

心拍変動を用いたスポーツ観戦時における 情動の客観的評価に関する研究

野本 大雅 (15816071)

ロペズ研究室

1. はじめに

多くの人がスポーツ観戦中に選手たちを賞賛するスーパープレーや懸命な姿、劣勢からの活躍場面などに心を動かされ、様々な感情を抱く。スポーツ観戦で得られる感情は個人毎に異なる一方、スーパープレーや優秀選手賞の選出は、投票権を所持する一部の人によって決定するため、個人の主観評価に依存するのが現状である。個人の主観評価に依存しないための一手法として、ウェアラブルデバイスを用いて人の感情を定量化する研究が存在する。ウェアラブルデバイスの一つであるスマートウォッチは、ユーザの動作や位置情報をはじめ、脈拍や脈波などのセンシングが可能である。また、装着時の違和感も少なく、手軽に生体情報を計測することが可能であり、心拍データからの感情を推定する研究に貢献している。

本研究では、スマートウォッチを用いてスポーツ観戦時における心拍データを取得し、心拍データによる情動の客観的評価として、「快」、「不快」、「普通」の感情に対して分析を行った。

2. 先行研究

遠藤ら[1]は、ビデオカメラで顔を撮影し、頬の部分の色彩地を用いて感情のパターン分類を試みた。その結果、70~80%の精度で joy, fear のクラスターに感情を分類した。この研究では、非接触での感情の識別を行ったが、常にユーザの顔を撮影し続けることは難しい。そのため本研究では、日常生活の中でも低負荷なウェアラブルデバイスを用いて感情分類を行う。

3. スポーツ観戦時の情動・感情分類手法

スポーツ観戦時の情動・感情分類を行うために、スマートウォッチを手首に装着した状態でサッカーの試合を視聴してもらい、自作したの Android Wear アプ

表 1. ラベルデータ数

被験者 (記録回数)	嬉しい	興奮	イライラ	落ち着き
1(6)	9	71	19	25
2(3)	4	19	21	6
3(2)	0	9	4	9
4(3)	10	15	3	11
5(3)	3	16	12	21
6(2)	1	7	0	7
7(2)	3	13	4	4
8(2)	18	18	27	16
9(2)	11	23	17	3
10(2)	10	39	5	5
合計	69	230	112	107

リケーションソフトウェア(アプリ)を用いて心拍データ、感情ラベルの収集を行った。被験者に対して「嬉しい」、「興奮」、「イライラ」、「落ち着き」を感じたシーンを視聴した場合にアプリのボタンを押してもらった。各ラベルでボタンを押下した回数を表 1 に示す。

本実験より得られた心拍間隔(RR)にノイズ処理と 1 秒間隔のリサンプリングを行った。その後、時間領域解析から、平均、SDNN、CVNN、NN50、pNN50、MSD、MSSD、RMSSD、心拍間隔の最大値・最小値、心拍間隔の最大値、最小値の 11 個の特徴量を抽出した [2]。また、周波数領域解析を行い、LF、HF、LF/HF、TP、VLF の 5 個の特徴量を抽出した。

被験者が感情のボタンを押下した前後も、押下時と同感情が働いていると考え、前後 5~15 秒の窓サイズを設け、その区間でフレームサイズ 6 秒、シフトサイズ 3 秒で特徴量の平均を算出し、感情のラベルとした。

感情の分類を行うため、初めに快(嬉しい、興奮)、不快(イライラ)、普通(落ち着き)の 3 種類の情動を分類し、その後 4 種類の感情の分析を行う。

被験者から集めたデータセットは快、興奮ラベルが多く、ばらつきがある。そのため、不均衡なデータセットを均衡にするため SMOTE (Synthetic Minority

Oversampling Technique) を用いた。データセットをランダムにシャッフルし 4:1 で訓練データとテストデータに分割し、その後、訓練データに SMOTE を利用し、訓練データを均衡化した。

情動・感情の分類には、機械学習を用いた。分類器の選定にあたり、Matlab の「分類学習器」というアプリケーションを利用した。全被験者のデータを 4:1 で訓練データとテストデータに分け、そのときの訓練データを SMOTE により均衡化されたラベルの特徴量データセットとこのデータセットに対するラベルを与えた。また、検証方法は、五分割交差検証を指定した。その結果、分類器を KNN (k-nearest neighbor algorithm) とした。使用する特徴量を削減するために、特徴選択を行った。1 つずつ特徴量を除き、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 を取り除いたときが最も高い精度となった。以上から、特徴量の数は SDNN と NN50 を除いた 14 個とした。

4. モデルの最適化と分類性能評価

KNN を利用する際に、訓練データの特徴量に合わせて訓練データの特徴量、テストデータの特徴量を標準化した。より高い精度に分類するためにパラメータの調整を行った。4:1 で訓練データとテストデータに分割した後、訓練データにグリッドサーチを用い、合計 512 通りの組み合わせで 5 分割交差検証を行った。各組合せの結果、KNN の最適なパラメータは n_neighbors が 1, weights が uniform, p が 1, algorithm が brute, n_jobs が 1 となった。

被験者 10 人から取得したすべてのデータセットをランダムにシャッフルし 4:1 で訓練データとテストデータに分割した。シャッフル交差検証を 10 回行った平均の汎化性能結果を 3 分類, 4 分類それぞれ出した。窓サイズごとの汎化性能評価結果を表 2, 表 3 に示す。3 分類, 4 分類時も窓サイズが前後 10 秒のときが最も精度が良かったが、4 分類時の「嬉しい」の精度が悪くこれはテストデータのラベル数が少なかったためであると考えられる。

表 2. 窓サイズごとの汎化性能評価結果(3 分類)

窓サイズ	F1 値		
	5 秒前後	10 秒前後	15 秒前後
快	0.87	0.90	0.88
不快	0.75	0.80	0.76
普通	0.73	0.80	0.78
加重平均	0.81	0.86	0.83

表 3. 窓サイズごとの汎化性能評価結果(4 分類)

窓サイズ	F1 値		
	5 秒前後	10 秒前後	15 秒前後
嬉しい	0.66	0.69	0.67
興奮	0.81	0.82	0.79
イライラ	0.75	0.79	0.76
落ち着き	0.72	0.81	0.80
加重平均	0.76	0.80	0.77

5. まとめ

本研究では、スポーツ観戦時における情動・感情の分類を実現するために、スマートウォッチを用いて収集した RRI と感情ラベルを用いて KNN により、「快」・「不快」・「普通」や、「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。提案した手法では、80%を超える F1 値をもたらした。3 分類, 4 分類時も F1 値の加重平均は 80%を超える良い結果であった。今回作成したモデルで、感情の分類を行う際に、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することで、100%に近い感情分類も可能となると考える。

今後の展望としては、本研究で提案した手法を用い、リアルタイムでの感情の分類を目指す。これを実現するために、心拍データを Bluetooth 通信でスマートフォンに送信し、分類結果をスマートウォッチに送信する仕組みの設計や、特徴量の削減も必要である。

参考文献

- [1] 遠藤慎, 橋武, 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, Vok. 41, No. 3+, pp. 95-98, 2017.
- [2] 早野順一郎, 岡田暁宣, 安間文彦. 心拍のゆらぎ: そのメカニズムと意義. 人工臓器, Vol. 25, No. 5, pp. 870-880, 1996.