

バレーボールの守備範囲推定に関する方法論の検討

中井 一文^{1,a)} 重永 貴博¹ 江崎 修央¹

概要：バレーボールはデータ分析の対象としてよく取り上げられる競技の一つである。データ分析の対象を大別すると、個人としての運動能力、チームとしての戦略決定に関わる能力に分類できる。バレーボールの守備の種類には、サーブレシーブとスパイクレシーブがある。どちらのレシーブも、個人として分析する場合はレシーブ成功・失敗の割合、チームとして分析する場合はレシーブ成功・失敗の割合及びコート上の平面空間毎の得失点として扱われることが多い。本研究では、個人の三次元空間におけるサーブレシーブの成功・失敗のデータを取得し、守備範囲として可視化する。データ取得の際、三次元空間の各点において十分な数のサンプリングを行うことは限られた時間では難しい。そこで、機械学習によりレシーブの成功・失敗をあらわす分類モデルを作成することで、限定的なサンプリングデータから守備範囲を推定する。

キーワード：バレーボール、守備範囲推定、ロジスティック回帰

A Study on the Methodology for Serve-reception Range Estimation of Volleyball

KAZUFUMI NAKAI^{1,a)} TAKAHIRO SHIGENAGA¹ NOBUO EZAKI¹

Abstract: Volleyball is one of the most common sports to be the subject of data analysis. Data analysis can be broadly categorized into athletic ability as an individual and strategic decision-making ability as a team. There are two types of defense in volleyball: serve-serve and spike-serve. Both types of receptions can be analyzed by measuring the percentage of successful/failed receptions. When analyzing as a team, they are often treated as the percentage of successful/failed receptions and the points scored per court plane space. In this research, data on success/failure of serve-serve in the three-dimensional space of an individual is acquired and visualized as a defensive range. When acquiring data, it is difficult to perform a sufficient number of sampling at each point in the three-dimensional space in a limited time. Therefore, a classification model that represents success/failure of a serve receive is created by machine learning, and the defensive range is estimated from limited sampling data.

Keywords: Volleyball, Serve-reception Range Estimation, Logistic Regression

1. はじめに

バレーボールはデータ分析の対象としてよく取り上げられる競技の一つである。データ分析の対象を大別すると、個人としての運動能力、チームとしての戦略決定に関わる能力に分類できる。バレーボールは、跳ぶ、投げる、走るなどの複合的な動作を行うため、様々な動作を分析対象に

できる。また、チーム競技であるため、複数人を組み合わせた場合に発生する能力も分析対象にできる。個人としての運動能力は、狭義での運動能力として筋力や関節の可動域などのダイナミクスで評価できるものと、広義での運動能力としてメタ認知能力や空間把握能力などがある。

バレーボールにおけるラリーの1本目に発生する守備の種類には、サーブレシーブ（以降はサーブレセプションもしくは単にレセプションと呼ぶ）とスパイクレシーブ（ディグと呼ばれることが多い）がある。どちらのレシーブも、個人として分析する場合はレシーブ成功・失敗の割

¹ 鳥羽商船高等専門学校
National Institute of Technology, Toba College
^{a)} nakai-k@toba-cmt.ac.jp

合、チームとして分析する場合はレシーブ成功・失敗の割合及びコート上の平面空間毎の得失点として扱われることが多い。

バレーボールのラリーでは、自チームは3回以内のボールコンタクトで相手チームへ返球しなければならない。ラリーのスタートは必ずサーブが行われるため、レセプションは必須技能であり、失敗が失点に直結する。守備を専門とするリベロというポジションがあるが、レセプションの成功率が高い選手をリベロに選ぶチームも存在するほど重要な技能である。

本研究の最終的な目的は、バレーボールを題材に、運動能力などから競技者のレセプション能力を可視化し、競技能力の向上を目指すことである。主なターゲットは、中学校・高校の部活動に参加する生徒であり、初級者から中級者を指す。競技者が上達する過程で指導者から動作に関するアドバイスを受けることになるが、初級者から中級者は、内部的な動作感覚と外部からの指導を一致させることに慣れていない可能性が高く、能力を可視化した上で競技者と指導者の着目点を統一させることは競技能力の向上に役立つと考えられる。上級者は被指導歴が長いので、各自で内部的な動作感覚を修正できる可能性が高いと考えられる。

本稿では、被験者ごとにレセプションをサンプリングし、機械学習により守備範囲を推定するモデルを作成することで、レセプション能力の可視化を行う方法論について検討する。

2. 既往の研究

スポーツや運動学の分野において人間の動作のモデル化はいくつか試みられているが、バレーボールにおいての動作分析は、ブロック技術においての競技者の移動方法を分析する研究 [1]、踏切足の角度からジャンプの特性を分類する研究 [2] など、競技者の平均値をとることで最適値を探しているものが多いようである。サーブのレセプションに関する研究では、サーブのコースを予測する技能についての研究 [3] のように競技者に内在する能力を測定するものや、フォーメーションに関する研究 [4] がある。レセプションにおいて個人の能力を評価・予測する研究は少ないが、オーバーハンドとアンダーハンドのどちらを使うか予測する研究 [5] は存在する。プロユースで最もよく見られる分析はデータバレー [6] というソフトを用いたものである。データバレーはローテーション、攻撃位置、守備位置など多岐に渡る項目をアナリストが入力し、戦術的な意味で得点率を上げるための分析をするソフトである。本研究の目的であるレセプションの分析に限ってデータバレーの活用例を見ると、コート上を平面的に9分割し、どの位置にボールが来たか、また、レセプションの結果がどうであったかを分析するにとどまる。

スポーツで上達するためには数値的な目標や現状の把

握は重要である。既存の研究は、競技者個人として分析する場合は、運動能力や単なる成否の割合に留まっている。チームとして分析する場合は、フォーメーションやコート上の平面の分析になっていることが多い。つまり、個人かつ3次元空間においてレセプション能力を評価するという視点に欠けている。

本稿で提案する手法は、個人がレセプションを上達するために数値的な目標や現状の把握ができるよう、レセプションの守備範囲の可視化を目的としている。もし可視化した守備範囲が適切に競技者、特に初級者や中級者、に与えられるならば、内部的な動作感覚と指導者が第三者目線で見た動作を一致させる効果が期待できる。

3. サーブレセプション推定の提案手法

3.1 サーブレセプション推定の概要

本研究では、バレーボールにおけるサーブレセプションを推定の対象とする。

図1はレセプション動作と対象とする範囲をあらわす。レセプション動作にはオーバーハンドとアンダーハンドの2つがある。オーバーハンドは顔部の上方を中心とした空間、アンダーハンドは腹部前方から床面付近までをカバーするような空間をレセプション範囲としている。顎から胸にかけての空間はどちらの動作でもレセプションしづらい空間となっており、通常はこの空間を避けるように身体動作を伴いながら競技者の得意なレセプション動作をする。例えば、しゃがみながらオーバーハンド、前後左右に体をずらしながらアンダーハンドなどである。トップクラスの選手のサーブは120[km/h]程度といわれており、サーブが打たれてから0.5秒前後でレセプションを行う必要がある。初級者から中級者のサーブであれば、1~2秒程度であり、体ごと移動する時間的な余裕が少しある。

3次元空間の定義は図1の通り、競技者の中心床面を原

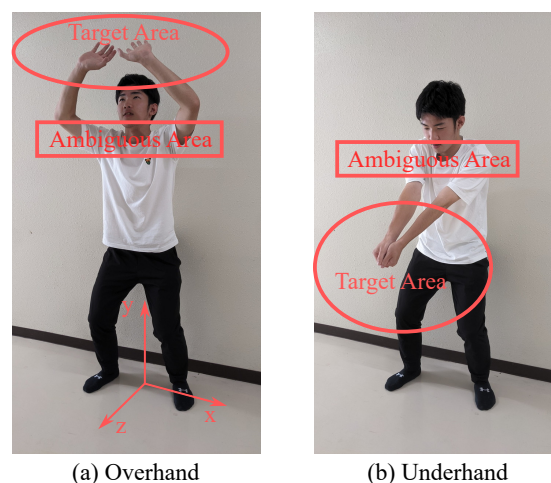


図1 レセプション動作と範囲、3次元空間の定義。

Fig. 1 Reception motions and ranges, definition of axes.

点とし、左手方向を x 軸の正方向、正面方向を z 軸の正方向、上方を y 軸の正方向とした。

本研究でのレセプションの守備範囲を決定する仮説として、以下を取り入れている。

- サーブの着弾までにかかる時間と身体能力により物理的にレセプション可能な範囲が決まる。
- サーブの球速が速ければ空間上の守備範囲が狭まり、遅いほど広がる。
- レセプションの対象範囲における成功率は、競技者の身体中心から離れるに従って下がる。
- 競技者によってオーバーハンドとアンダーハンドを選択する際の志向が異なる。
- オーバーハンドとアンダーハンドの成功率は独立している。

本稿では、被験者実験としてレセプションのデータを取得し、機械学習の手法としてはロジスティック回帰を用いてレセプションの守備範囲を推定する。

3.2 データ取得の方法

図 2 はレセプションの実験環境をあらわした図である。サーバーとレシーバーの初期位置は固定し、サーバーはサイドハンドサーブを行う。レシーバーはオーバーハンドもしくはアンダーハンドのどちらかでレセプションを行う。レセプションの返球は、自コート内のセンターライン周辺を成功エリアとして狙うものとする。バレーボールでは成功エリアにセッターと呼ばれるポジションの選手が立ち、ラリーの 2 本目を担う。セッターが時間的・空間的な余裕を持ってボールにコンタクトできるように、ネット（一般男子のルールに合わせ床面から 2.43[m] の高さ）以上の高さに返球を上げ、その後に成功エリアに着弾した場合を成功としてラベル付けする。本条件以外の着弾は失敗としてラベル付けする。

機械学習の特徴量として、レセプション時のボールの空間座標とサーブからレセプションまでの時間を用いる。そのため、レシーバーを中心に、直交する 2 方向から動画を撮影し、2 方向のカメラ画像中の平面座標から 3 次元の空間座標を求める。カメラは、iPhone8 と iPhone11 を用い、1920x1080@240fps で撮影する。また、サーブからレセプションまでの時間を測るため、コート遠方に全景撮影用のカメラを設置し、動画を撮影する。

被験者は 3 名とし、所属機関のヒトを対象とする研究倫理委員会の承認を受け、被験者からの承諾を受けた上でデータ取得を行った。

3.3 データ拡張

被験者によってレセプション技術の習熟度が違うため、レセプションの成功率は異なる。つまり、取得できるレセプションデータは、成功と失敗のデータ数がそろわない。

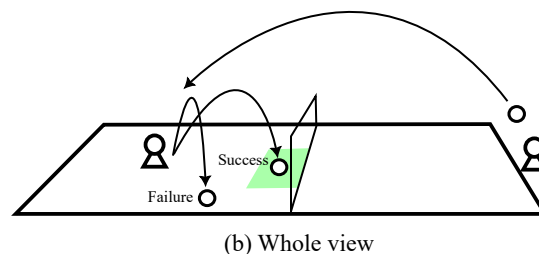
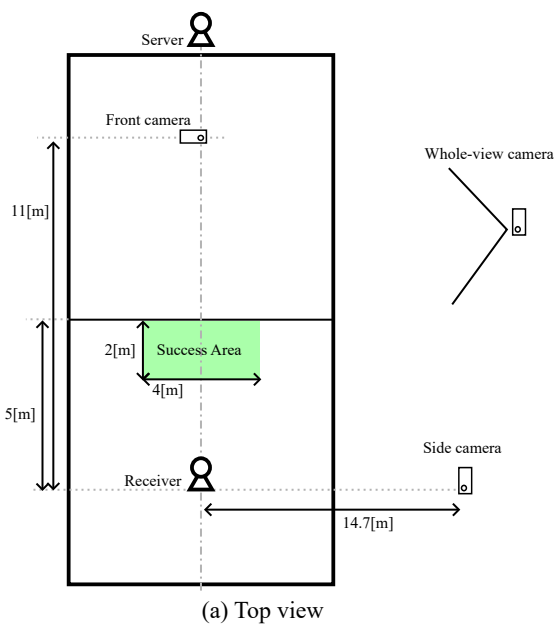


図 2 サーブレセプションの実験環境。
 Fig. 2 Experimental environment of serve reception.

そこで、レセプションデータのうち学習に用いる分のデータについては SMOTE アルゴリズムによって補間を行うことで成功と失敗のデータ数をそろえた。

また、本研究の目的では、レセプションデータが存在しない空間座標においても守備範囲の推定を行う必要がある。しかし、人間がサーブ着弾までの時間内に動くことが可能な範囲は限られており、無限長の空間における守備範囲を推定する意味はない。そこで、本稿ではレセプションデータの $\pm 3\sigma$ の範囲までを推定の対象空間とする。

3.1 項で仮説として取り上げた通り、レセプションの対象範囲における成功率は、競技者の身体中心から離れるに従って下がる可能性が高い。本仮説を採用しない場合、機械学習で得られる守備範囲推定モデルでは $\pm 3\sigma$ を境界とはみなさず、対象範囲全域に渡ってレセプションの成功率が高くなるような出力をしてしまう可能性がある。

そこで、失敗データの事前分布を図 3 のように設定する。図 3(a) は $\pm 3\sigma$ の座標を失敗データの境界面とする事前分布である。「境界ではレセプションに失敗する」という事前分布とすることで、空間中心から外側に向かって失敗が増えるという学習になることを期待している。

図 3(b) は $\pm 3\sigma$ の空間を失敗データで充填するような事前分布である。「空間全体でレセプションに失敗する」と

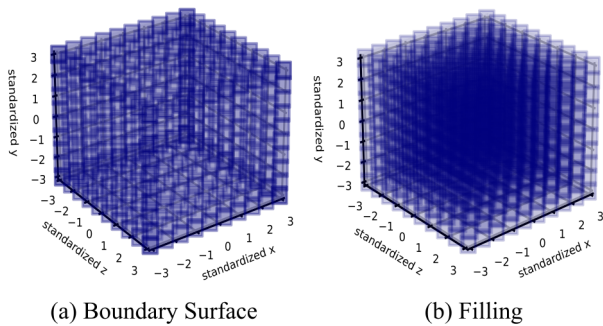


図 3 失敗データの事前分布の概念図. 本稿では読みやすさを優先して 1 軸あたり 10 分割でメッシュを構成するように表示しているが、実際に学習に使ったデータでは 1 軸あたり 30 分割である.

Fig. 3 Conceptual diagram of prior distribution of failure data. In this paper, the mesh is shown as 10 divisions per axis for readability, but the actual number of divisions per axis used for the machine learning was 30.

いう事前分布とすることで、レセプションデータを加えたときに成功する座標が増えていくという学習になることを期待している. こちらの事前分布では、空間全体が失敗に寄ってしまうため、境界面の事前分布に比べると、機械学習で得られる守備範囲推定モデルが成功と判断する空間の幅が抑圧されると考えられる.

3.4 ロジスティック回帰による成否判定

レセプションの守備範囲を推定する手法としてロジスティック回帰を採用する. レセプションを分類問題として取り扱う場合、説明変数の決定は容易ではない. レセプションをするまでの集中力、判断、関節状態、筋肉など人間の内部状態の観測は難しい. また、ボールのコース、回転量、回転方向、表面の摩擦係数(湿度により変化すると考えられる)など、外的要因をすべて観測することも非現実的である. 本稿では問題を単純化して検討するため、学習時の特徴量としてレセプション時のボールの空間座標とサーブからレセプションまでの時間を用いる. 目的変数のラベルとしては成功と失敗とする. 当然、まったく同じ空間座標においても、観測しきれない説明変数の影響で成功と失敗は起こり得る. ロジスティック回帰は分類問題の手法として使われるが、出力値は 0 から 1 までの連続値である. つまり、「空間座標におけるレセプション成功の可能性」として表現することができるため、本稿ではロジスティック回帰を採用する.

4. サーブレセプションデータの分析

表 1 は被験者 3 人に対し、200 回ずつのサーブを行った中から 3 次元座標として復元できたレセプションデータの結果一覧である. 3 次元座標として復元できなかったデー

タがある原因は、レーザーが激しく動きながらレセプションを行ったので、床面の振動がカメラまで伝わってしまい、画面がぶれたことでボール座標を確定できなかったことである.

表 1 で着目すべき点は、アンダーハンドとオーバーハンドのどちらを多用するかということに個人の好みが見て取れることである. 被験者 A はアンダーハンドの使用率が 0.528 なのに対し、被験者 B と C は約 0.9 となっている. 被験者 A はアンダーハンド成功率よりもオーバーハンド成功率が高い. 2 つの成功率の差に意味があるかどうかは検証していないが、ひとつの可能性として、過去の競技経験において被験者 A にとってはオーバーハンドが馴染みの良い技能となり、使用回数が増えるにつれて成功率も上がっていったことが考えられる.

図 4 はレセプション位置を平面プロットであらわしたものである. 上から順に被験者 A, B, C の結果であり、左から順に x-y 平面, x-z 平面, z-y 平面となっている. z-y 平面はレーザーを横から見た場合のプロットになっており、z プラス方向がレーザーの正面向き方向である. 被験者 3 人ともに、オーバーハンドとアンダーハンドの領域間 (y 軸 1.5[m] 近辺) に空白となる空間が存在している. この空間は、顎から胸にかけての空間であり、オーバーハンドもアンダーハンドもしづらい領域である. また、被験者 A は初期位置よりも前方かつオーバーハンドでレセプションを行う回数が多いが、被験者 C は若干後ろに下がってアンダーハンドでレセプションを行う傾向がある.

本来であれば、本研究の目的である守備範囲の推定にはオーバーハンドとアンダーハンドそれぞれの領域を推定する必要があるが、被験者 B と C は十分な数のオーバーハンドのレセプションデータが集まらなかったため、被験者 3 人ともアンダーハンドのみを推定の対象とする.

5. 評価実験

5.1 実験条件

被験者から得られたレセプションデータからアンダーハンドだけを抽出し、0.5:0.5 の割合で学習とテストに分ける. 失敗データの事前分布の条件として、事前分布なし、境界面、充填の 3 パターンを比較する. ロジスティック回帰を表現する多項式は 2 次から 6 次までとして比較する. ロジスティック回帰の出力が 0.5 以上を成功、0.5 未満を失敗として分類されたものとする. 評価は、成功と失敗の 2 クラスのテストデータの総数のうち、何個を正しいクラスとして分類できたかを正解率 (Accuracy) として算出する.

5.2 評価結果

表 2 に評価実験の結果を示す. 被験者 A は境界面と充填を失敗データの事前分布とした結果が高かった. 被験者 B は充填を失敗データの事前分布とした結果が高かった.

表 1 レセプションデータの一覧. (S.: 成功, F.: 失敗)
Table 1 Reception Data. (S.:Success, F.:Failure)

Person	Total			Usage			Underhand			Overhand		
	S.	F.	S. rate	Under	Over	Under rate	S.	F.	S. rate	S.	F.	S. rate
A	103	96	0.518	105	94	0.528	48	57	0.457	55	39	0.585
B	97	102	0.487	178	21	0.894	87	91	0.489	10	11	0.476
C	113	83	0.577	193	3	0.985	110	83	0.570	3	0	1.000

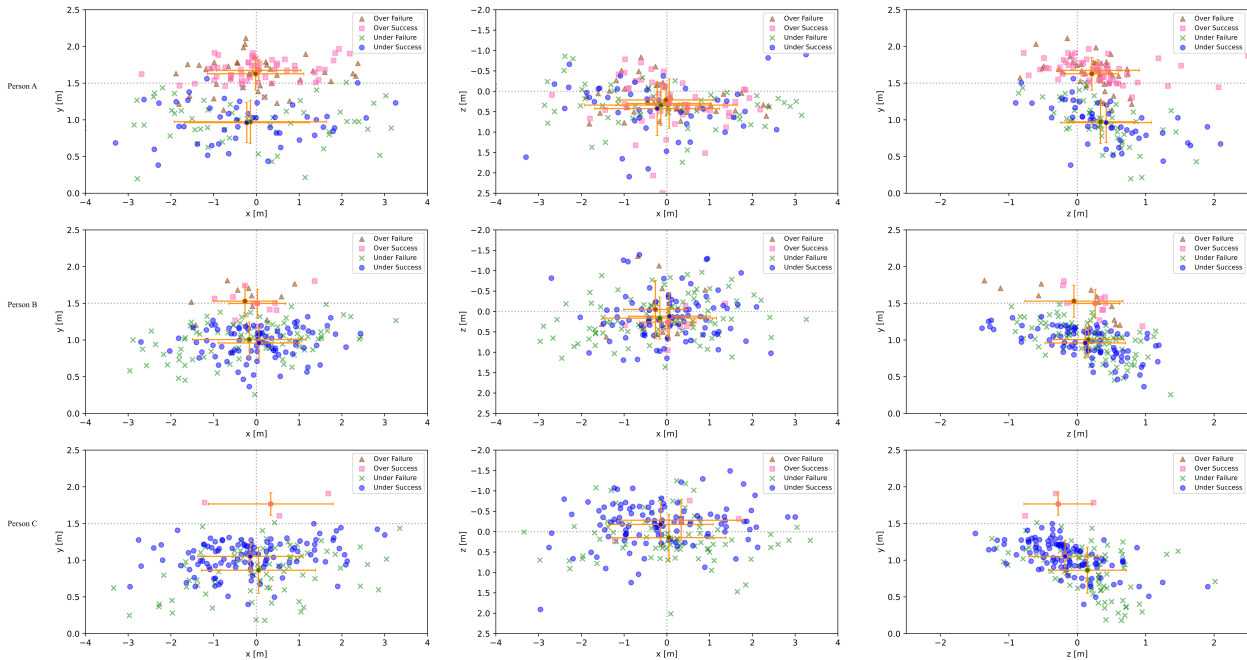


図 4 レセプション位置の平面プロット.

Fig. 4 Two-dimensional plots of reception positions.

表 2 評価実験の結果. 下線は被験者ごとに最大の正解率となったもの.

Table 2 Evaluation result. Underlines indicate the maximum accuracy values for each subject.

Person	Prior Dist. of Failure	Degree of Polynomial				
		2	3	4	5	6
A	None	0.453	0.396	0.547	0.509	0.528
	Surface	<u>0.566</u>	0.509	0.472	0.528	0.472
	Filling	0.472	0.547	0.547	0.528	<u>0.566</u>
B	None	0.573	0.506	0.562	0.539	0.539
	BSurface	0.573	0.584	0.494	0.573	0.494
	Filling	0.494	<u>0.596</u>	0.551	0.584	0.528
C	None	0.670	<u>0.722</u>	0.505	0.649	0.557
	Surface	0.588	0.598	0.577	0.619	0.608
	Filling	0.598	0.588	0.557	0.557	0.557

被験者 C は事前分布なしの結果が高かった. 正解率の評価結果からは, どの事前分布, どの多項式の次数が良いとは言いきれない.

5.3 考察と今後の課題

表 2 の結果では, どの事前分布と多項式の次数の組み合わせ

わせが守備範囲の推定に最適であるかは決めることができない. 3.4 項で言及した通り, 説明変数として扱うには観測が難しい要因が多く存在し, また, 限定された説明変数による 2 クラス分類問題では, 同一座標で確率的に発生するであろう成功と失敗のレセプションを表現しきれずに機械学習による正解率の向上が難しいと考えられる.

図 5 は被験者 C の守備範囲の推定を例に, 失敗の事前分布の有無による違いを比較した図である. 表 2 にまとめたように被験者 C は図 5(a) が最も正解率が高くなるが, x 軸の-4[m] から+4[m] にかけてレセプションの成功率が変化していくような図となっている. 現実に被験者の動ける範囲を考えた場合, このような守備範囲になることは物理的に不可能である.

図 5(b)(c) は被験者を中心にレセプションの成功率が高く, 遠ざかるほど成功率が下がっていくようになっており, 感覚的には正しい. また, 図 4 の z-y 平面プロットにあらわれているような被験者の前方にいくほど下方でレセプションを行う特性も表現できている. (b) に比べると (c) は圧縮されたような守備範囲となっているが, (b) と (c) のどちらが被験者の守備範囲の真の値に近いのかは評価方法

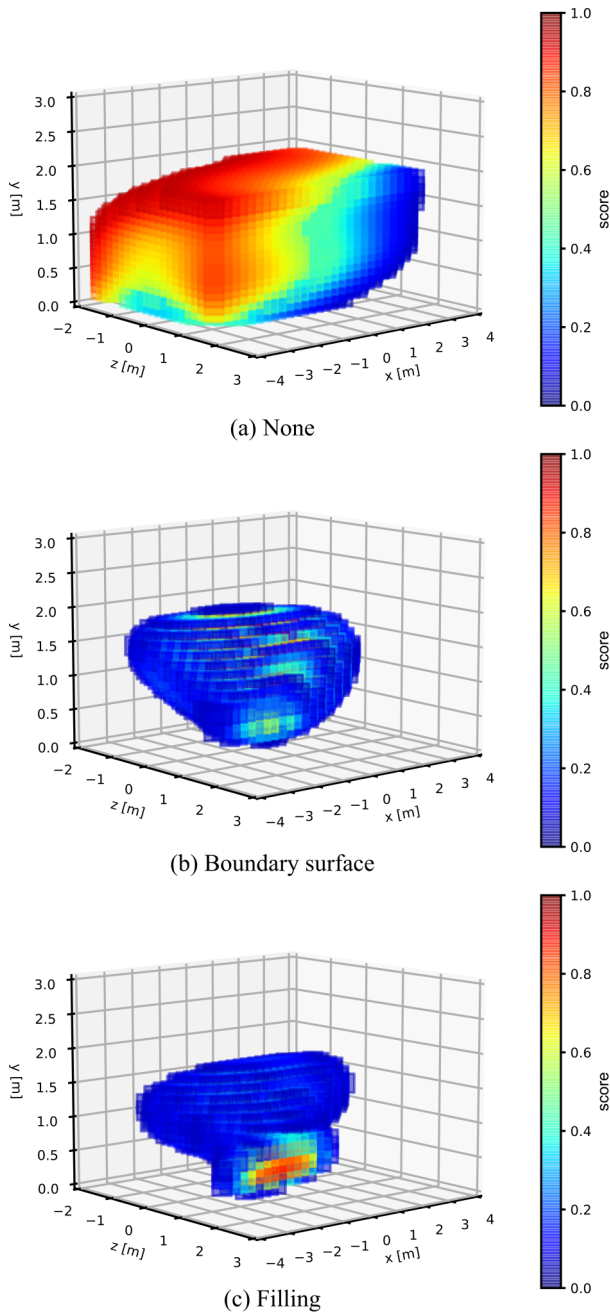


図 5 失敗の事前分布有無の比較(被験者 C, 次数=3). ロジスティック回帰の出力値 0.95 以上と 0.05 未満は表示を消してある.
Fig. 5 Comparison of with and without prior distribution of failures (Person C, degree:3). Logistic regression output values greater than 0.95 and less than 0.05 have been suppressed.

を確立してから検証する必要がある。

図 6 は被験者 C の守備範囲の推定を例に、ロジスティック回帰の多項式の次数による違いを比較した図である。次数=3 のときの図は図 5(a) を参照されたい。次数=5 以上は省略した。被験者の中心から離れた場合の制約条件がないため、次数=2 や 3 の場合は空間全体を使って成功率の変化を表現してしまう。また、次数=4 以上になると守備範

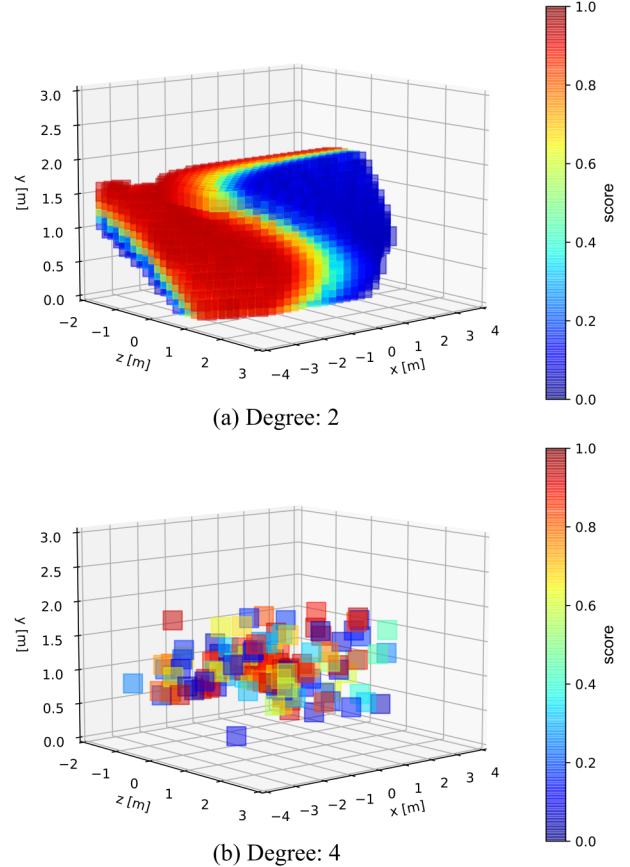


図 6 験者 C の多項式の次数の比較(被験者 C, 事前分布なし). ロジスティック回帰の出力値 0.95 以上と 0.05 未満は表示を消してある.

Fig. 6 Comparison of polynomial degrees (Person C, prior dist.:None). Logistic regression output values greater than 0.95 and less than 0.05 have been suppressed.

囲の変化の表現力は増すが、人間が守備範囲の解釈することが非常に難しい成功率の分布となっている。ただし、人間にとっては解釈が難しいだけであり、本結果を否定するものではない。つまり、実際の人間の特性として空間上の成功率は非連続的な、もしくは非常に変化の周期が細かい変化となっている可能性は否定できない。

以上のように、評価方法を確立する必要はあるが、3.1 項で言及したレセプションの仮説に近い守備範囲が図 5(b)(c) のように得られたと考えられる。

今後の課題としては守備範囲の評価方法の確立が必要である。現在は分類問題として評価しているが、分類問題ではなく回帰問題とすることで守備範囲の評価を正しく行える可能性がある。また、レセプションデータの個数を倍増させることは容易ではないが、対象とする被験者数とレセプションの回数を増やしていきたい。実際の試合映像からレセプションを抽出できれば、わざわざ被験者実験の場を設けずともデータ個数を増やすことも可能となる。

6. おわりに

本稿では、バレーボールのレセプションを題材に、レセプション能力の可視化を行う方法論について検討した。提案手法によりレセプションの守備範囲の推定を行ったところ、正解率で約0.7となる結果もあったが、守備範囲の推定結果を図示してみると必ずしも正解率の高さが現実の守備範囲をあらわすものではないことがわかった。また、提案手法による事前分布の与え方により、守備範囲の推定結果が変化することも明らかとなった。

今後は、レセプションデータの個数を増やすとともに守備範囲推定の一般化モデルの作成に取り組んでいきたい。また、守備範囲の推定結果を被験者にフィードバックすることで被験者の能力がどのように変化していくのか調査していきたい。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 JP22K18012 の助成

を受けたものである。

参考文献

- [1] 吉田 康成, 西 博史, 福田 隆, 遠藤 俊郎, 橋原 孝博: バレーボールのブロック技術に関する研究, バレーボール研究, Vol.17, No.1, pp.28-36 (2015).
- [2] 永田 聡典, 山本 大輔, 梅崎 さゆり, 中原 貴典, 長嶺 健, 勝俣 康之: 踏み切り脚のつま先を内に向けるスパイクジャンプ指導再考の可能性, バレーボール研究, Vol.20, No.1, pp.8-15 (2018).
- [3] 古田 久: 大学バレーボール選手のレセプションにおける予測技能, バレーボール研究, Vol.20, No.1, pp.1-7 (2018).
- [4] 吉田 敏明: バレーボールにおけるサーブレシーブフォーメーションの変更に関する研究, スポーツ運動学研究, Vol.9, pp.29-41 (1996).
- [5] Paulo Ana, Zaal Frank T. J. M., Fonseca Sofia, Araújo Duarte: Predicting Volleyball Serve-Reception, Frontiers in Psychology, Vol.7 (2016)
- [6] DataProject, Data Volley, <http://unlimited.volleyball.ne.jp/data-volley/data-volley4/> (2022.08.06).