

## 機械学習と GPS 等の計測データを用いたスクラムのプレー推定手法の改良 Improvement of Rugby Play Prediction System Using Measurement Data such as GPS and Machine Learning

岡田祥吾<sup>†</sup> 山本隼年<sup>‡</sup> 西浦良太<sup>†</sup> 木村共孝<sup>\*</sup> 土屋誠司<sup>\*</sup> 渡部広一<sup>\*</sup>  
Shogo Okada Hayato Yamamoto Ryota Nishiura Tomotaka Kimura Seiji Tsuchiya Hirokazu Watabe

### 1. はじめに

昨今、スポーツ分野でチームパフォーマンス向上を実現するためにデータ駆動のアプローチが注目されている。特に GPS などの測位システムを使用して選手の動きを計測し、そのデジタルデータを分析することで、戦略分析やスポーツ傷害予防が進んでいる<sup>[1]</sup>。しかし、従来の方法では多くの選手を指導する中で個別のプレー分析が困難であり、オーバーワークや怪我のリスクにつながる可能性がある。

この課題に対応するため、本研究では GNSS や加速度センサなどの計測データと機械学習を用いて、ラグビーのプレー推定システムを構築し、リアルタイムに試合中の選手のプレー情報をコーチ陣に提供することを目指す。

提案手法では、GNSS・加速度データを基に、ラグビー特有のプレー知識を反映させた 2 段階の分類手法によってスクラムの発生を推定するものであり、1 チーム 15 人全員のデータを活用することで高精度な推定を可能にする。スクラムは、複数の選手が密集し激しい身体的接触を伴うプレーであり、選手への身体的負荷が大きい。その発生タイミングをリアルタイムに把握できれば、選手交代やけが予防といった戦術的判断に役立つと期待される。

### 2. 関連技術・知識

#### 2.1. ラグビー

ラグビーは、チームスポーツの一種で、楕円形のボールを奪い合って、相手チームのインゴールに運ぶ競技である。縦 94m~100m、横 68m~70m とほぼサッカーと同等なサイズのフィールドを使用し、前半 40 分、後半 40 分の計 80 分で勝敗を競う。チームは、15 人で構成されており、本研究では 15 人全員のデータを用いる。

#### 2.2. GPS ユニット

GPS 信号を受信し、位置情報や速度情報を計測するためのデバイスである。航空機、ウェアラブルデバイス、スポーツ用具など様々な分野で活用されている<sup>[2]</sup>。スポーツ現場での GPS ユニットの使用は、主に試合や試合中のパフォーマンス評価や運動量や運動強度などの運動負荷の計測を目的としている。

#### 2.3. GNSS

GPS、GLONASS、Galileo、BeiDou、QZSS などを含む全地球航法衛生システムの総称で、衛星の電波を受信して位置情報や時刻を取得することが主な機能である。

#### 2.4. ランダムフォレスト

複数のランダムに構築された決定木を組み合わせ、分類や回帰の問題を解決するアンサンブル学習法である。これにより、過学習を抑制し、安定した予測性能を得ることができる。

#### 2.5. ハーバーサイン公式

球面上の 2 点間の最短距離を計算するための数学的公式である。この公式は以下の式(1)ように表される。

$$2r \cdot \arcsin \left( \sqrt{\sin^2\left(\frac{\Delta\text{緯度}}{2}\right) + \cos(\text{緯度}_1) \cdot \cos(\text{緯度}_2) \cdot \sin^2\left(\frac{\Delta\text{経度}}{2}\right)} \right) \quad (1)$$

ここで、

$$\Delta\text{緯度} = \text{緯度}_2 - \text{緯度}_1, \quad \Delta\text{経度} = \text{経度}_2 - \text{経度}_1$$

$$r = \text{地球の半径 (通常 6371km)}$$

### 3. 提案手法

#### 3.1. 概要

本研究では、ラグビーにおいて特に身体的負荷の大きいプレーであるスクラムを自動的に検出することを目的とした手法を提案する。スクラムの発生をリアルタイムで把握できれば、選手のけが予防や戦術的な選手交代の判断に活用できると期待される。

提案手法では、プロチームの試合から得られた GPS および加速度計のセンサデータを用い、身体的接触を伴うプレー（例：スクラム、タックル、モールなど、以下「コンタクト関連プレー」）とそれ以外のプレー（以下「非コンタクト関連プレー」）を識別した上で、スクラムに特有な「複数選手の密集」という特徴を捉えることで、スクラムを推定する。

このような処理の流れは、後述する「2 段階分類」によって実現しており、そのフローを以下の図 1 に示す。

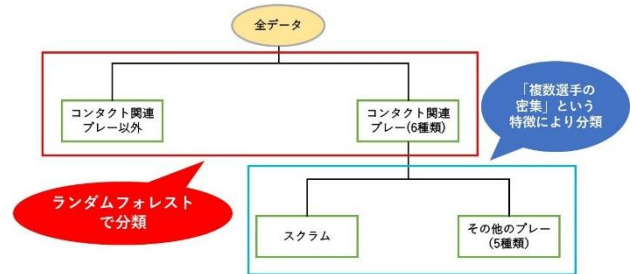


図 1 提案手法のフロー

#### 3.2. 使用したデータ

プロラグビーチームの試合において取得された GNSS (10Hz) および加速度計 (100Hz) のデータを使用した。コーチが手作業でプレーのラベル付けを行ったデータであり、1 試合 80 分のうち前半 40 分のみを抽出して、これを 4 試合分用いて時系列データとして分析を行った。

#### 3.3. データの前処理

本研究で扱う時系列データは、GNSS から得られる速度、加速度、緯度、経度の 4 変数加速度センサによる前後・左右・上下方向の加速度の 3 変数、さらにジャイロセンサによる Roll・Pitch・Yaw の 3 軸の角速度の計 9 変数から構成されている。これらのデータを 1 秒ごとに区切り、各区間の平均値を算出することで、スクラム推定に適した形式へと整形した。

#### 3.4. 2 段階分類

提案手法では、スクラムを推定するために 2 段階の分類処理を行う。まず、ランダムフォレストモデルを用いて、すべての時間におけるプレーを「コンタクト関連プレー」と「非コンタクトプレー」に分類する。その後、

<sup>†</sup>同志社大学大学院理工学研究科

<sup>‡</sup>流通科学大学人間社会学部人間健康学科

<sup>\*</sup>同志社大学理工学部インテリジェント情報工学科

コンタクト関連プレーと判断された区間について、スクラムかそれ以外のコンタクトプレーかを識別する。

スクラムは、各チーム 8 人ずつが一定のフォーメーションで密集するという特徴があるため、この段階では選手間の距離に着目して分類を行う。全 15 選手から、実際のスクラム時に隣接する 13 ペアを定義し、GNSS の緯度・経度データからハーバーサイン公式を用いて各ペアの距離を算出した。基準値は、4 試合の前半に発生したスクラムのデータから各ペアの平均距離と分散を基に決定している。

最終的に、1 秒ごとに各ペアが基準値を満たしているかを判定し、6 ペア以上が基準値以下の距離となった場合に、その時間帯をスクラムと推定する。

### 3.5. ラベルの補完と結合

図 2 のようにスクラムの後に、スクラムではないプレー (Nan) が続き、次にスクラムかつ、その間が 15 秒以内であればその Nan をスクラムとみなし補完する。その後、図 3 のように Nan が 15 秒より長い場合、それまでのスクラムを 1 かたまりとし、結合する。これは、プレーを点ではなく、グループでわかるようにし、スクラムの起こった時刻や回数を把握し評価をしやすいするためである。評価では、図 4 のように、実際にスクラムが起きた真値と、補完と結合をした予測値とを比べて、真値と予測値のズレが 15 秒以内であれば正解とみなす。

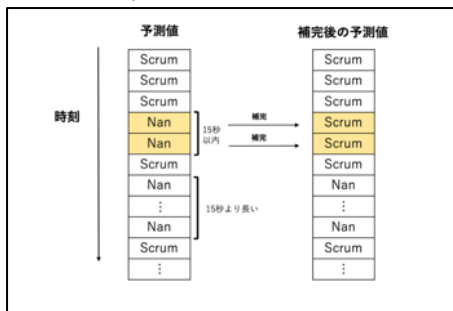


図 2 ラベルの補完

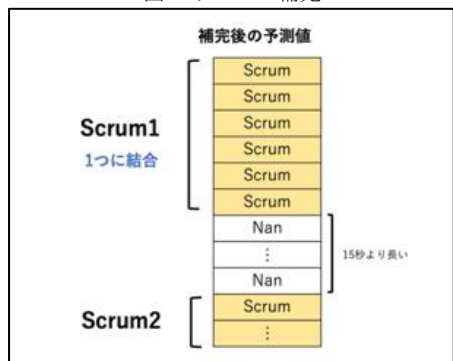


図 3 ラベルの結合

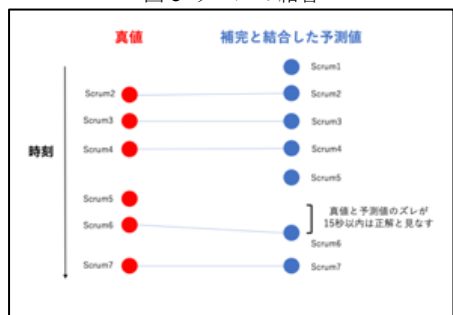


図 4 ラベルの評価方法

## 4. 評価

評価手法として Leave-one-out 交差検証を用いて、適合率、再現率、F1 値を得る。

提案手法におけるモデルの性能を検証するため、3 つの手法と比較評価を行った。

1 つ目は、1 人の選手のデータのみを用いた手法である。これは、ラグビーのスクラムにおける知識を使用しない手法であり、本研究のように全 15 人のデータを活用した場合と比較して検証することを目的としている。

2 つ目は、その 1 人の選手のデータのみの結果 (以下、「1 人の結果」) と 15 人の選手のデータの結果 (以下、「15 人の結果」) を組み合わせて、どちらかがスクラムと判定したら最終的にスクラムと判定する OR、3 つ目は、両方がスクラムと判定したら最終的にスクラムと判定する AND である。

## 5. 結果と考察

提案手法と比較対象の比較評価を行った。結果を図 5 に示す。左から F1 値が高い順に結果を表したものである。モデルの初期値によって結果が変わってしまうため、モデルの初期値はランダムに 100 回とってきた結果で作成している。15 人の結果の F1 値平均が 0.81 と最も高く、次に AND、1 人の結果、OR の順となった。

提案手法の精度をさらに向上させるには、スクラムと他のプレーをより的確に区別できるように、使用する特徴量を増やすことに加え、スクラムと判定する際のアルゴリズム自体を再検討する必要がある。たとえば現在は、一定の基準を満たすペアが 6 組以上同時に存在する場合にスクラムと判断しているが、今後は 8 人の重心位置を算出し、その範囲内に全員が収まるかどうかに基づいてスクラムを判定する手法なども検討していく。

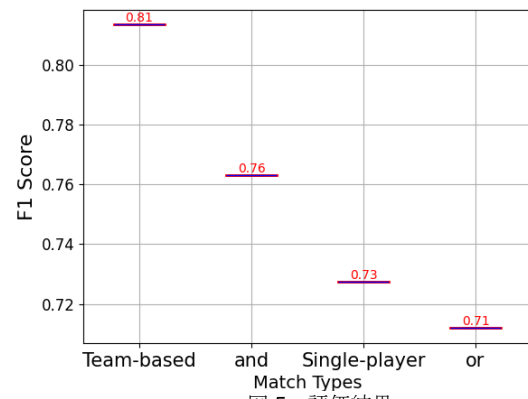


図 5 評価結果

## 6. おわりに

本研究では、機械学習と GPS 等の計測データを用いて、ラグビーにおけるスクラムを推定する手法を提案した。2 段階分類の第 2 段階としてペア間の距離に基づいて判定を行うモデルを用いた結果、約 8 割の精度を達成したが、誤検出が 6 件、見逃しが 5 件であり、実用化にはまだ課題が残る。両者をそれぞれ 2 件程度に抑えることで、現場での活用に耐える精度になると考えられる。そのため、今後は、姿勢情報の追加や、スクラム時の 8 人の重心位置を用いた手法の導入により、さらなる精度向上が期待される。

### 参考文献

- [1] Arnaldi N., Mattiussi F., Marcialis G., "Trends supporting the in-field use of wearable inertial sensors for sport performance evaluation: A systematic review", *Sensors*, Vol.18, No.3 (2018).
- [2] Varley M. C., Gregson W., "Validity and reliability of GPS devices for measuring movement in sports: A systematic review," *Sports Medicine*, Vol.48, No.2 (2018).