

機械学習を用いたイベント予測に基づく
ハンドボールのチーム守備評価

小林蓮（名古屋大学），藤井慶輔*（名古屋大学）

* fujii@i.nagoya-u.ac.jp

抄録

ハンドボールは、各7人の2チームがボールを手で扱い、相手ゴールへの得点を競う世界的に人気のあるチームスポーツである。近年、スポーツ分析の進展により、選手のパフォーマンスを定量的に評価する手法が多く競技で開発されているが、ハンドボールにおける守備評価手法は十分に確立されていない。本研究では、従来の単純な指標では捉えきれなかった守備行動の多様性と複雑性を評価するため、トラッキングデータとイベントデータを活用し、ハンドボールの守備パフォーマンスを定量的に評価する新たな指標 H-VDEP (Valuing Defense by Estimating Probabilities in Handball) を提案する。本手法は、サッカーの VDEP フレームワークを基にハンドボールの特性に適応させ、ファウル、速攻、失点といった主要な要素を統合し、より包括的な守備評価を可能にする。本研究では、ドイツ・ブンデスリーガの5試合のトラッキングデータを用いて、選手の位置、速度、ボール関連の指標を含む81の特徴量を入力とした、各守備側面に対する予測モデルを開発した。予測モデルとして CatBoost を採用し、Optuna による再帰的特徴量選択を用いて入力特徴量を最適化した。ドイツ・ブンデスリーガの試合データを用いた性能評価において、F1 スコアは失点予測で 0.379 ± 0.145 、ファウル予測で 0.159 ± 0.151 、速攻予測で 0.153 ± 0.146 を達成した。次に、H-VDEP の有効性を、定量的および定性的な評価の両面から検証した。定量評価では実際の試合結果との比較分析を、定性評価では個別の守備プレーの詳細な分析を実施した。個別プレー分析では、守備の成功・失敗事例を取り上げ、H-VDEP スコアとの関連を詳細に検討した。具体的には、高評価から低評価まで様々なスコアが付与された守備の成功例や失敗例を

分析し、本モデルが守備状況を適切に評価できているか検証を行った。実験に使用したコードは以下のページで全て公開している (<https://github.com/sflren6741/h-vdep>)。本研究は、守備評価の定量的フレームワークを提供することでハンドボール分析の可能性を拡張し、戦術的意思決定や選手育成戦略に影響を与える可能性がある。

目次

抄録	iii
第1章 序論	1
1.1 スポーツ分析の歴史的変遷	1
1.2 機械学習時代のスポーツ分析	2
1.3 スポーツ分析の多様化と専門化	2
1.4 本研究の目的と意義	3
第2章 関連研究	5
2.1 集団スポーツにおける機械学習を用いた分析	5
2.2 集団スポーツにおける深層学習を用いた分析	6
2.3 ハンドボールの機械学習を用いた分析の関連研究	7
第3章 提案手法 H-VDEP	9
3.1 データの前処理と特徴量の作成	9
3.1.1 データの前処理	9
3.1.2 特徴量計算	10
3.1.3 特徴量選択	10
3.2 イベント予測	10
3.3 守備評価指標の算出	11

3.3.1	指標の定義	11
3.3.2	各目的変数の定義	11
	ファウル	11
	速攻	11
	失点	12
3.3.3	重み付け係数の設定	12
	ファウル確率の重み付け	12
	速攻確率の重み付け	14
	失点確率の重み付け	14
第 4 章	評価実験	15
4.1	データセット	15
4.1.1	データの種類	15
4.1.2	欠損値の処理	16
4.2	分類器の検証	16
4.2.1	特徴量選択手法の比較	16
4.2.2	特徴量の重要度	17
4.3	評価手法の検証	21
4.3.1	個別シーン分析	21
4.3.2	チーム評価	24
	各イベント予測確率と失点数の関係	24
	各イベント予測確率とシーズン特徴の関係	25
第 5 章	結論	29
5.1	本研究の成果	29
5.2	今後の研究展望	30

参考文献

第1章 序論

近年、スポーツ科学における研究は、テクノロジーの進歩と機械学習技術の発展により、急速に進化を遂げている。特に、集団スポーツの分析においては、データサイエンスとスポーツ科学の融合により、これまでにない深い洞察と定量的な評価が可能となってきた。本研究は、このような背景の下、ハンドボールにおける守備評価の新たな手法を提案するものである。

1.1 スポーツ分析の歴史的変遷

スポーツ研究における定量的分析は、主に選手のパフォーマンスを記述的な統計指標によって評価することから始まった。近年のコンピューティングパワーの向上とデータ収集技術の革新により、分析手法は劇的に変化してきた。

1990年代以降、スポーツ分析は新たな段階に入る。特にサッカーを中心として、データに基づく戦術分析や選手評価の手法が発展し始めた。代表的な例として、Pollardらによる期待得点（Expected Goals, xG）[1], [2]の概念の導入が挙げられる。xGは、シュート状況から得点確率を推定する指標であり、単なる結果だけでなく、プレーの質を定量的に評価することを可能にした。

1.2 機械学習時代のスポーツ分析

2010年代に入り、機械学習、特に深層学習の技術がスポーツ分析に大きな変革をもたらした。画像認識や自然言語処理の分野で成功を収めた機械学習アルゴリズムが、スポーツデータの分析にも応用され始めたのである。

リカレントニューラルネットワーク（RNN）や Transformer などの時系列データ分析に優れたモデルは、選手の動きやボールの位置、試合の状況などを高度に予測することを可能にした。例えば、Fernandez らは深層学習を用いてボールの位置や選手の配置を考慮したポジションの価値予測モデル [3] を提案している。

1.3 スポーツ分析の多様化と専門化

近年のスポーツ分析は、単一のスポーツに留まらず、異なるスポーツ間での分析手法の相互参照や応用が活発化している。バスケットボールで開発された期待ポジション価値（Expected Possession Value, EPV）[4] の概念は、サッカーなど他のスポーツにも適用され、競技横断的な分析手法の発展に寄与している。

ハンドボールにおいても、このようなデータサイエンス的アプローチが徐々に導入されつつある。攻撃の効率性を評価した研究 [5], [6] や、選手の動きとパスを可視化する動的グラフ分析 [7] など、多角的な研究が行われている。

既存研究では、ハンドボールの攻撃面に関する分析は比較的多く行われているが、守備面に関する研究は、特に定量的な評価という点において、十分とは言えない。従来の研究では、守備の評価が、失点数やファウル数などの単純な指標に頼りがちであり、守備行動の多様性や複雑性を十分に捉えられていないという問題がある。また、攻撃面と守備面を統合的に評価する研究も不足している。

1.4 本研究の目的と意義

本研究は、サッカー分野で開発された VDEP (Valuing Defense by Estimating Probabilities) [8] を参考に、ハンドボールの新たな守備評価を行う H-VDEP (Valuing Defense by Estimating Probabilities in Handball) を提案するものである。従来のハンドボール分析手法が主に攻撃面に焦点を当てていたのに対し、本研究は守備行動の包括的かつ定量的な評価を目指す点に特徴がある。

本研究の貢献は以下の通りである。

1. ハンドボール特有のルールや戦術を考慮した守備評価指標を開発した点.
2. ファウル, 速攻, 失点といった多角的な観点から守備パフォーマンスを分析した点.
3. ブンデスリーガ 2019/20 のデータセット [9] を用いた実証実験において高い予測正確性を示し, 評価手法としての妥当性を示した点.

第2章 関連研究

本研究は、サッカーの守備評価手法である VDEP[8] をハンドボールに応用し、守備のパフォーマンスを評価する新たな指標を提案する。以下3つの観点から関連研究を整理し、本研究の位置づけを明確にする。

2.1 集団スポーツにおける機械学習を用いた分析

集団スポーツのパフォーマンス評価や戦術分析は、機械学習の導入により急速に進展している。サッカーにおいては、xG (Expected Goals) が実践的な指標として広く普及している。得点期待値に基づく研究は、Pollard [1], [2] を端緒とし、Mchale [10], [11], Pappalardo [12], De Croos [13] らによって体系的に展開されてきた。バスケットボールにおいても、得点予測に基づくプレー評価の研究が活発に行われている [14]–[18]。同様の考えに基づき、各ポゼッション、アタックにおける得点期待値を評価する EPV (Expected Possession Value) [4], [14] が開発され、サッカーにも応用されている [3]。

機械学習を活用したスポーツデータ分析の研究では、大規模データを用いて得点予測やパス・ドリブルといったオンボールイベントの予測を行う試みが数多く展開されている [19]。その中で、Decroos らは VAEP (Value Added by Events Plus) という指標を提案し、試合中の各プレーの価値を定量化することで選手の貢献度を評価する新たな手法を提示した。VAEP は、機械学習モデルを用いて各アクションが試合結果に与える影響を確率的に評価するものであり、ゴールやアシストといった直接的な貢献だけでなく、パス、ドリブル、守備といった幅広いプレーの価値を数値化する。この

手法の利点は、スポーツに関する専門的な知識に依存することなく柔軟にモデル化が可能である点にある。

さらに、VAEPの概念を発展させた指標として、VDEP (Valuing Defense by Estimating Probabilities) が提案されている [8]。VDEPは、守備行動に特化し、ボール奪取や被有効攻撃といったイベントの予測確率に基づいてチームの守備力を評価する指標である。本研究では、このVDEPの概念をハンドボールに応用し、守備パフォーマンスの定量的分析を試みる。

2.2 集団スポーツにおける深層学習を用いた分析

深層学習は、画像認識や自然言語処理の分野で大きな成果を上げ、スポーツ分析にも応用されている。特に、時系列データ分析に優れたリカレントニューラルネットワーク (RNN) や Transformer は、スポーツデータ分析に有効である。

サッカーにおけるEPVの研究では、深層学習を用いてボールの位置や選手の配置など詳細な状況を考慮し、ポゼッションの価値を予測している [3]。また、試合イベントを時系列データとして捉え、Transformerを用いて次のイベントを予測する研究 [20] や、空間的情報も考慮したモデルを提案した研究 [21] が行われている。

強化学習は、チームスポーツにおける選手の行動モデル化において重要な研究アプローチとして注目されている。この分野では、エージェント (選手) が特定の状況下でどのような行動を選択し、どのような結果を得るかを分析することが主な目的となる。しかし、チームスポーツにおける行動モデル化は非常に複雑な課題を含んでいる。選手個人のスキル、チームの戦略、相手チームの行動など、多様かつ相互に関連する要素が絡み合うため、単純なモデル化は困難である。さらに、信頼性の高いモデル構築には、十分な量と質のデータが不可欠となる。逆強化学習の分野では、観測データに基づいてエージェントがどのような報酬を求めて行動しているかを推定する研究が

進められている。[22], [23]の研究は、この観点から重要な知見を提供している。特にQ関数の推定に関しては、[24]–[27]が先駆的な研究を行っている。

2.3 ハンドボールの機械学習を用いた分析の関連研究

ハンドボール分析では、xGやEPVを用いて攻撃の効率性を評価する研究[5], [6]や、動的グラフによる選手の動きとパスの可視化研究[7]が行われている。[9]は侵入型スポーツのイベントを包括的に分類し、ハンドボールのデータセットを公開した。本研究は、このデータセットを基にハンドボールの試合データを分析する。

本研究は、上記の先行研究を踏まえ、VDEPの概念をハンドボールに応用することで、ハンドボールにおける守備のパフォーマンスをより詳細に評価することを目指す。具体的には、以下の点に貢献する、

1. VDEPを応用してハンドボールにおける守備の貢献度を客観的に数値化することを実現した点
2. 従来のxGやEPVとは異なり、ゴールやシュート以外のパスやファウルなどのイベントも評価対象とすることで、得点に至る多様なプレーの分析を可能にした点
3. ハンドボール特有のルールや戦術を考慮してVDEPを修正することで、競技の特性に適した評価手法を確立した点

第3章 提案手法 H-VDEP

本研究では、ハンドボールにおける守備評価の新たな指標として、H-VDEP (Valuing Defense by Estimating Probabilities in Handball) を提案する。この手法は、サッカーにおける VDEP [8] のアプローチをハンドボールに適用し、それをハンドボールの特徴に合わせて改良したものである。

3.1 データの前処理と特徴量の作成

3.1.1 データの前処理

本研究では、失点、ファウル、速攻の3つのイベント予測タスクにおいて、ラベル付けの方法に統一的なアプローチを採用した。各イベントに対して、その後のk回のイベント以内に特定のイベント（失点、ファウル、速攻）が発生するか否かに基づいてラベル付けを行った。具体的には、対象のイベントの後k回のイベント以内に目的のイベントが発生した場合は正ラベル（1）、発生しなかった場合は負ラベル（0）を割り当てた。特に速攻の予測においては、速攻が発生する前の守備の最後のk回のイベントに対して正のラベルを付与することで、守備行動と速攻との因果関係を分析可能とした。パラメータkの選択は、モデルの性能と解釈可能性に大きな影響を与える。kの値が小さい場合は局所的なパターンを捉えやすく、解釈が容易となる。一方、kの値が大きい場合は、より大局的なパターンを捉えることができるが、モデルの複雑性が増し、解釈が困難になる。このトレードオフを考慮し、本研究ではドメイン知識に基

づいて $k = 10$ を選択した.

3.1.2 特徴量計算

提案手法では、まず各イベントに対して特徴量を計算する. 特徴量には、イベントの種類 (例: シュート, パス, ファウル, ゴールなど), イベントの結果 (成功, 失敗など), イベントが発生した時間 (対象のイベントおよび1つ前のイベント時), ボールの座標 (対象のイベントおよび1つ前のイベント時), ボールとゴールの距離および角度 (対象のイベントおよび1つ前のイベント時) (図), ポゼッション継続時間, ボールから各選手までの距離 ($7人 \times 2チーム = 14$ 個), 各選手の座標 (xy 座標 $\times 7人 \times 2チーム = 28$ 個), 各選手の速度 (xy 方向 $\times 7人 \times 2チーム = 28$ 個) の計 81 個を用いる. これらの特徴量は、イベント予測モデルの入力として利用される.

3.1.3 特徴量選択

イベント予測モデルの性能を最大化するために、複数の特徴量選択手法を適用した. 最終的に、各予測の検証データの F1 スコアが高くなるよう特徴量を最適化した.

3.2 イベント予測

各目的変数 (失点, ファウル, 速攻) ごとに訓練と予測を行い、各イベントに対して k イベント以内に失点, ファウル, 速攻が発生する確率をそれぞれ算出した. 具体的には、5試合のデータを試合ごとに分けて5分割検証を行った. 1つの試合をテストデータ, 残りの4試合を訓練データとし、それぞれの試合に対して予測を行った.

3.3 守備評価指標の算出

3.3.1 指標の定義

イベント予測モデルで得られた失点確率，ファウル確率，速攻確率を基に，守備行動の総合評価指標を以下の式で定義する．

$$VDEP = C_1 \times P_{foul} + C_2 \times P_{fastbreak} - C_3 \times P_{concede}$$

ここで， P_{foul} ， $P_{fastbreak}$ ， $P_{concede}$ はそれぞれファウル確率，速攻確率，失点確率を示し， C_1 ， C_2 ， C_3 は重み付け係数である．次に，各目的変数の定義を行った後，重み付け係数の決め方について説明する．

3.3.2 各目的変数の定義

ファウル

守備のホールディング・プッシング・ハッキングを対象とする．警告，退場，失格を伴う危険なファウルに関しては予測の対象外とする．ファウルはハンドボール特有の守備行動であり，正当なファウルは状況をリセットする効果を持ち，特に失点の危険が高い状態でのファウルは高い価値を持つ．

速攻

ポゼッションチェンジから15秒以内にシュートが起こる攻撃を速攻と定義する．この定義は図に示すポゼッション継続時間とシュート数の関係をもとに設定した．図のグラフは二峰性のグラフになっており，1つ目の山は早い段階でシュートを打つ速攻であり，2つ目の山はゆっくり攻撃を組み立てる遅攻であると考えられる．速攻を狙う前のめりのディフェンスは時に失点確率も高くなるが，相手のディフェンスが整う前に

得点を狙う速攻はハンドボールにおいて非常に重要な戦術である。速攻は守備行動の攻撃的価値を評価するものである。

失点

失点の予測は最もシンプルかつ直接的な守備の評価である。サッカーにおいては試合中の得点頻度が少ないことから、被有効攻撃などの定義をすることで予測の不安定性を取り除いているが、得点頻度が高いハンドボールにおいては失点予測が十分な評価指標となる。

3.3.3 重み付け係数の設定

本研究における重み付けは、基本的に得点期待値 (Expected Point Value) に基づいて設計した。各イベントの戦術的価値を定量化するため、以下の方法で重み係数を決定した。

ファウル確率の重み付け

本研究では、ファウルの戦術的影響を定量的に評価するため、ファウル発生時の失点確率とフリースロー時の失点確率の差分を重み係数として定義した。ハンドボールにおけるフリースローは、守備選手が攻撃選手に対してファウルを行った後に、ファウルを行った地点から攻撃チームが攻撃を再開するイベントであり、サッカーのフリーキックに類似した特性を持つ。具体的には、式 (3.1) に示すように、危機的状況におけるファウルの戦略的効果を評価する手法を提案する。

$$W_{foul} = P_{concede|foul} - P_{concede|freethrow} \quad (3.1)$$

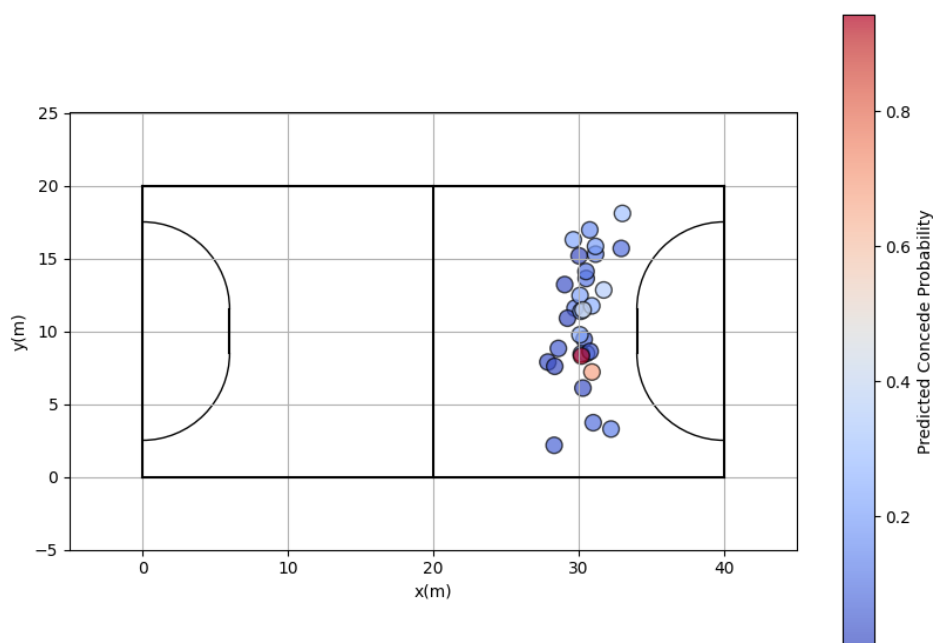


図 3.1: 各地点におけるフリースロー時の失点期待値

ここで, W_{foul} はファウルの重み係数, $P_{concede|foul}$ はファウル時の失点確率, $P_{concede|freethrow}$ はフリースロー時の失点確率を表す.

フリースロー時の失点確率を位置別に分析した結果, コート上のほぼすべての位置において大きな差異は観察されなかった. 図(3.1)は各位置におけるフリースロー時の失点期待値を示し, その平均値は $\mu = 0.130$ であった.

このアプローチにより, ファウルによる戦術的介入を定量的に評価することが可能となる.

速攻確率の重み付け

速攻の戦術的影響を定量化するため、速攻のシュート成功率を重み係数として定義した。データセット分析の結果、全 $n_{fastbreak_shots} = 36$ 回の速攻のうち、 $n_{fastbreak_goals} = 22$ 回のシュートが成功した。速攻のシュート成功率は式 (3.2) により算出される。

$$R_{fastbreak} = \frac{n_{fastbreak_goals}}{n_{fastbreak_shots}} = 0.611 \quad (3.2)$$

この成功率を速攻の重み係数として採用することで、チームの攻撃的戦術における速攻の効率的な活用を定量的に評価可能とした。

失点確率の重み付け

失点確率の重み付けは、従来 [19] と同様、得点に等しいと考え、重み係数を $C_3 = 1$ と設定した。

第4章 評価実験

本章では、提案手法 H-VDEP の有効性を実証的に検証するための評価実験の詳細を述べる。本研究の評価実験は、1. データセットの詳細、2. イベント予測モデルの性能評価、3. 特徴量選択手法の比較分析、4. 提案手法の実証的検証から構成される。これらの分析を通じて、H-VDEP の守備評価における有効性を明らかにする。実験に使用したコードは以下のページで全て公開している。（<https://github.com/sflren6741/h-vdep>）

4.1 データセット

本研究では、ドイツ・ブンデスリーガのハンドボール試合データ [9] を分析対象とした。データセットは計5試合、各試合5セット、1セット5分、総計125分の競技データで構成される。収集したデータは、トラッキングデータとイベントデータの2種類に大別される。

4.1.1 データの種類

トラッキングデータは、20 Hz のサンプリング周波数で各選手およびボールの位置座標を連続的に記録したものである。この高頻度のデータ収集により、プレー中の選手および観測対象の詳細な動きを精密に追跡することが可能となる。具体的には、コート上の全14名の選手とボールの x , y 平面上の位置情報を継続的に記録している。

イベントデータは、試合中に発生する各イベントを記録したものである。各イベン

トは、イベントが発生した時間とイベントの種類によって特徴付けられる。イベントの種類については、データセットで用いられている分類に基づいて分析した。イベントの種類およびその発生数については、以下の表に示す。

4.1.2 欠損値の処理

データの信頼性を確保するため、トラッキングデータにおける欠損値を慎重に処理した。まず、試合ごとにトラッキングデータの欠損状況を詳細に調査し、一定のしきい値を超える欠損が存在するセットをデータセットから排除し、残存する局所的な欠損値に対しては、-1を代入する方法を採用した。

4.2 分類器の検証

提案手法の性能を検証するため、分類器および特徴量選択手法について実験を行った。予測モデルの構築には、Adams et al. [6]のハンドボールにおける期待得点予測の研究を参考に、勾配ブースティング手法の一つであるCatBoostを採用した。CatBoostは、カテゴリカル特徴量の処理に優れ、順序付きブースティングによる学習バイアスの低減や、対称木による過学習の抑制などの特長を有する機械学習アルゴリズムである。

4.2.1 特徴量選択手法の比較

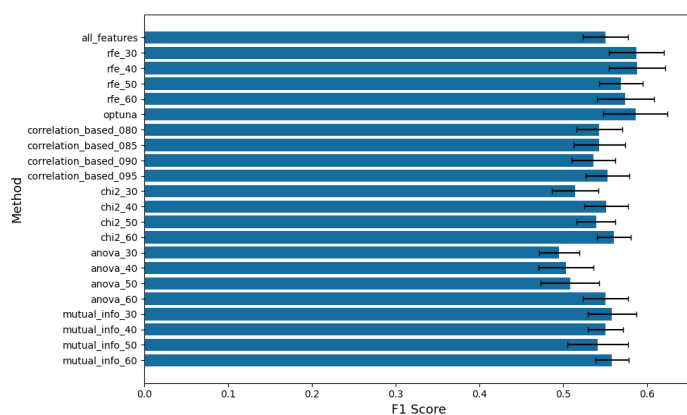
特徴量選択手法として、Filter法（相関係数、統計指標）とWrapper法（Recursive Feature Elimination with Optuna）を用いて分析を行った（図4.1a）。Filter法では、相関係数による特徴量削減や統計指標（カイ二乗検定、分散分析、相互情報量）に基づく特徴量選択を行った。一方、Wrapper法では、Recursive Feature Elimination (RFE)を使用し、最適化にはOptunaを適用した。ファウル、速攻、失点の各カテゴリーに対

して特徴量選択を実施した。CatBoost を用いて 5 分割検証を 100 回行い、平均値と標準誤差をプロットした結果、ファウル、速攻、失点、すべてのイベント予測において Optuna を用いた RFE が最も高い分類性能を達成することが明らかになった。具体的には、失点予測では 29 個、ファウル予測では 22 個、速攻予測では 21 個の特徴量が選択された。

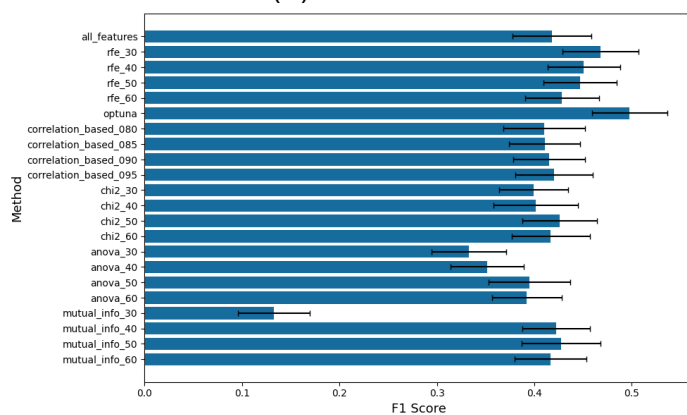
4.2.2 特徴量の重要度

特徴量重要度分析では、CatBoost を用いて失点、ファウル、速攻それぞれのイベント予測における特徴量の重要度をそれぞれ算出した 4.2. 特徴量重要度の分析結果から、ハンドボールの試合展開における重要な洞察が得られた。

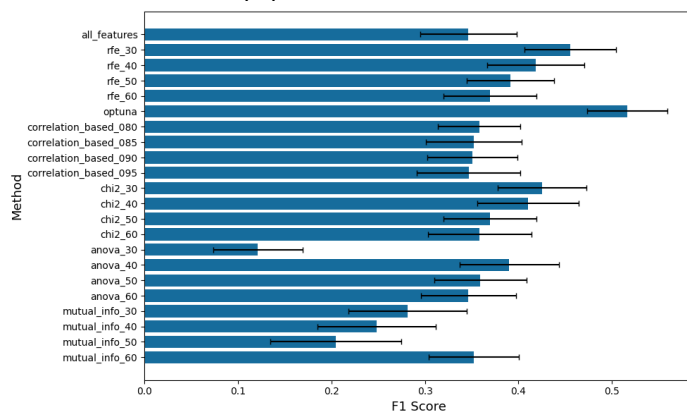
失点予測における特徴量の重要度を分析した結果、守備と攻撃のポジショニングが失点に大きな影響を与えることが明らかとなった。なお、選手の位置を表す特徴量について、 dfd_n_x , dfd_n_y はボール保持者から n 番目に遠い守備選手の座標を、 atk_n_x , atk_n_y は n 番目に遠い攻撃選手の座標を表している。また、 $ball2dfd_n$ はボール保持者を基準とした守備選手との距離を表しており、 $ball2dfd_0$ が最近接の守備選手、 $ball2dfd_1$ が 2 番目に近い守備選手との距離を示している。同様に、 $ball2atk_n$ はボール保持者との距離が近い順に並べた攻撃選手との距離を表している。特に、ボール保持者から最も離れた守備選手の座標 (dfd_6_x , dfd_6_y) および攻撃選手の座標 (atk_6_x , atk_6_y) が失点予測において上位にランクインしており、これらの特徴量は守備と攻撃のポジショニングが失点と強い関連性を持つことを示唆している。特に、攻撃側の選手が速攻を仕掛ける場面や、ゴールキーパーがボールを保持している状況において、その位置関係が失点に影響を与えられられる。次に、ボール保持者と守備選手との距離も失点に対して重要な影響を持つことが明らかとなった。最近接の守備選手との距離 ($ball2dfd_0$) や 2 番目に近い攻撃選手との距離 ($ball2atk_1$) といった特徴量が上位に位置しており、これらはボールに対する守備側のアプローチや攻撃側のパス選択肢の多



(a) 失点予測



(b) ファウル予測



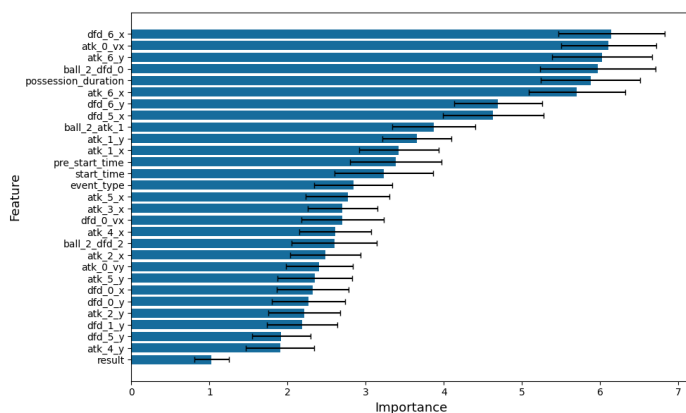
(c) 速攻予測

図 4.1: 特徴量選択手法の分類性能比較

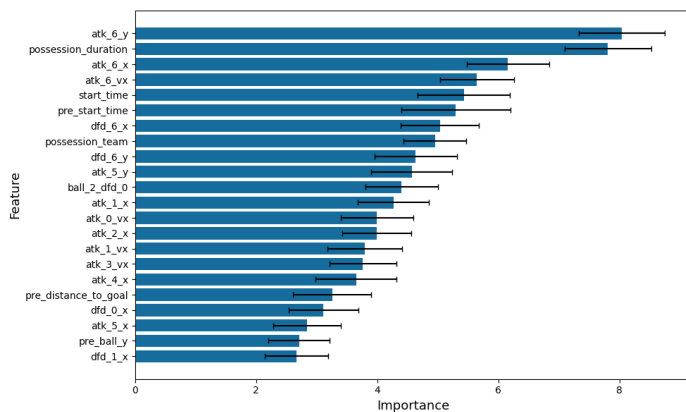
様性を反映している。さらに、ボール保持時間の長さが失点リスクに与える影響は二峰性のグラフのような挙動を示していることが判明した。特徴量「possession_duration (ボール保持時間)」が上位にランクインしており、攻撃側のボール保持時間が短期であれば速攻による得点機会が生まれ、守備陣形が整う前に攻撃が決まる場合が多い。一方、ボール保持時間が長期化すると、パスをゆっくりとつなぎながら守備を崩す展開が可能となるが、その分守備側が対応を整える時間が増え、失点リスクが低下する場合もある。このように、ボール保持時間の長さが失点リスクに与える影響は、速攻と組織的攻撃という二つの攻撃パターンに大きく依存していると考えられる。最後に、試合展開やプレーの種類も失点に影響を与える要因であることが確認された。特徴量「start_time (現プレー開始時間)」や「pre_start_time」が中位にランクインしており、これらはイベント間の時間的な間隔が重要であることを示している。これらの分析結果から、失点予測においてはトランジション発生時のポジショニング、ボール保持者とディフェンダーの距離、ボール保持時間、守備選手の移動特性、試合展開といった複数の要因が重要な役割を果たしていることが明らかとなった。

ファウル予測においてもボール保持時間 (possession_duration) が上位に位置しており、長いボール保持がファウルを引き起こす要因となることを示している。速攻の予測においては、ボール保持時間 (possession_duration) とプレー開始時間 (start_time)、およびその前のイベント時間 (pre_start_time) が上位に位置しており、ポゼッション時間が長引くと、徐々に速攻の確率が上昇する関係がある。

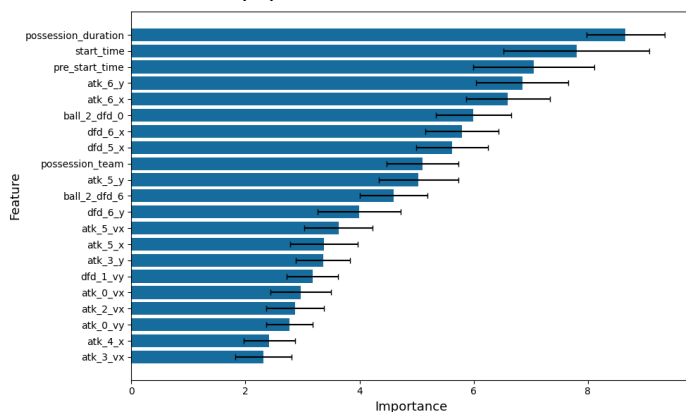
3つの予測タスク (失点, ファウル, 速攻) において共通して高い重要度を示した特徴量について、以下のように解釈できる。まず、ボール保持者のゴール方向の速度が高い重要度を示したことは、攻撃の方向性や積極性が試合展開に大きな影響を与えることを示唆している。ゴールに向かって素早く移動する選手は、防御側に時間的・空間的なプレッシャーを与え、様々なイベントを誘発する可能性が高くなると考えられる。



(a) 失点予測



(b) ファウル予測



(c) 速攻予測

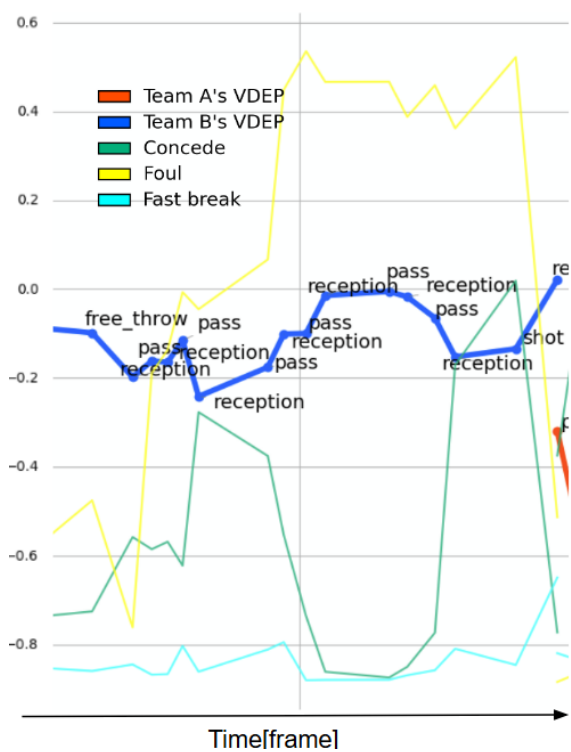
図 4.2: 各予測モデルにおける特徴量の重要度 (CatBoost を使用)

4.3 評価手法の検証

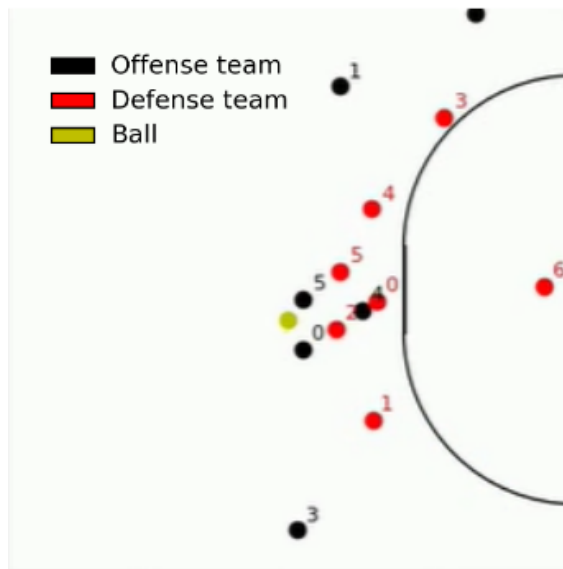
提案手法の有効性を検証するため、個別シーン分析とチーム評価を行った。

4.3.1 個別シーン分析

本分析では、VDEPの時系列変化と選手座標を可視化し、各イベント確率が試合状況を適切に表現できているかを検証する。以下では、守備の成功・失敗と評価値の高低による4つの分類に基づき、具体例を示す。守備が成功し、評価値が高かった例(図4.3)では、守備評価が高水準を維持している。シュートは放たれているものの失点確率は低く、難しいシュートを強いている。シュート時の選手座標から、シューターの前方にディフェンスが集中しており、得点が困難な状況が形成されていることが分かる。守備が成功し、評価値が低かった例(図4.3)では、守備評価が徐々に低下し、サイドからのシュートを許容している。しかし、ゴールキーパーのセーブにより失点を回避している。本研究ではゴールキーパーのセーブ率等を考慮していないため、守備評価が低い状況でもゴールキーパーにより失点を防止できる場合がある。守備が失敗し、評価値が高かった例(図4.5)では、シュートおよびその直前のVDEPは高い値を示しているが、得点を許容している。これは攻撃選手の技術が守備を上回った例といえる。また、速攻の可能性の上昇がVDEPの高値に影響している。シュート不成功時には速攻による得点機会が生まれる状況であったため、失点確率が高いにもかかわらず守備評価が高くなっている。守備が失敗し、評価値が低かった例(図4.6)では、シュートまでの過程で守備体制が徐々に崩れている。このシーンでは守備チームに1名の退場者が発生しており、攻撃側が数的優位性を活かして守備を崩している。シュート場面では、中央の空間を活用し、守備の接触を回避したシュートの実行に成功している。

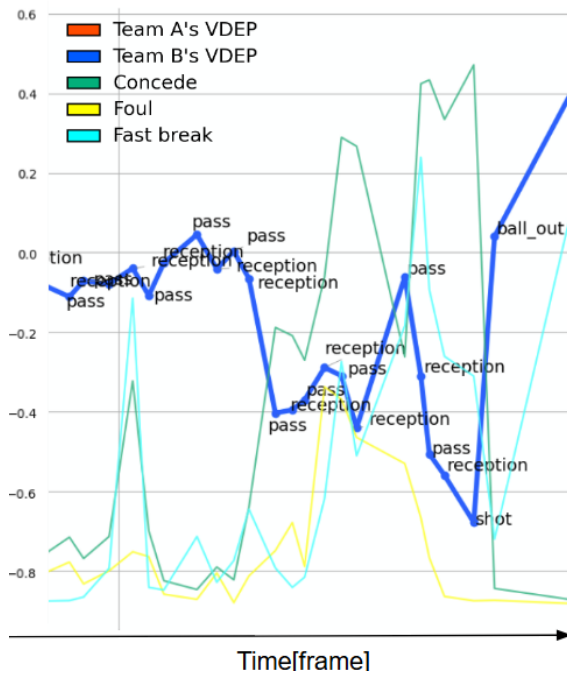


(a) VDEP の時系列変化

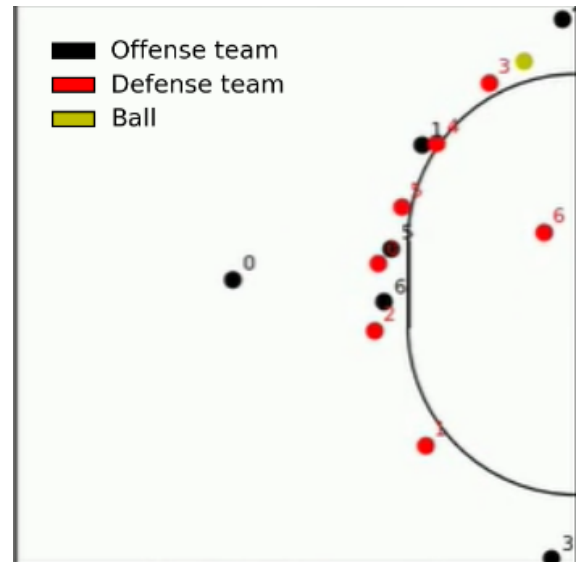


(b) シュート時の選手座標

図 4.3: 守備が成功し、評価値が高かった例

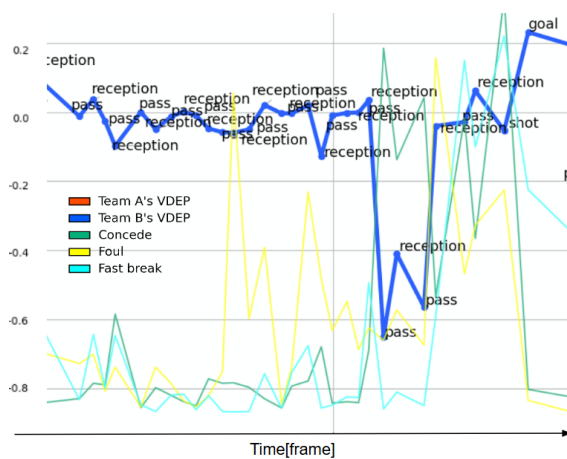


(a) VDEP の時系列変化

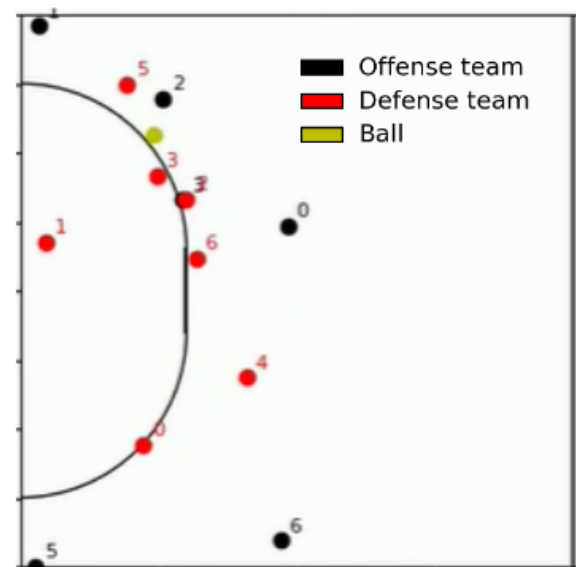


(b) シュート時の選手座標

図 4.4: 守備が成功し、評価値が低かった例

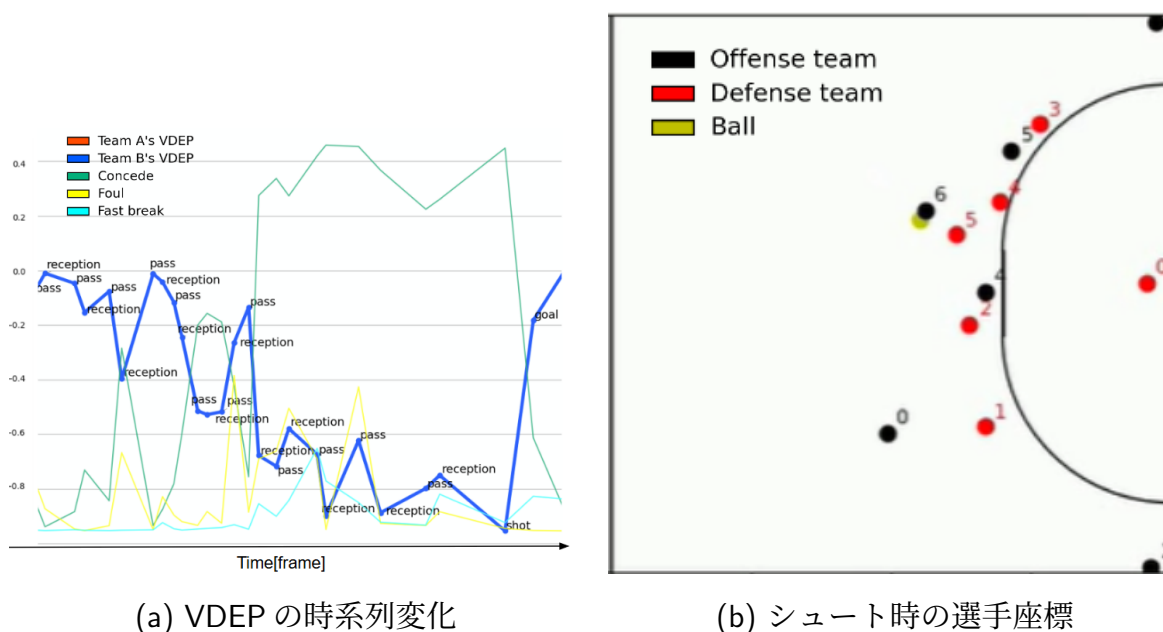


(a) VDEP の時系列変化



(b) シュート時の選手座標

図 4.5: 守備が失敗し、評価値が高かった例



(a) VDEP の時系列変化

(b) シュート時の選手座標

図 4.6: 守備が失敗し, 評価値が低かった例

4.3.2 チーム評価

本節では, VDEP と試合結果との関係を包括的に調査し, 提案モデルがチームパフォーマンスを適切に反映しているかを実証的に検証する. 分析の対象は, VDEP と, データセット内の失点数との関係ならびにシーズンの総失点との相関である.

各イベント予測確率と失点数の関係

本分析では, 各イベント予測確率および VDEP と失点数との関係を詳細に検証した. 具体的な分析方法として, VDEP および各イベント予測確率について各試合における全イベントの平均値を算出し, その値と失点数との関係を図 4.7 に示した. 失点数については, 欠損によって排除した試合があり試合ごとの合計時間が異なってしまうため, 5分当たりの失点数とした. VDEP と失点数の相関係数は 0.18 であった. 一般的な傾向から外れるチームとして TBV Lemgo および SC Magdeburg が確認された. これら

のチームは、VDEPが高いにもかかわらず、失点数が多いという特徴を示した。その要因として、両チームとも退場者が発生する頻度が高く、一時的に数的不利な状況で守備を行うケースが多かったことが挙げられる。数的不利の状態では、守備の組織化が困難となり、結果として失点が増加する可能性がある。さらに、これらのチームの攻撃特性にも注目すべき点が見られた。一般的に相手チームの攻撃がパスをつないで守備を崩す場合、VDEPが低い状態が長く続き、VDEPの試合平均が低くなる傾向にある。しかしながら、TBV LemgoとSC Magdeburgの場合、強力なシューターが難しいシュートを成功させることで得点を獲得するケースが多く、VDEPの平均値はあまり低下しなかった。加えて、試合の展開速度が速く、両チームともにトランジションの速い攻撃を意識していたことも、VDEPと失点数の関係に影響を与えたと考えられる。速攻を多用するチームは、ボールロスト時に速やかに守備へ切り替える必要があるが、トランジションが頻繁に発生すると守備が整う前に相手の攻撃を受ける場面が増える。その結果、VDEPの評価が高くても、失点数が多くなるケースが生じたと考えられる。以上の結果から、本研究におけるVDEPの評価は、単に失点数と対応するものではなく、チームの戦術、試合展開のスピード、数的状況といった要因を考慮する必要があることが示唆された。

各イベント予測確率とシーズン特徴の関係

シーズン総失点とVDEPの関係4.8について分析を行った結果、SG Flensburg-Handewittが特異な傾向を示すことが明らかとなった。同チームは、VDEPの評価が低いにもかかわらず、実際の失点数が少ないという特徴が確認された。この現象の要因として、以下の複数の点が考えられる。第一に、Flensburg-Handewittのゴールキーパーの卓越したセーブ能力が挙げられる。データによると、同チームのセーブ率は31.4%と分析対象チーム中で最も高い値を示している（リーグ平均: 28.7%）。本研究で用いたVDEPは、選手の位置関係や移動速度などの時系列データに基づいて守備力を評価する指標

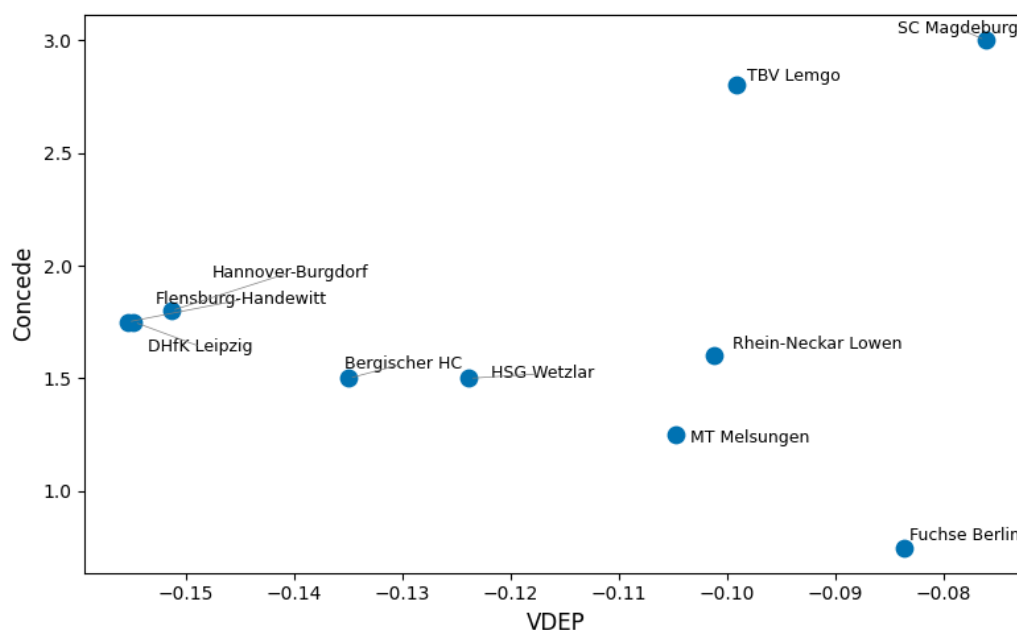


図 4.7: VDEP の試合平均値と失点数の関係

であり、ゴールキーパーの個人能力は考慮されていない。そのため、他チームでは失点に至るような状況であっても、高いセーブ率によって失点を防いでいるケースが多く観察された。第二の要因として、Flensburg-Handewitt の特徴的な守備システムが挙げられる。同チームは試合の一定時間において、1名の選手が高い位置でプレスをかける特殊なフォーメーションを採用している。この戦術は一般的な守備形態とは異なるため、VDEP による評価が適切に機能せず、実際の守備力よりも失点確率が高く算出される傾向にあった。第三に、Flensburg-Handewitt の選手個人の守備能力の高さが挙げられる。他のチームなら失点してしまうような位置関係であっても、個人の能力によって失点を防いでいる場面が多く観察された。本指標は選手の位置や速度などのデータを用いて守備を評価しているが、選手個人の能力に関しては考慮できていない。また、退場により守備の選手が減少する時間帯では、必然的に失点確率が上昇する。これも失点確率を高くする要因の一つとして考えられる。これらの知見は、VDEP による守備力の評価において、ゴールキーパーの能力や特殊な戦術、選手個人の能力、さ

らには数的状況の変化といった要因を考慮する必要性を示唆している。特に、選手個人の能力やチーム固有の戦術的特徴が、統計的指標と実際の試合結果との間に乖離を生じさせる可能性があることが明らかとなった。

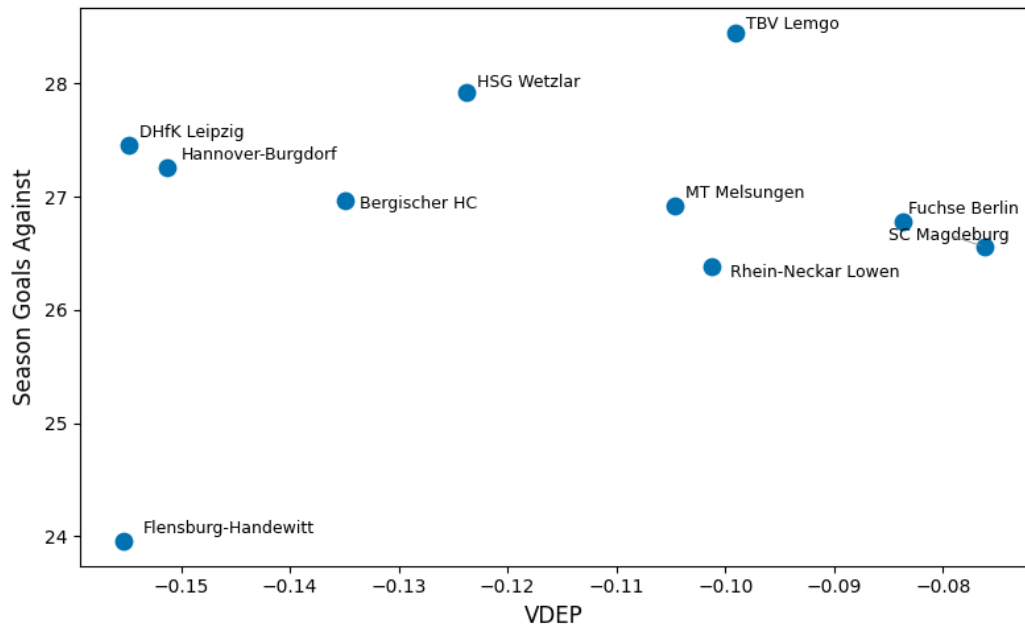


図 4.8: VDEP の試合平均値とシーズン総失点数の関係

第5章 結論

5.1 本研究の成果

本研究では、ハンドボールにおける守備評価の新たな指標「H-VDEP (Valuing Defense by Estimating Probabilities in Handball)」を提案し、その有効性を実証的に検証した。H-VDEP は、プレーごとに失点確率、ファウル確率、速攻確率を算出し、守備行動のリスクと価値を総合的に評価する手法である。本研究の主要な貢献として、まず、従来のスポーツ分析手法では十分に捉えられなかったハンドボール特有の守備行動を定量的に評価する指標を開発した。サッカーで開発されたVDEPの概念をハンドボールに適用し、ファウル、速攻、失点の観点から守備の価値を評価することを可能にした。次に、トラッキングデータを活用し、高い正確性のイベント予測モデルを構築した。特徴量選択手法としてRecursive Feature Elimination with Optunaを用い、イベント予測性能を向上させた。実験では、ドイツ・ブンデスリーガの試合データを用いて、失点、ファウル、速攻の3つのイベントに対する予測モデルの性能評価を行った。評価指標として用いたF1スコアは、失点で 0.379 ± 0.145 、ファウルで 0.159 ± 0.151 、速攻で 0.153 ± 0.146 を示した。これらの結果から、失点予測に比べてファウルや速攻の予測精度が低いことが確認された。また、特徴量重要度の分析から、ボール保持者のゴール方向の速度、最も近いディフェンダーとの距離などが、守備行動の予測において重要な役割を果たすことが明らかになった。提案手法の有効性は、個別シーン分析とチーム評価を通じて実証され、VDEPと試合結果との関係性から、本指標がチームパフォーマンスを適切に反映していることが確認された。本研究の実践的意義として、

個々の守備行動の戦術的価値を定量化し、チームおよび個人の守備パフォーマンスを客観的に評価することが可能となった。また、守備戦略の最適化に向けた詳細な洞察を提供することができ、これまで定性的な理解に留まっていた守備の価値を定量化し、ハンドボール分析の可能性を拡張した。

5.2 今後の研究展望

本研究の発展に向けた課題として、まずバスケットボールやアイスホッケーなどの他の侵入型チームスポーツへの応用による汎用性の検証が挙げられる。モデルの高度化においては、時系列モデルの導入や深層学習による選手間の相互作用の分析、新たな特徴量の探索が必要である。実用化に向けては、試合中のリアルタイム守備評価システムの開発と、コーチングスタッフ向けの直感的なインターフェースの実装が求められる。さらに、より多くの試合、リーグ、国際大会のデータを統合し、モデルの信頼性と結果の一般性を向上させることが重要である。

参考文献

- [1] R. Pollard and C. Reep, “Measuring the effectiveness of playing strategies at soccer,” *Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician)*, vol. 46, no. 4, pp. 541–550, 1997.
- [2] R. Pollard, J. Ensum, and S. Taylor, “Estimating the probability of a shot resulting in a goal: The effects of distance, angle and space,” *Int. J. Soccer Sci.*, vol. 2, 2004.
- [3] J. Fernández, L. Bornn, and D. Cervone, “Decomposing the immeasurable sport: A deep learning expected possession value framework for soccer,” in *13th MIT Sloan Sports Analytics Conference*, vol. 2, 2019.
- [4] D. Cervone, A. D’Amour, L. Bornn, and K. Goldsberry, “A multiresolution stochastic process model for predicting basketball possession outcomes,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 111, no. 514, pp. 585–599, 2016.
- [5] O. Müller, M. Caron, M. Döring, T. Heuwinkel, and J. Baumeister, “Pivot: A parsimonious end-to-end learning framework for valuing player actions in handball using tracking data,” in *International Workshop on Machine Learning and Data Mining for Sports Analytics*, 2021, pp. 116–128.
- [6] M. Adams, A. David, M. Hesse, and U. Rückert, “Expected goals prediction in professional handball using synchronized event and positional data,” in *Pro-*

- ceedings of the 6th International Workshop on Multimedia Content Analysis in Sports*, 2023, pp. 83–91.
- [7] A. Mortelier, F. Rioult, and J. Komar, “Design of a handball tactics observatory based on dynamic sub-graphs,” in *International Sports Analytics Conference and Exhibition*, 2024, pp. 149–166.
- [8] K. Toda, M. Teranishi, K. Kushiro, and K. Fujii, “Evaluation of soccer team defense based on prediction models of ball recovery and being attacked: A pilot study,” *Plos one*, vol. 17, no. 1, e0263051, 2022.
- [9] H. Biermann, J. Theiner, M. Bassek, D. Raabe, D. Memmert, and R. Ewerth, “A unified taxonomy and multimodal dataset for events in invasion games,” in *Proceedings of the 4th International Workshop on Multimedia Content Analysis in Sports*, 2021, pp. 1–10.
- [10] I. Mchale and P. Scarf, “Modelling soccer matches using bivariate discrete distributions with general dependence structure,” *Statistica Neerlandica*, vol. 61, pp. 432–445, 2007.
- [11] I. Mchale, P. Scarf, and D. Folker, “On the development of a soccer player performance rating system for the english premier league,” vol. 42, 2012, pp. 339–351.
- [12] L. Pappalardo, P. Cintia, P. Ferragina, E. Massucco, D. Pedreschi, and F. Giannotti, “Playerank: Data-driven performance evaluation and player ranking in soccer via a machine learning approach,” *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, vol. 10, no. 5, 2019.
- [13] T. Decroos and J. Davis, “Player vectors: Characterizing soccer players’ playing style from match event streams,” in 2020, pp. 569–584.

- [14] D. Cervone, A. D’amour, L. Bornn, and K. Goldsberry, “Pointwise: Predicting points and valuing decisions in real time with nba optical tracking data,” vol. 28, no. 3, 2014.
- [15] Y.-H. Chang, R. T. Maheswaran, S. J. J. Kwok, T. Levy, A. D. Wexler, and K. Squire, “Quantifying shot quality in the nba,” 2014.
- [16] P. Lucey, A. Bialkowski, M. Monfort, P. Carr, and I. Matthews, ““quality vs quantity”: Improved shot prediction in soccer using strategic features from spatiotemporal data,” 2015.
- [17] K. Fujii, Y. Inaba, and Y. Kawahara, “Koopman spectral kernels for comparing complex dynamics: Application to multiagent sport plays,” in *ECML/PKDD*, 2017.
- [18] K. Fujii, *Machine Learning in Sports: Open Approach for Next Play Analytics*. 2025.
- [19] T. Decroos, L. Bransen, J. Van Haaren, and J. Davis, “Actions speak louder than goals: Valuing player actions in soccer,” in *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*, 2019, pp. 1851–1861.
- [20] I. Simpson, R. J. Beal, D. Locke, and T. J. Norman, “Seq2event: Learning the language of soccer using transformer-based match event prediction,” in *Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2022, pp. 3898–3908.
- [21] C. C. Yeung, T. Sit, and K. Fujii, “Transformer-based neural marked spatio-temporal point process model for football match events analysis,” *arXiv preprint arXiv:2302.09276*, 2023.

- [22] Y. Luo, O. Schulte, and P. Poupart, “Inverse reinforcement learning for team sports: Valuing actions and players,” in *Proceedings of the Twenty-Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-20*, Main track, 2020, pp. 3356–3363.
- [23] P. Rahimian and L. Toka, “Inferring the strategy of offensive and defensive play in soccer with inverse reinforcement learning,” 2021.
- [24] G. Liu and O. Schulte, “Deep reinforcement learning in ice hockey for context-aware player evaluation,” 2018, pp. 3442–3448.
- [25] G. Liu, Y. Luo, O. Schulte, and T. Kharrat, “Deep soccer analytics: Learning an action-value function for evaluating soccer players,” *Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 34, no. 5, pp. 1531–1559, 2020.
- [26] N. Ding, K. Takeda, and K. Fujii, “Deep reinforcement learning in a racket sport for player evaluation with technical and tactical contexts,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 54 764–54 772, 2022.
- [27] H. Nakahara, K. Tsutsui, K. Takeda, and K. Fujii, “Action valuation of on- and off-ball soccer players based on multi-agent deep reinforcement learning,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 131 237–131 244, 2023.