

脈拍変動を用いたスポーツ観戦時における情動の客観的評価

野本 大雅¹ 花田 祥典¹ 横窪 安奈¹ ロペズ ギョーム¹

概要：スポーツ観戦中に抱く感情には個人差がある中で、優秀選手賞は一部の人によって決められるため、個人の主観に基づいた評価になってしまっているのが現状である。一方、試合内容によってスポーツ観戦者の感情表現の質や強さに違いが出るということが示唆されている。そのため、ウェアラブルデバイスのセンサー情報から感情を定量化し、より客観的評価をする研究が行われている。本研究では、スポーツ観戦時における感情分類の実現のために、スマートウォッチを手首に装着した22～24歳の男女10名にサッカーの試合を視聴してもらい、自作のAndroid Wearアプリケーションを用いて脈拍間隔データと、4つの感情ラベルを収集した。そして、KNNにより、快、不快、普通と、嬉しい、興奮、イライラ、落ち着きを分類する手法を提案した。まず快、不快、普通の3種類の感情を分類し、その後4種類の感情について分析を行った。その結果、窓サイズが前後10秒のときに3分類、4分類ともに最も精度が高く加重平均が80%を超えるよい結果であった。

Objective Evaluation of Emotions While Watching Sports Using Pulse Rate Variability

TAIGA NOMOTO¹ YOSHINORI HANADA¹ ANNA YOKOKUBO¹ GUILLAUME LOPEZ¹

1. 序論

スポーツ観戦中に多くの人は、選手達のプレイに心を動かされ、感情の質や強さに違いがあることが示唆されている[1]。そのようなスポーツ観戦で得られる感情を、心理的反応として、ポジティブ、ネガティブ、強い、弱いに分けた場合、楽しみは、ポジティブで弱い感情であるとされており、興奮はポジティブで強い感情であるとされている[2]。このことから、スポーツ観戦においても、感情の種類により感情の強さが異なるため、その違いを認識することが重要であることがわかる。

現在、優秀選手賞やスーパープレイは一部の人による個人の主観に基づいた評価になっている。代表的な例として、国際サッカー連盟(FIFA)が創設した世界年間最優秀賞も投票権を持つFIFA加盟国の代表チームの監督とキャプテンのみが投票できる仕組みになっている[3]。一方、選手の評価時に個人の好みが重視され投票結果に偏りが生じ、客観的な評価がされていないことが多くあり、この仕組みに対して疑問視する意見もある[4]。

本研究では、スポーツ観戦時中の感情分類を客観的に推定することを目的として、スマートウォッチを用いて脈拍間隔データを収集し解析することで、機械学習により、快、不快、普通と、嬉しい、興奮、イライラ、落ち着きを分類する手法を提案した。また、使用者へのデータ収集時は、負担削減のために、スマートウォッチからスポーツ観戦中の自律神経系活動を確認することで、感情を推定するシステムを構築した。

2. 関連研究・技術

平尾らは、装着型センサデバイスを用いて、加速度センサーを用いたジェスチャ認識により、音楽ライブにおける興奮度を定量化し、それに対応する色彩を縁者側に提示することで、会場の興奮感を可視化するシステムを提案している[5]。有効性検証に、実際の音楽ライブ空間において提案手法によってジェスチャー認識実験を行い、データ解析ソフト weka の決定木を用いてデータを解析した結果、8種類のジェスチャに対する分類精度が98%だった。しかし、検証は20代男性1名のみを対象にしているため信憑性にかけている。

¹ 青山学院大学

池田らは、人の行動を前提にしない、感情推定を目標に、客観的に読み取りやすい「記号」と、客観的に読み取りづらい「感情」とを分けて考える、記号/感情モデルをもとに、新しい感情の推定手法を提案している [6]。推定した感情は、喜び、怒り、哀しみ、楽の 4 種類であり、表情を用いて推測した「記号」と脳波と脈波を用いて推測した「感情」の、どちらが誤差を小さく推測できるか実験を行っている。結果、喜びの感情推定は脳波と脈波を用いた方が精度を高く推測することができるとわかった。しかし、この研究においては、実験環境でしか感情推定を行っておらず、脳波と脈波の観測は日常的に装着しにくい特殊機器を用いており、日常生活の自然な環境下での感情分類に不向きである。

遠藤らは、感情のパターン分類を頬の色彩地をビデオで撮影することで試み、70%から 80%の精度で、joy, fear のクラスターに感情を分類している [7]。頬の色彩地のデータ収集は 5 人の被験者に対しておこない、平常時と感情喚起時の表情をビデオカメラにより 1 分間撮影している。そして、後半 30 秒を 10fps ずつ切り取ることで、RGB 画像を抽出し、頬の色彩地に対してヘモグロビンやメラニンの色相成分スペクトルの分解と、G 強度を算出し、心拍数の波形を求め特徴量を抽出している。分類には教師なしクラスター分析を用いている。

上述のように、これまでの研究では限定的な実験環境およびカメラをはじめとした特殊な計測装置を用いて、感情を推定することが可能であるが、日常生活では常に自分の顔を撮影したり、特殊なデバイスを装着したりすることは現実性に欠ける。本研究では、日常生活において装着しても支障が出ないスマートウォッチを用いて、情動・感情推定ができるシステムの構築を目指す。また、実際のスポーツ観戦中という突発的な強い情動・感情の変化が起こりうる環境で評価を行う。

3. スポーツ観戦時の情動・感情計測

3.1 心拍変動と自律神経系

自律神経系は、身体中にめぐっている筋肉や血管、感覚器、消化器の活動を自分の意思と無関係に調整している。ストレスがかかっている時に活発になる交感神経系と、反対にリラックスしている時に活発になる副交感神経系の二種類に分けられている。スポーツ観戦中にスーパープレイにより、心拍数と血圧が上がる、興奮していると感じる理由は、交感神経系が優位に働き、瞳孔や心拍数、血圧、気管の広さの調整を行っているためである。

自律神経系の活動の様子は、呼吸および血圧と同期した心拍変動 (HRV: Heart Rate Variability) に反映されていて、心拍変動を解析することで、自律神経の活動を定量評価することが可能である。心拍変動は、心拍間隔 (RRI: R-R Interval) の周期的な変動であり、通常心電図 (ECG:

表 1 スポーツ観戦中の感情の説明

嬉しい	応援しているチームが点を決めた時や、勝利したときの感情。
興奮	スーパープレーを見た時の感情
イライラ	応援しているチームの選手が点を取られたときや負けた時、シュートを外した瞬間などの感情。
落ち着き	試合が動かず、何も感じないとき

Electrocardiogram) を用いて抽出するが、光電式容積脈波記録法にて計測する手首の脈波から抽出する脈拍変動 (PRV: Pulse Rate Variability) の特徴も、完全に一致しないものの、情動や感情等の精神状態を表していることが報告されている [8]。

3.2 スポーツ観戦時の感情計測

本研究ではリアルタイムでの分類は行わず、スポーツ観戦時の感情を手動で入力してもらうことで脈拍間隔データを収集し、機械学習により感情を分類した。また、本研究は青山学院大学理工学部ライフサイエンス委員会の「人に係る研究」に関する審査・承認を受け実施された (承認番号 相 18-8) もので、データ収集は担当者が日本学術振興会提供の研究倫理 e-Learning コースの研修を受講し、修了して行われた。

データ収集は、22 歳から 24 歳の男女 10 名を対象にスポーツ観戦をしてもらい、その間の一拍毎の脈拍間隔データをスマートウォッチ (Polar M600, Polar 社) を用いて光電式容積脈波記録法 (PPG) により計測した。対象者は、図 1 に示すように、手首にスマートウォッチを装着してもらい、図 2 に示した独自の Android Wear アプリケーションソフトウェア (以降アプリという) を用いて心拍データと感情ラベルを収集した。観戦内容は、サッカーの試合の生中継およびハイライトで、バルセロナ vs レアルマドリードの試合 (2019 年、前半+後半、生中継)、バルセロナ vs レアルマドリードの試合 (2017 年、ハイライト)、ブラジル vs アルゼンチンの国際親善試合 (2012、ハイライト)、高校サッカー選手権の試合 (2019 年、ハイライト) と、高円宮杯 U-18 サッカーリーグ決勝 (2019 年、ハイライト) のうち、対象者が好みに合わせて選定した。そのため収集した試合ごとの脈拍データ時間にはばらつきがある。

感情分類には、「快-不快」「覚醒-眠気」の 2 次元で表される平面上に感情が円環上に並んでいるモデルであるラッセルの円環モデルを参考に、表 1 に示すように嬉しい、興奮、イライラ、落ち着きの 4 種類の感情を定義し、分類の対象とした [9]。図 2 のアプリは START ボタンを押したときから、STOP ボタンが押されるまでの脈拍間隔と経過時間が csv ファイルに書き込まれ、PLEASURE, EXCITEMENT, IRRITATION, CALM DOWN ボタンが押された場合は、各ボタンの番号、経過時間が csv ファイルに書き込まれる仕様になっている。

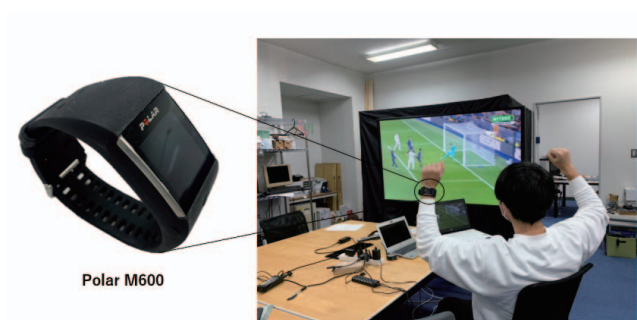


図 1 データ収集の様子と使用器具

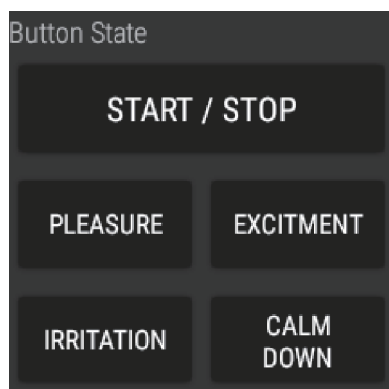


図 2 アプリケーション画面

表 2 3 分類時のラベル数

タイムウィンドウ	快	不快	普通	合計
前後 5 秒	598	224	214	1036
前後 10 秒	1484	553	526	2563
前後 15 秒	2641	980	926	4547

表 3 4 分類時のラベル数

タイムウィンドウ	嬉しい	興奮	イライラ	落ち着き	合計
前後 5 秒	138	460	224	214	1036
前後 10 秒	341	1143	553	526	2563
前後 15 秒	603	2038	980	926	4547

3.3 データセットの作成

収集した脈拍データ・感情データの整理を感情分類時に用いる真値のデータセット作成のために行った。感情ラベルのボタンが押された前後も押下時と同じ感情が働いていることを考慮して、前後 5 秒、10 秒、15 秒のタイムウィンドウを設けることで、フレームサイズ 6 秒、シフトサイズ 3 秒でそれぞれの特徴量の平均の算出を行った。そして、快 (嬉しい, 興奮), 不快 (イライラ), 普通 (落ち着き) の 3 種類の情動ラベルと、嬉しい, 興奮, イライラ, 落ち着きの 4 種類の感情ラベルで、2 つのデータセットを作成した。また、ユーザの誤作動によるラベルを除外して、ラベルデータを整理した。3 分類時と 4 分類時の整理したデータセットを表 2 と表 3 にまとめている。

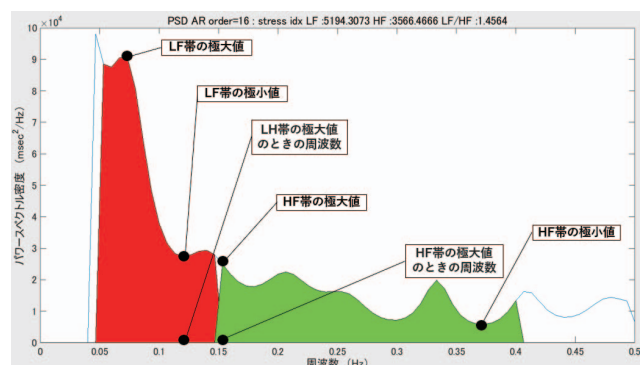


図 3 実装した脈拍間隔ノイズ処理手法を説明するコメント付き脈拍変動 PSD プロット

表 4 抽出した 16 個の特徴

特徴カテゴリ	説明	特徴数
時間領域解析	平均	11
	SDNN	
	CVNN	
	NN50	
	pNN50	
	MSD	
	MSSD	
	RMSSD	
	最大値-最小値	
	最大値	
	最小値	
周波数領域解析	LF	5
	HF	
	LF/HF	
	TP	
	VLF	

4. スポーツ観戦時の情動・感情分析

4.1 計測データの前処理

正確な解析を行うためにデータの前処理として、収集した脈拍間隔データを江口らの研究を参考にノイズ処理しデータ補間を行った [10]。まず、脈拍間隔が 250ms 以下で、1200ms 以上を除外し、さらに脈拍間隔が平均 $\pm 3\sigma$ の範囲 (σ : 標準偏差) にない場合、異常値としてさらに除外をおこない、残った脈拍間隔データを補間した。

4.2 特徴抽出

2 つのデータセットから時間領域解析と周波数領域解析により特徴量を合計 16 個の特徴した (表 4)。時間領域解析は、ある時刻の前後 15 秒の脈拍間隔データに対して行った。周波数領域解析はある時刻の前後 150 秒の脈拍間隔データにユール・ウォーカー法を用いパワースペクトルを求め、各周波数帯の積分値の合計を用いて、図 3 に説明するように VLF (超低周波), LF (低周波), HF (高周波), LF/HF, TP (Total Power) を算出した。

また、データ整理後の3分類時と4分類時のデータセットはそれぞれ快、興奮のデータ数に対して、快、興奮以外のデータ数が少なかった。そのためデータセットの均衡にするためにChawlaらが提案した、マイノリティクラスのオーバーサンプリングとマジョリティクラスのアンダーサンプリングを組み合わせた手法SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) を用いた。データセットをランダムにシャフルし4:1で訓練データとテストデータに分割した後に、訓練データに対してのみSMOTEは適用し、この動作を10回繰り返した。その結果、快、興奮以外の訓練データ数もそれぞれ快、興奮の訓練データ数と同じになった。

4.3 分類モデルの選定

Mathworks社のMATLABを用いて、五分割交差検証のいて、決定木、線形判別、2次判別、SVM (Support Vector Machine)、最近傍分類器、アンサンブル分類器、計6種類の分類モデルに学習させた。その結果、KNN(k-nearest neighbor algorithm)、細かいガウスSVM(support Vector machine)と、バギング木の精度が高いことがわかった。本研究では、今後データ数が増えることを考え、アルゴリズムの単純なKNNを選択した。

また、今回用いた16個の特徴量の中で選択したモデルと関係が薄い特徴量が含まれていることを考え、1つずつ特徴量を除き、分類学習器に学習させ、分類精度があがるまで特徴量削除を続けた。その結果、SDNNとNN50を取り除いたとき、細かいKNNを利用した分類精度が高くなったため、最終的な特徴量数はSDNNとNN50を除き14個とした。

5. 分類モデルの性能評価

選定したモデルの未知のデータに対する予測精度を検証するため、10回繰り返したシャッフル交差検証と一人抜き交差検証をそれぞれ3分類、4分類のデータセットに対しての汎化性能を評価した。それぞれのクラスの適合率、再現率、F1値と、適合率、再現率、F1値の加重平均を算出し、10回分の平均を求めた。前後10秒の解析データを用いた結果を表5と表6に示す。シャッフル交差検証で最も良い結果でた、前後10秒の解析データを用いて、一人抜き交差検証を行った結果を表7と表8に示す。

本研究はラベル増加時に、前後5秒、前後10秒、前後15秒の脈拍データを利用した場合に分けたが、すべての結果で、前後10秒の心拍データを用いた場合の精度が良かったことからスポーツ観戦中の情動・感情は、自分が感じた瞬間の前後も続くということが分かった。検証結果より、シャッフル交差検証を用いた場合の3分類の結果が、前後10秒の解析データ使用時に最も高く、F1値の加重平均が86%であった。また、4分類時も同じく前後10秒の解

表5 シャッフル交差検証で前後10秒の解析データを用いたKNNの結果(3分類)

	適合率	再現率	F1値	ラベルデータ数
快	0.91	0.90	0.90	296.4
不快	0.80	0.81	0.80	112.2
普通	0.80	0.81	0.80	104.4
加重平均	0.86	0.86	0.86	513

表6 シャッフル交差検証で前後10秒の解析データを用いたKNNの結果(4分類)

	適合率	再現率	F1値	ラベルデータ数
嬉しい	0.67	0.72	0.69	70.2
興奮	0.85	0.79	0.82	231.3
イライラ	0.77	0.81	0.79	106.9
落ち着き	0.81	0.82	0.81	104.6
加重平均	0.80	0.80	0.80	513

表7 一人抜き交差検証で前後10秒の解析データを用いたKNNの結果(3分類)

	適合率	再現率	F1値	ラベルデータ数
快	0.61	0.56	0.56	175
不快	0.21	0.23	0.21	66.8
普通	0.21	0.25	0.22	56
加重平均	0.49	0.43	0.44	297.8

表8 前後10秒の解析データを用いたKNNの結果(4分類)

	適合率	再現率	F1値	ラベルデータ数
嬉しい	0.10	0.1	0.1	42
興奮	0.46	0.42	0.42	133
イライラ	0.18	0.18	0.17	66.8
落ち着き	0.19	0.23	0.20	56
加重平均	0.33	0.28	0.29	305

析データを用いた時が最も良く、F1値の加重平均が80%であった。

一方、一人抜き交差検証では、3分類と4分類のF1値の加重平均がそれぞれ44%と29%と良くない結果となった。各感情ごとの各ラベルのデータが少ないことが要因として上げられるが、脈拍間隔や感情の起伏に個人差があるため、個人差に依らない手法を検討する必要がある。

6. 結論と今後の展開

本研究では、スポーツ観戦時の感情をKNNにより、快、不快、普通の3分類と嬉しい、興奮、イライラ、落ち着きの4分類の分類を行う手法を提案した。分類に、14個の特徴量を用いた結果、シャッフル交差検証時のF1値は3分類、4分類それぞれ前後10秒の解析データを用いた場合、86%、80%という結果でリアルタイムのフィードバックを行うには十分な精度となったが、一人抜き交差検証では44%、29%と不十分な精度となった。

今後は、本研究で用いた分類モデルを改良し、スマートウォッチのみを用いることでリアルタイムの感情分類及び

フィードバックを行うシステムの開発を目指す。作成した分類モデルを用いて、感情分類を行う際に、ある時間帯の連続する感情分類結果に対して多数決法を用い、ある一定数以上同じ感情と判定した場合に真の感情としてフィードバックを行うことで、100%に近い感情分類を実現できると考える。また、本研究の被験者は20代の10人のみだったこと、被験者はサッカーの試合のみを見たことから、より多くの年齢層、性別と、スポーツの種類に対してデータ収集を引き続き続けていきたい。

参考文献

- [1] 押見大地. スポーツ消費経験における感動の評価. In 横幹連合コンファレンス予稿集 第10回横幹連合コンファレンス. 横断型基幹科学技術研究団体連合(横幹連合), 2019.
- [2] 押見大地 and 原田宗彦. スポーツ観戦における感動場面尺度. スポーツマネジメント研究, 2(2):163–178, 2010.
- [3] FIFA - fifa.com. <https://www.fifa.com/?nav=internal>.
- [4] サッカーキング編集部. ペップ、fifa最優秀選手賞の選出について疑問を投げかける…「勝ち点250が必要かもね」. <https://www.soccerking.jp/news/world/eng/20190804/964248.html>.
- [5] 平尾航太, 斉藤裕樹, et al. 装着型センサのジェスチャ認識に基づく音楽ライブイベントの興奮感可視化システム. In マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム (DICOMO2016), pages 1801–1803, 2016.
- [6] 池田悠平, 岡田佳子, 堀江亮太, 菅谷みどり, et al. 表情と生体情報を用いた感情の推測方法の検討. In マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム (DICOMO2016), volume 2016, pages 149–161, 2016.
- [7] 遠藤慎, 橋武, and 佐鳥新. 機械学習を用いたカメラの画像解析による感情のパターン分類. 日本色彩学会誌, 41(3+):95–98, 2017.
- [8] T Tanabiki S Iwata K Abe E Yuda, J Hayano. Unique characteristics of heart rate variability obtained from pulse wave signals during work. *Journal of Advances in Information Technology*, 10(4):131–136, 2019. doi: 10.12720/jait.10.4.131-136.
- [9] J. A. Russell. A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6):1161–1178, 1980. doi:10.1037/h0077714.
- [10] Suehiro Shimauchi Kazuhiro Yoshida Kana Eguchi, Ryosuke Aoki and Tomohiro Yamada. Rr interval outlier processing for heart rate variability analysis using wearable ecg devices. 7, 2018.