

バレーボールのサーブレシーブの守備範囲推定・表示システムの構築

生産システム工学専攻 樋口 好彦, 指導教員 江崎 修央

Construction of Defense Range Estimation and Display System of Volleyball Service Reception

Yoshihiko HIGUCHI, Nobuo EZAKI

Advanced Course of Production System Engineering, National Institute of Technology, Toba College

1. はじめに

バレーボール競技においてデータを戦略的に活用した試合や練習が成果を上げてきている。しかし、データバレーを主流としているのはプロの選手や強豪校である大学のチームや一部の高校だけである。多くのチームではデータバレーの導入は遅れており、顧問やコーチの経験則による練習が行われている。顧問やコーチは言葉やジェスチャーを用いて選手に指導するが、非経験者の選手は自分がどういった動きができていのか理解しにくい為、伝わりにくいという問題がある。サーブレシーブにおいては特に、選手一人一人が得意な球種、苦手な球種を明確に理解していない為、効率の良い練習ができていない。

また、バレーボール競技においてサーブやスパイクなど何種類もの運動課題があるが、サーブレシーブは相手のサービスエースを防ぐ働きもあり、セットとアタックにつなげる為の重要な動作であるといえる[1]。

本研究では、サーブレシーブの守備範囲を可視化することで、レシーバーが自分の得意な球種や苦手な球種を一目で理解でき、苦手な球種に対して改善案を考え、効率よく練習することを目的とする。

本稿では、レシーバーの守備範囲を AR 化し、自身の守備範囲について理解できることを目的としている。バレーボール部員にサーブレシーブを行ってもらい、動画を撮影する。撮影した動画からボールの座標を求める。その他にサーブをしてからレシーバーがボールに触れるまでの時間を計測するために俯瞰カメラを使用する。成功・失敗の判断には判定基準を用いる。ボールの座標、サーブ時からレシーブ時までの時間、成功・失敗の結果を用いてプログラムでロジスティック回帰分析を行う。そして、

ボールの座標とロジスティック回帰の値を用いて AR 化を行い、守備範囲の可視化の有意性を示す。

2. 関連研究

サーブレシーブパフォーマンスと視覚的能力の関係性について提示した研究[2]では、サーブレシーブの良さの評価を行っている。方法としては評価基準を定め、長期間のバレーボール競技歴を持つ3名の評価者が評価基準に従って4段階で評価している。評価者によって評価が一致しなかった場合は、2名の一致が認められたものを採用することとしている。評価方法の問題点として、選手の判断で評価しているため一貫性のある評価をすることができない。本研究は判定基準を定めてサーブレシーブの成功・失敗の判断を行う。

バレーボールの非熟練者と熟練者の運動の比較を行い、熟練の要因を明らかにする研究[3]では、いくつかの要因が示唆された。熟達するには、始動のタイミングを指摘することやクロスステップ動作の重要性に着目することが重要である。

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[4]では、5人W型から5人逆W型のフォーメーションに変更した。その結果、よくなったという結果は得られなかった。原因として個人によって前衛が苦手などの問題が挙げられた。

サーブの落下地点とサーブレシーブの成功率に関する研究[5]では、6チーム全30試合の結果からサーブレシーブの成功率の悪い範囲を見出した。しかし、この研究では一つのチームの成功率の悪い範囲を明確に見出すことは出来ない為、守備力の向上には適していない。

本研究では、守備範囲の推定・表示を行うこと

で自身の得意，苦手な位置を理解できるため，苦手な位置に対しての始動のタイミングを速くすることも可能であると考えられる。さらに，個人の守備範囲を見てフォーメーションを組み合わせることもでき，チームの守備力向上にも関連すると考えられる。

3. 実験方法

本研究の実験では，レシーバーとして本校の男子バレーボール部員 2 人と非経験者 1 人を対象者とした。初めに図 1 のようにカメラを配置し，240fps のスローモーション撮影で動画を撮影する。カメラには iPhone8 と iPhone11 を使用した。カメラ 2 台の映像からコート上の 3 次元座標を計算してレシーブ地点をデータとして取得する。3 次元座標計算用のカメラの他にサーバーとレシーバーが映るように俯瞰カメラを用意した。俯瞰カメラはサーブをしてからレシーバーがボールに触れるまでの時間を計測するために使用した。レシーブしたボールの成功・失敗の判断は判定基準に従った。次に，撮影した動画から yolo[6] を用いてボールコンタクト時のボールのカメラ座標を求め，2 方向からのカメラ座標から 3 次元座標を求めた。

ボールの座標，サーブ時からレシーブ時までの時間，成功・失敗の結果を用いてプログラムでロジスティック回帰分析を行った。そして，ボールの座標とロジスティック回帰の値を用いて AR 化を行い，守備範囲の可視化を行った。

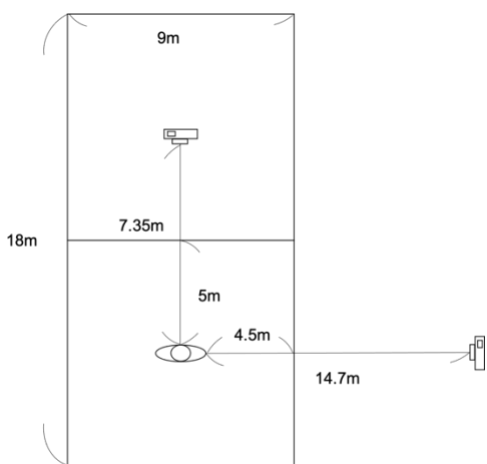


図 1 撮影の外観図

3.1. 判定基準

本研究ではレシーブしたボールの成功・失敗を見分ける必要がある。

判定基準として図 2 のようにレシーブ成功の高さと落下地点を定める。基準となる高さはネットの高さとする。セッターがいると仮定した場合，セッター位置から前後左右に一歩動いた範囲を想定する。センターライン中央を中心に自コート側の 3 方向に 2m の距離を基準の落下地点とする。これら二つの条件が揃った場合を成功とする。今回の実験ではこれらの条件が満たされているかの判断は目視で行った。

以上の条件は，セッターとアタッカーがセット・アタックを組み立てるための十分なセット位置や準備時間を確保することができることから，レシーブが成功しているといえる。

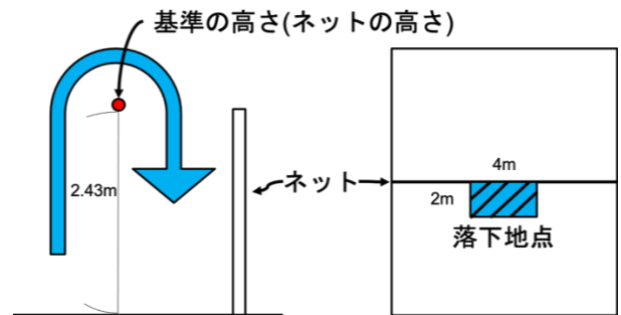


図 2 成功・失敗の判断基準

3.2. ロジスティック回帰による守備範囲の推定

ロジスティック回帰とは関数の出力値を 0~1 の間にすることができる線形回帰モデルである。

ロジスティック回帰の出力値 P ，レシーブしたときのボールの座標 $x, y, z[m]$ ，サーブ時からレシーブ時までの時間 $t[s]$ としたとき，(1)式が成り立つように係数 θ と定数項 b を求めることが本研究での回帰モデルの基本となる。

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(\theta_1 x + \theta_2 y + \theta_3 z + \theta_4 t + b)}} \quad (1)$$

変数行列 $\mathbf{X} = (x \ y \ z \ t \ x^2 \ y^2 \ z^2 \ t^2 \ x^3 \ y^3 \ z^3 \ t^3 \ xy \ xz \ xt \dots)^T$ のように 3 次までの多項式と交互作用項，それぞれの項に対応する係数行列 $\theta = (\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \dots)$ として(1)式を(2)式のように拡張した。

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(\theta \mathbf{X} + b)}} \quad (2)$$

係数行列 θ と定数項 b は機械学習ライブラリ scikitlearn の機能を用いて決定した。

4. 守備範囲の AR 化

レシーブコンタクト時のボールの座標とロジスティック回帰の値から守備範囲を AR 化し、オクルージョン機能搭載の iPhone11 で表示した。オクルージョン機能とは、カメラ上の実在の物体と AR の物体の位置関係を考慮し、AR の物体が実在の物体に隠れる場合はそのように表示を変更する機能である。図 2 のように AR 化することで自分の守備範囲を確認しやすい形になった。

非経験者に指導する際にロジスティック回帰を用いて自身の得意・苦手な位置を色分けした。そうすることで大まかな位置ではなく、正確なボールの位置を見せながら指導し、伝えやすくなると考えられる。



図 3 AR 表示の実行画面例

5. 結果と考察

5.1. 被験者のレシーブの特徴

本実験ではレシーブした際、オーバーハンドかアンダーハンドでの成功・失敗のデータを取得した。xy, xz, yz 平面で分けたデータを図 4, 図 5, 図 6 に示す。被験者 A と B が経験者、被験者 C が非経験者である。

被験者 A の場合は真ん中付近を境に分かれた結果が出た。他の被験者に比べてオーバーハンドの回数が多いことがわかった。被験者 A は後方のボールに対して後ろに下がらず、オーバーハンドで捕球しているからと考えられる。

被験者 B の場合はオーバーハンドがほとんどなく、どの位置に対してもアンダーハンドを使用していることがわかった。

被験者 C の場合は真ん中付近を境に分かれた結果が出た。オーバーハンドは高い位置に対してのみ使われており、アンダーハンドで捕れる球に対しては後ろに下がって捕球していることがわかった。

このように被験者毎でレシーブの際の特徴があることがわかった。

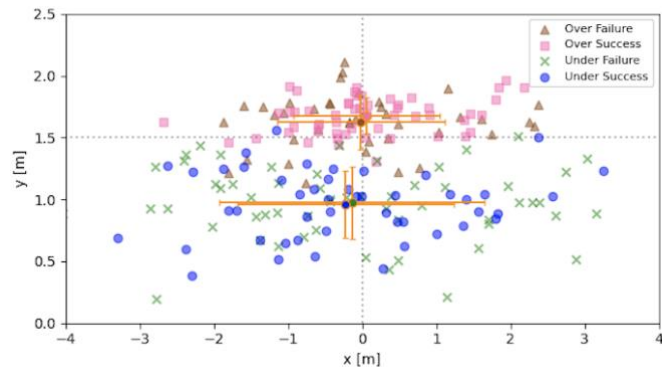


図 4.1 被験者 A の xy 平面のデータ

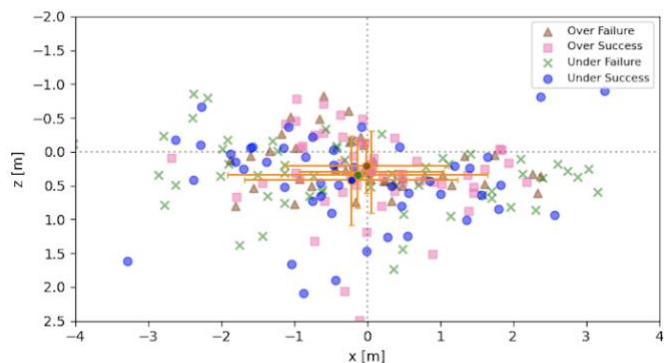


図 4.2 被験者 A の xz 平面のデータ

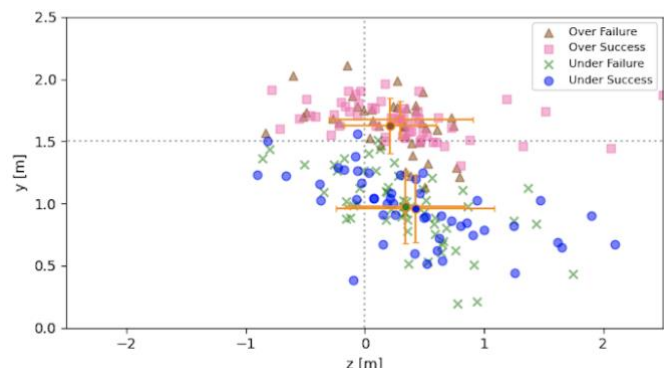


図 4.3 被験者 A の zy 平面のデータ

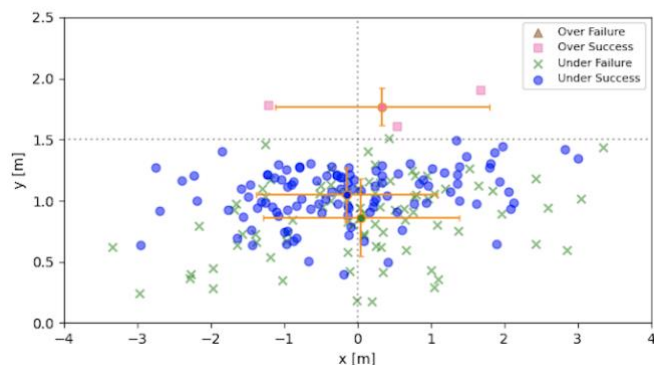


図 5.1 被験者 B の xy 平面のデータ

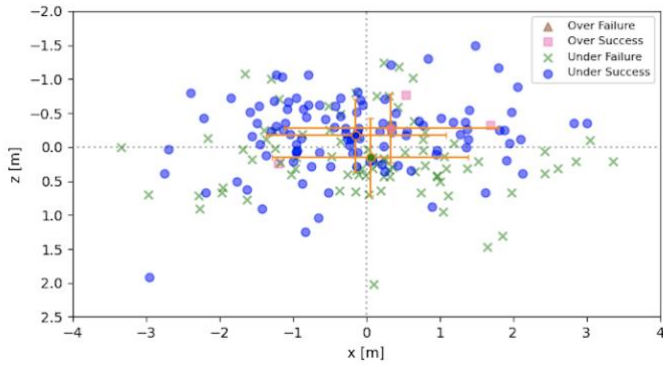


図 5.2 被験者 B の xz 平面のデータ

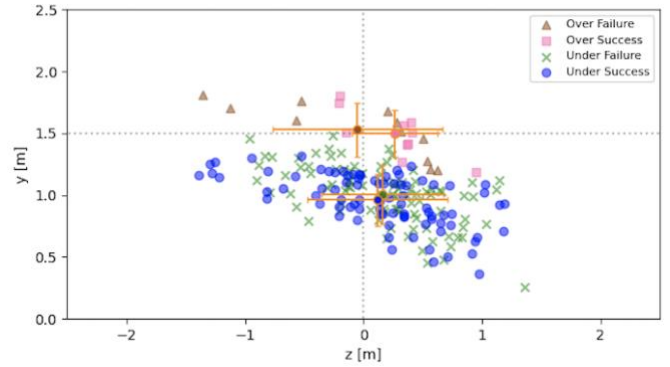


図 6.3 被験者 C の zy 平面のデータ

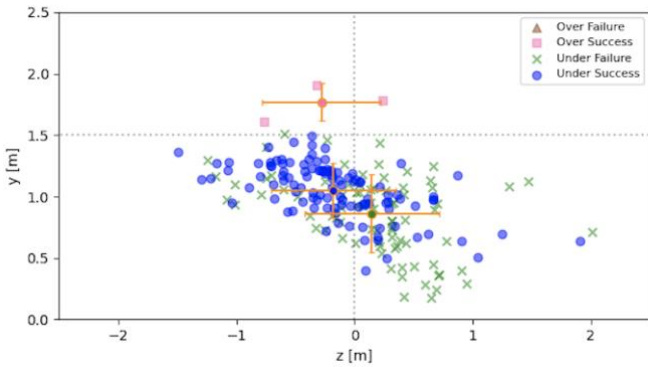


図 5.3 被験者 B の zy 平面のデータ

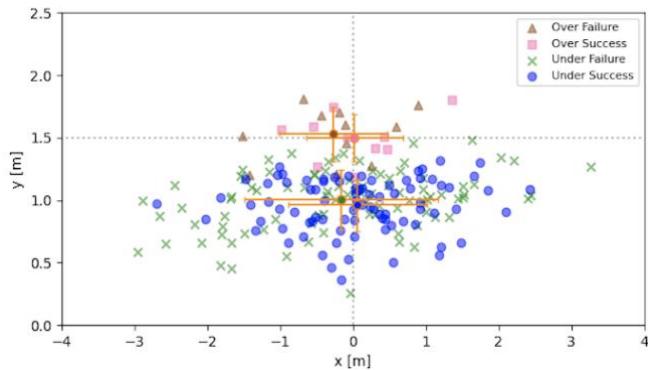


図 6.1 被験者 C の xy 平面のデータ

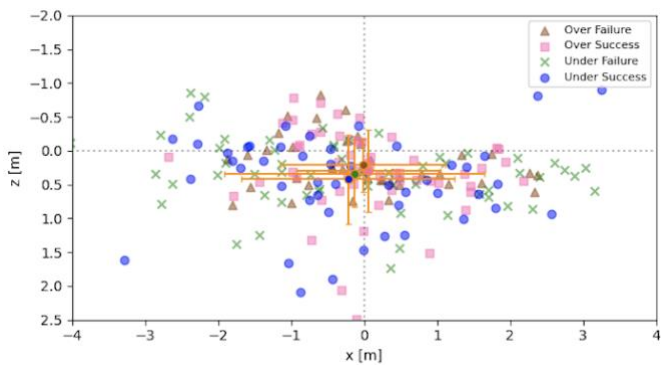


図 6.2 被験者 C の xz 平面のデータ

5.2. ロジスティック回帰の評価

ロジスティック回帰の妥当性を検証する実験を行った。回帰モデルの学習とテストに使用したサブレシーブのデータ数は表 1 のとおりである。

表 1 サブレシーブのデータ数

被験者	学習		テスト	
	成功	失敗	成功	失敗
A	51	48	52	48
B	57	41	56	42
C	48	51	49	51

本研究で使用する評価指標は AUC とする。AUC は曲線の下側の面積の大きさを分類予測を評価する指標である。面積は 0 から 1 の範囲で変動し、AUC が大きいほど優れた予測だといえる。被験者毎の AUC を図 7, 図 8, 図 9 に示す。被験者 A は AUC=0.625, 被験者 B は AUC=0.661, 被験者 C は AUC=0.609 という結果が出た。これらの結果はあまり良い結果とはいえないが、サブレシーブの成功・失敗自体が確率的に生成される行為であるため、ロジスティック回帰のように確率的な値が出力される回帰モデルはサブレシーブの守備範囲予測に適していると考えられる。

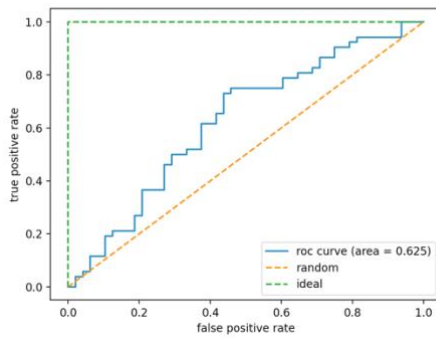


図 7 被験者 A の AUC

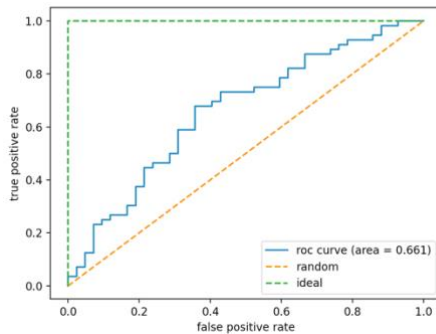


図 8 被験者 B の AUC

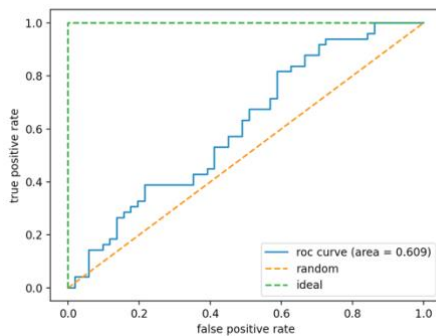


図 9 被験者 C の AUC

5.3.守備範囲の可視化

バレーボール経験者 2 人と非経験者 1 人に表 1 のデータ数のサブレンジを成功・失敗に区別し、守備範囲の可視化を行った。実際のレンジ地点を図 10.1, 図 11.1, 図 12.1 に示し、ロジスティック回帰を用いた守備範囲推定を図 10.2, 図 11.2, 図 12.2 に示す。実際のレンジ地点の図では、赤が成功、青が失敗をあらわす。守備範囲推定の図では、スコアが 1 に近いほど成功する確率が高いことをあらわす。

被験者 A の場合は図 10.1 を見ると定位置から右側のボールに対して成功が多いことがわかる。しかし、左側のボールと前方のボールに対しては失敗していることがわかる。このことか

ら被験者 A の得意な位置は定位置から右側であり、苦手な位置は定位置から左側と前方であることがわかった。図 10.2 を見ると広い範囲で推定結果が出た。定位置より右後方が成功すると予測し、左側と前方は失敗と予測された。これらの結果から守備範囲の推定はできているといえる。

被験者 B の場合は図 11.1 を見ると全体的に成功が多く見られるため、被験者 B は守備範囲が広いことがわかる。しかし、後方に対しては失敗が多く見られた。このことから被験者 B の苦手な位置は定位置から後方であることがわかった。図 11.2 を見ると前方から左右は成功と予測しているが後方は失敗と予測された。これらの結果から守備範囲の推定はできているといえる。

被験者 C の場合は図 12.1 を見ると定位置から近くの範囲に対しては成功が多いが、距離が遠くなるごとに失敗していることがわかった。さらに前方の位置に対しては失敗が多く見られた。このことから被験者 C の得意な位置は定位置付近であり、苦手な位置は定位置から離れた位置であることがわかった。図 12.2 を見ると定位置付近を成功と予測し、距離が離れるにつれて失敗と予測している。これらの結果から守備範囲の推定はできていると考えられる。

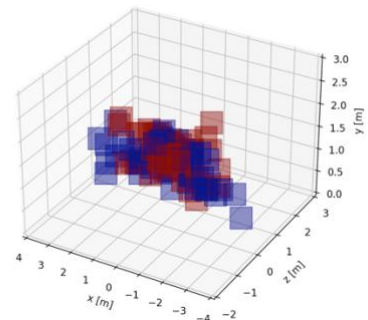


図 10.1 被験者 A の実際のレンジ地点

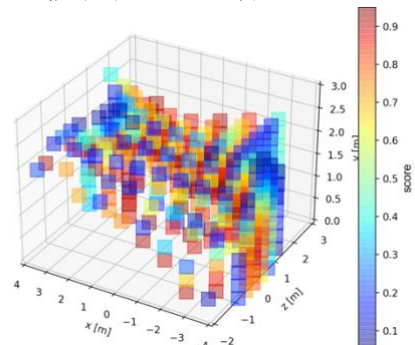


図 10.2 被験者 A の守備範囲推定

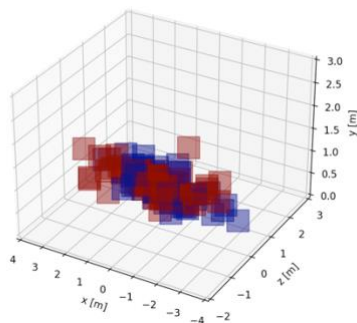


図 11.1 被験者 B の実際のレシーブ地点

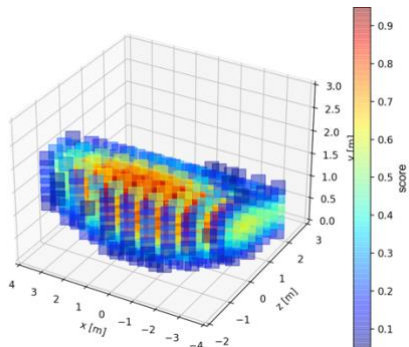


図 11.2 被験者 B の守備範囲推定

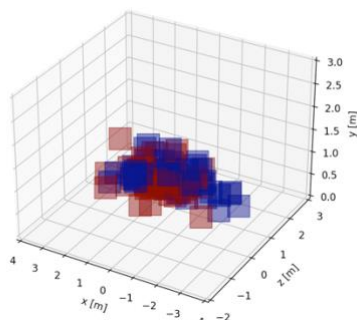


図 12.1 被験者 C の実際のレシーブ地点

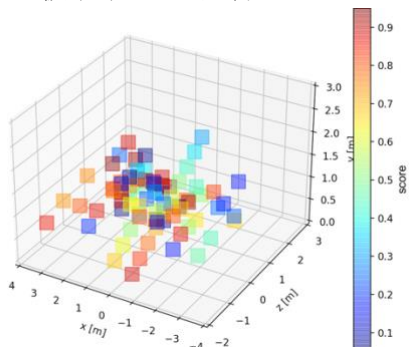


図 12.2 被験者 C の守備範囲推定

6. おわりに

本研究では、動画を撮影し、経験者 2 人と非経験者 1 人の約 200 球分のサーブレシーブから守備範囲の推定と AR アプリとして守備範囲の可視化を行った。

今回の実験では約 200 球分のデータだったが、データ数を増やすことで守備範囲がより正確

に推定できると考えられる。さらに、ロジスティック回帰分析の際に説明変数として使用したのはレシーブ時のボールの x 座標と y 座標と z 座標とサーブ時からレシーブ時までの時間の 4 種類だったが、被験者の動作に関する説明変数を増やすことでより正確な守備範囲が推定できると考えられる。

今後の計画としてはバレーボール部員 8 人にサーブレシーブを行ってもらい、データを取得することを考えている。そして、本システムを用いることで被験者は上達するのか対照実験を行うことを考えている。

文 献

- [1] 古田 久:バレーボールのサーブレシーブにおける予測トレーニングに関する予備的研究.埼玉大学教育学部, 埼玉大学紀要(教育学部),58(2):101-107 2009
- [2] 古田 久・梶山俊仁・黒川隆志:バレーボールのサーブレシーブパフォーマンスと視覚的能力の関係-大学選手を対象とした再検討-.広島大学大学院教育学研究科紀要 第二部(55):319-324 2007
- [3] 浅井憲一・大神訓章:バレーボールの左右移動にいける熟練の要因に関する運動的考察.山形大学紀要 教育科学. 2001, vol. 12, p. 47-58.
- [4] 吉田敏朗: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-5 人 W 型及び 4 人 N 型から 5 人逆 W 型への移行-.東京学芸大学, スポーツ運動学研究 9:29~41 1996
- [5] 藤原 徹:バレーボールのゲーム分析-サーブの落下地点とサーブレシーブの成功率に関する研究-.仙台大学紀要 第 19 集:15-21 1987
- [6] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi. YouOnlyLookOnce: Unified, Real-Time Object Detection. arXiv:1506.02640[cs.CV].