベースモーションキャプチャを用いて得られた位置データは、マーカーレスモーションキャプチャから得られたデータとフレーム数を一致させるためにスプライン関数を用いてダウンサンプリングした。各運動課題に対する分析区間は次のように定義した。歩行動作においては二歩目の踵接地から次に同じ脚の踵接地まで、垂直飛びにおいてはしゃがみ込みの開始から最初の立位姿勢に回復するまで、投球においては投球腕の逆脚のつま先が離地してから腕振りが終わるまでとした。分析区間における二つの異なるモーションキャプチャから推定される一致する関節中心の違いを計算した。式 (F.15) で示される Mean absolute error (MAE) を違いの指標として用いた。

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_m(i) - x_o(i)| \quad (\text{F.15})$$

ここで,  $x_m$  と  $x_o$  はそれぞれマーカーベース手法と OpenPose ベース手法から推定される位置を示す.

### F.3 結果

二つの異なるモーションキャプチャから得られた 3D 姿勢推定の例は図 F.11 に示した. OpenPose によって追跡される特徴点の位置 (図 F.10) はマーカーベース手法によって得られる点と必ずしも一致しない. OpenPose によって追跡される肩関節, 肘関節, 手関節, 股関節, 膝関節, 足関節の位置はマーカーベース手法によって得られるそれらとおよそ一致していると考えられる. しかし, OpenPose によって追跡される他の特徴点の位置はマーカーベース手法によって得られるそれらと異なると考えられる. マーカーベースモーションキャプチャ (Mocap) と OpenPose ベースモーションキャプチャ (OpenPose) によって推定される関節位置の時系列プロファイルは図 F.12 に示している. 二つのプロットの mean absolute error (MAE) を各パネル内に示している. 時系列プロファイルの形はほとんど同じであった.

定量的には, 図 F.12a と図 F.12b に示される関節中心の MAE は 20 mm 以下であった. しかし, 図 F.12c と図 F.12d に示される関節中心の MAE は 40 mm 以上であった. それらの MAE は分析区間の特定の瞬間で特に大きくなる (*i.e.* 図 F.12c における 45% 時間と 80% 時間で, 図 F.11c に描かれている). 全試行の二つの異なるモーションキャプチャから推定される一致する関節位置の MAE は表 F.3 に示している. これら表 F.3 の MAE のうち, 約 47% は 20 mm 以下, 約 80% は 30 mm 以下であり, 約 10% は 40 mm 以上であった.

マーカーレスモーションキャプチャを用いた 3D 姿勢推定の正確性は OpenPose による 2D 姿勢追跡に依存する. ヒト姿勢を追跡するアルゴリズムはビデオの各フレームに独立に適用されるので, ある一つの試行において, 被験者の姿勢が良く追跡できている試行と, できていない試行が存在する. OpenPose を用いた姿勢推定の成功例と失敗例を図 F.13 に示している.

### F.4 考察

本研究の目的は, OpenPose と複数のビデオカメラを用いた 3D マーカーレスモーションキャプチャを構築し, 光学式のマーカーベースモーションキャプチャシステムと比較することで, マーカーレスモーションキャプチャシステムの精度を検証することである. 定性的には, マーカーレスモーションキャプチャを用いた 3D 姿勢推定は被験者の動作を正しく再現できていた (図 F.11). 全試行の 80% における MAE は 30 mm 以下であることがわかった. この小さな誤差の要因は, OpenPose のトラッキング精度によるだろう. OpenPose を含む大多数のコンピュータビジョンベースの姿勢追跡アルゴリズムは手動でラベリングされたデータを用いた教師あり学習に基づいているため, 学習データに含まれるノイズによって 3D 姿勢の小さい誤差は避けられない.

40 mm を超える比較的大きい MAE がいくつかの場合で観察された (図 F.12). 動作中の推定された姿勢を観察すると, ある試行で (ノイズを含む) 正しい関節中心位置が推定されたとき, 30 mm 以下の誤差が存在していた (図 F.11 a1, a2, a4). しかし, 明らかに間違った関節中心位置が推定されたとき, 40 mm を超える比較的大きい誤差が観察された (図 F.11 a3). 明らかに誤った 3D 姿勢を推定してしまう主な理由は, 各フレームの画像に依存して OpenPose が被験者の姿勢追跡に失敗してしまうことである.

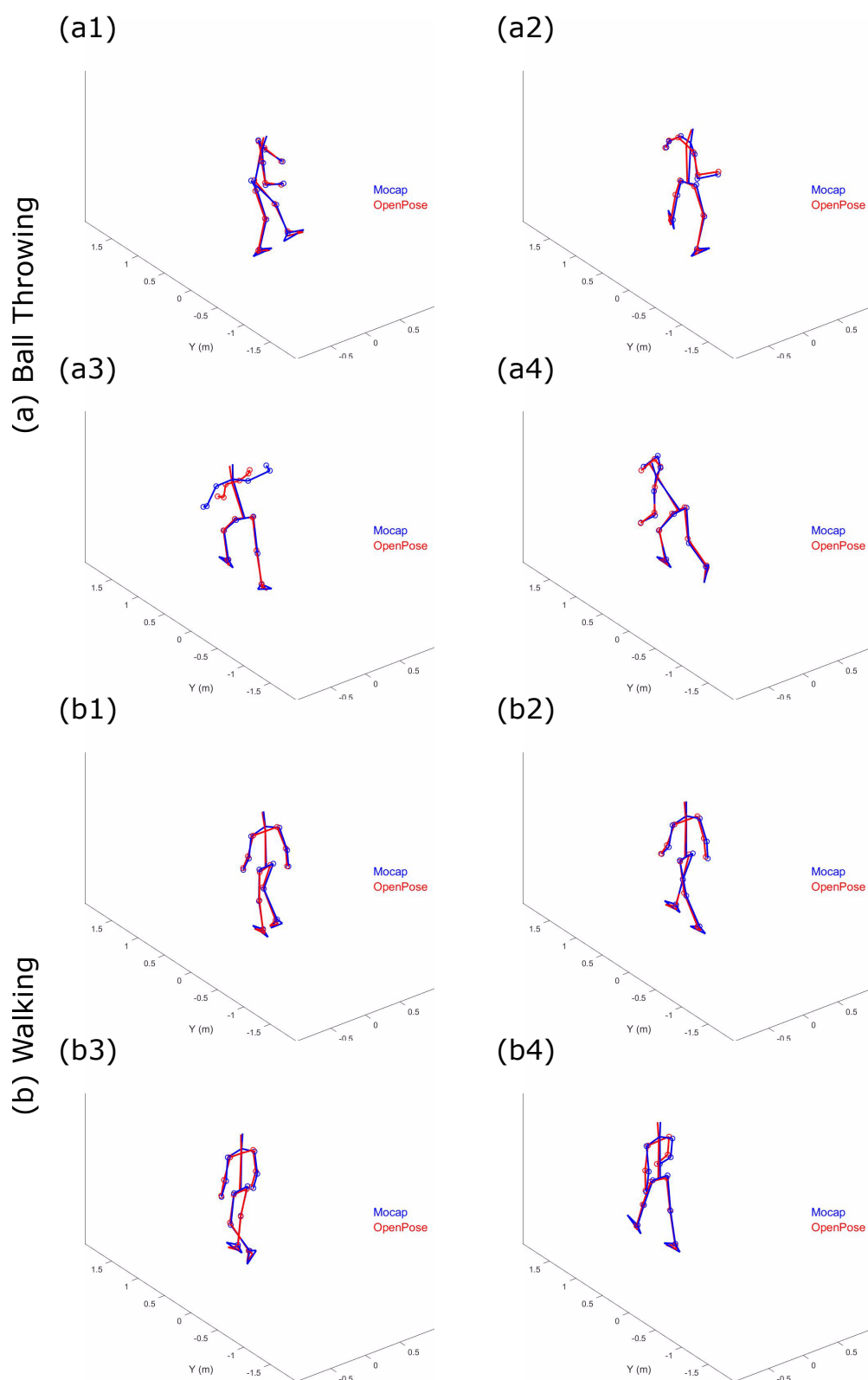


図 F.11: (a) ボール投げ動作と (b) 歩行動作におけるマーカーベースモーションキャプチャ (Mocap) と OpenPose ベースモーションキャプチャ (OpenPose) によって得られた 3D 姿勢推定の例。

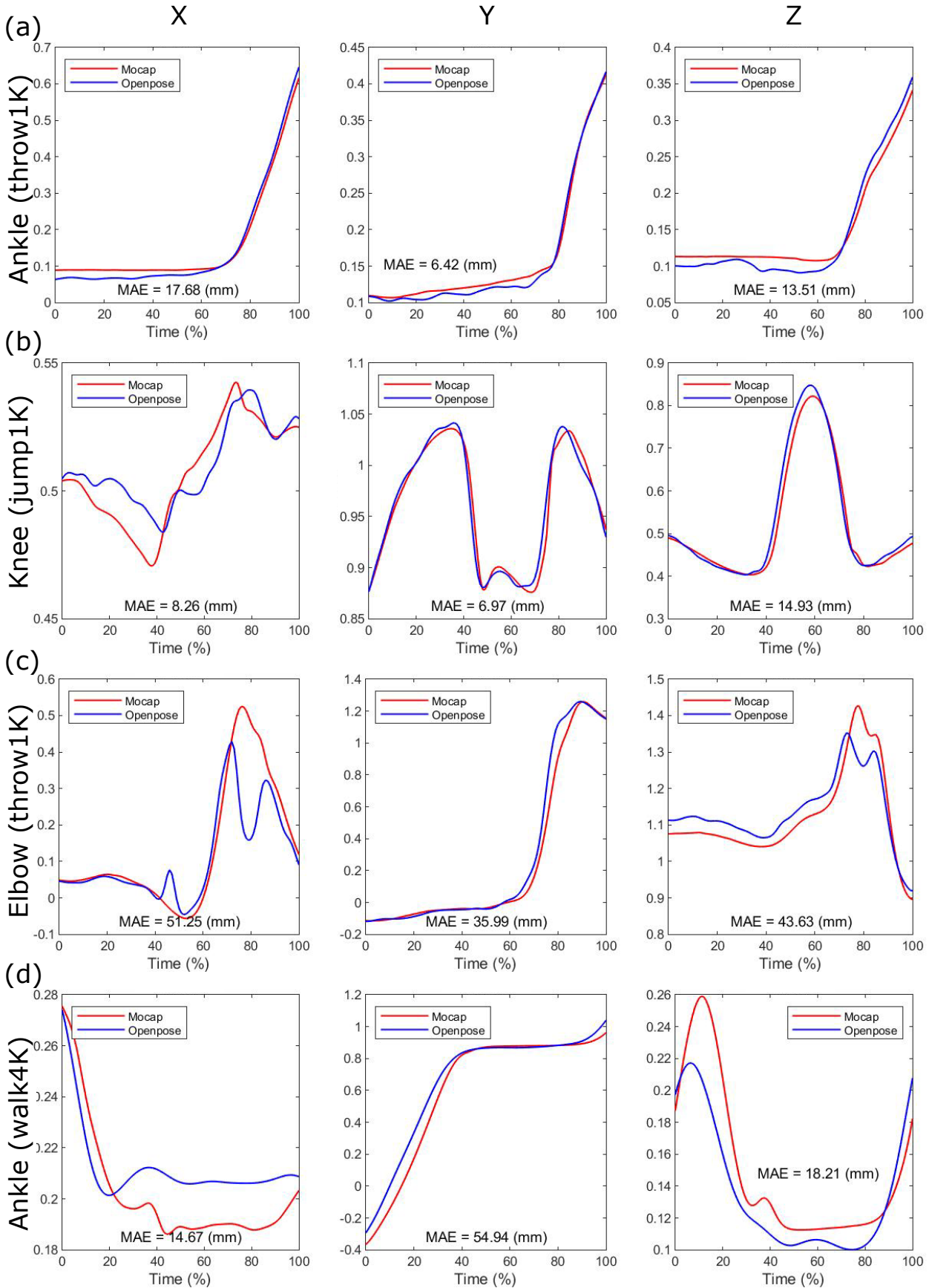


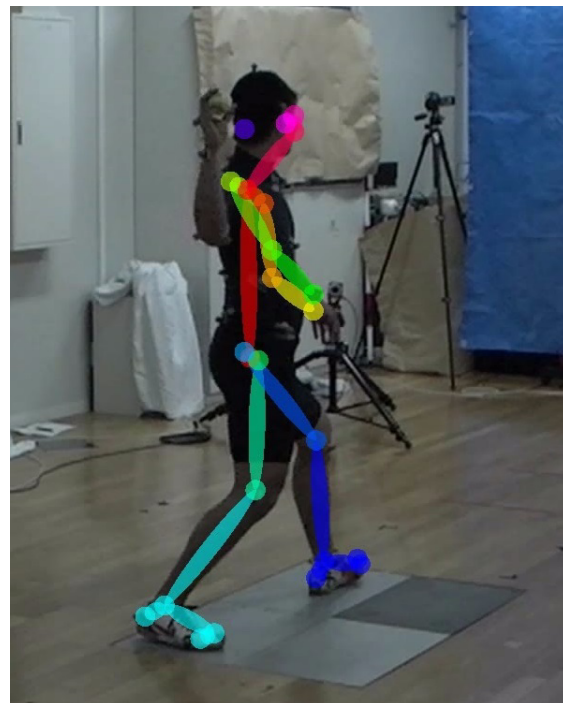
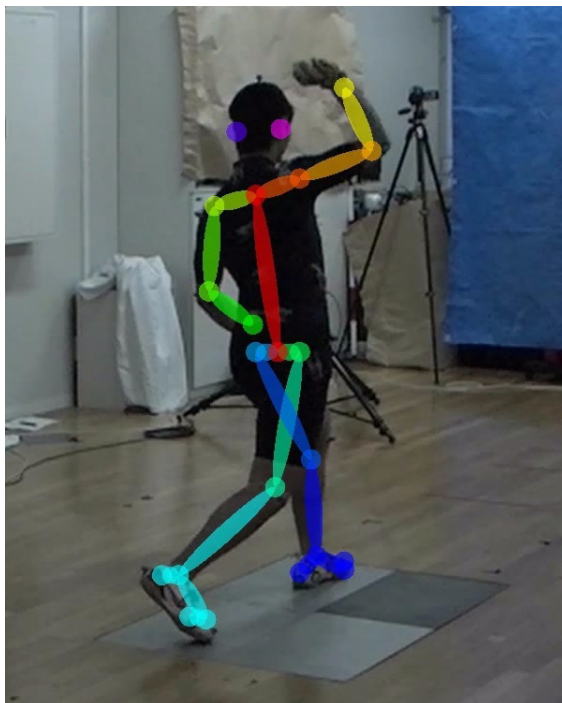
図 F.12: マーカーベースモーションキャプチャ (Mocap) と OpenPose ベースモーションキャプチャ (OpenPose) によって推定される関節位置の時系列プロファイル. 二つのプロットの mean absolute error (MAE) を各パネル内に示している.



## Success

## Failure

(a) Ball Throwing



(b) Walking

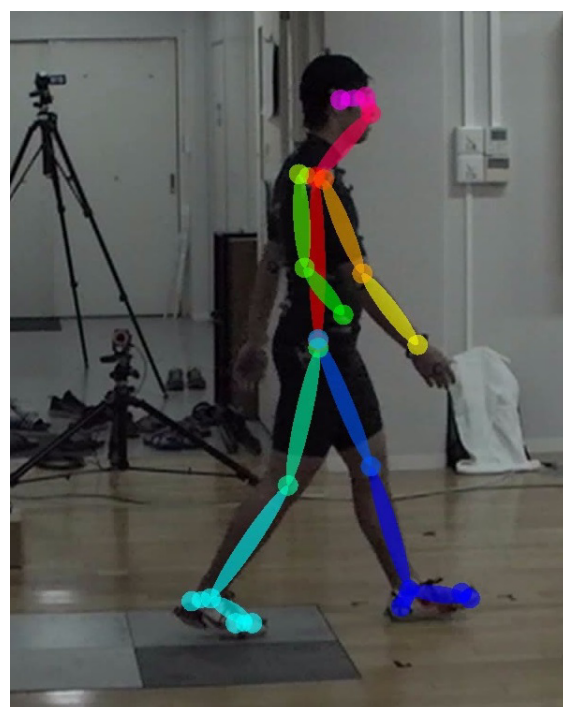
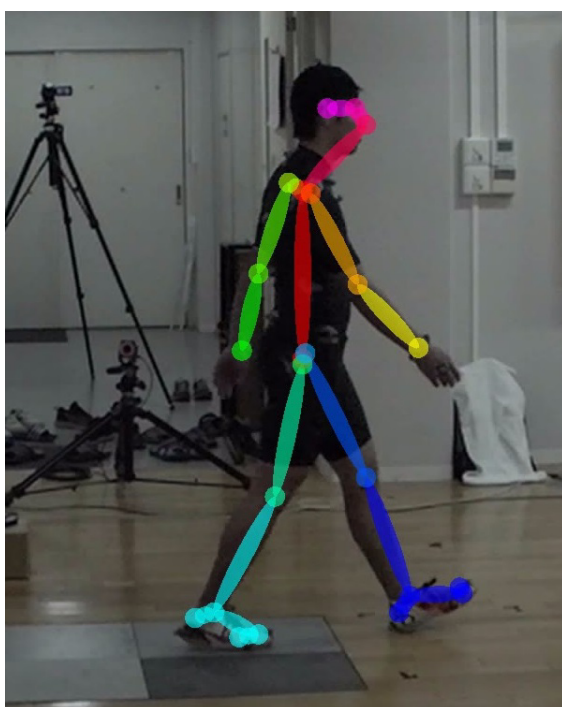


図 F.13: (a) ボール投げ動作と (b) 歩行動作における OpenPose を用いた 2D 姿勢推定の例。左のパネルはすべての関節の追跡が（ある程度）成功しているフレームを示し、右のパネルは右腕の関節の追跡が失敗したフレームを示す。

表 F.3: 二つの異なるモーションキャプチャから推定される一致する関節位置の差。

		Walk <sub>1K</sub>	Walk <sub>4K</sub>	Jump <sub>1K</sub>	Jump <sub>4K</sub>	Throw <sub>1K</sub>	Throw <sub>4K</sub>
ShoulderR	X	28.4	24.6	27.1	20.9	21.7	19.3
	Y	17.0	49.7	12.5	11.9	27.7	32.5
	Z	17.9	16.5	29.5	30.8	15.8	13.9
ElbowR	X	4.32	6.96	9.36	8.25	47.3	45.2
	Y	37.0	66.8	27.0	20.5	28.7	35.1
	Z	21.7	22.2	26.9	35.3	38.0	38.9
WristR	X	5.78	7.52	8.96	8.31	40.6	47.5
	Y	19.0	44.2	13.2	20.6	28.7	40.3
	Z	15.7	16.8	23.8	38.9	24.7	26.7
HipR	X	9.65	7.67	8.77	6.01	29.5	25.0
	Y	21.3	49.4	15.0	14.2	13.5	20.8
	Z	24.4	20.6	31.0	32.1	27.2	23.5
KneeR	X	6.41	4.09	7.74	6.47	15.2	13.1
	Y	25.9	48.2	8.48	18.3	13.8	19.1
	Z	10.1	11.4	14.8	20.9	24.4	20.4
AnkleR	X	9.68	8.73	9.82	6.67	12.3	19.1
	Y	28.6	58.1	9.31	11.0	17.7	22.2
	Z	11.7	20.7	20.6	27.9	12.4	20.3

(図 F.13). 2D 追跡の失敗のため、より正確な 3D 姿勢推定を達成するためにはそのような失敗を修正する必要がある。本研究では、例えば左右のセグメントが入れ替わりは修正した。なぜなら、この修正なしには 3D 姿勢推定がヒトの形とまったく異なってしまうからである。しかし、ある物体や背景をヒト身体セグメントと認識してしまうこと (*e.g.* 図 F.13) は修正していない。なぜなら、手動による再追跡が必要かもしれないし、この修正なれども 3D 姿勢の正確性を評価することが可能であったためである。したがって、身体運動科学研究において OpenPoes ベースのマーカーレスモーションキャプチャを利用するためには、そのような追跡の失敗を補正できるアルゴリズムを組み込むことが必要と考えられる。

他の誤差要因は時間の同期などのデータ処理過程だろう。動作方向 (*i.e.* 歩行における Y 方向や垂直飛びにおける Z 方向) の誤差が、特に 30 Hz での計測 (4K 条件) では大きい傾向にあった (表 F.3)。時系列プロファイルにおいて、同期タイミングが二つの異なるモーションキャプチャの誤差に影響を与えたと思われる。しかし、これは二つの異なるモーションキャプチャを比較する過程によって生じる問題なので、マーカーレスモーションキャプチャによる計測の正確性に対する誤差の影響は比較的小さいだろう。

本研究は準備的な研究であり、さらなる検証が必要である。関節角度や角速度、トルクなどの他のバイオメカニクス変数の正確性は検証する必要がある。さらに、本研究で記述した OpenPose の追跡失敗

を補正するアルゴリズムは発展が 3D 推定の正確性の向上のために必要である。限界はまだ存在するが、OpenPose ベースのマーカーレスモーションキャプチャは、マーカーベースモーションキャプチャでの計測が困難と考えられてきたスポーツの試合などに今後適用されることが期待できる。