

感情認識能力に配慮した アーチェリー学習者のコンディション推定手法の提案

高澤雄^{1,a)} 浜中 智己^{2,b)} 別宮 広朗^{2,c)} 大越 匡^{1,d)} 中澤 仁^{1,e)}

概要：アーチェリーの得点向上にはプレイヤーのスキルだけでなく心理的要因も寄与することが先行研究で示されている。よってアーチェリーの学習指導システムには、学習者の姿勢改善以外にもメンタルや体調の管理能力といった心理対処能力の向上も要求される。本研究はアーチェリー学習者のコンディション状態に沿った適切な指導を行うために、学習者がアーチェリーをする際のコンディションを推定する手法を提案する。被験者 10 名から収集したアーチェリー動作のデータに基づき、ベースラインとして設計した手法と、心拍カウント課題成績データを追加した手法を比較し評価した。その結果、被験者間の感情認識能力の差を考慮した後者の手法の有用性が示された。

1. はじめに

スポーツの成績やパフォーマンスに与える影響には様々な要因がある。成績に関係のありそうな直感的に認識できる要因や、身体的な要因や精神的な要因があり、様々である。プレイヤーの指導をする上では、成績において問題となっている要因を改善する必要がある。姿勢や動き方が問題の場合、適した上達のための指導によって改善の可能性があるが、精神的な要因が問題の場合、上達のための指導のみで改善することは難しく、休息を取るよう指導する必要などが生じる。そのため、スポーツにおける指導は、上達のための指導を行うだけでなく、学習者のコンディションを考慮する必要がある。

今日のアーチェリーの学習指導においても、プレイヤーのコンディションに適した指導が求められている。アーチェリーのパフォーマンスはプレイヤー個人の感情と明らかな関係性があり、低得点のプレイヤーはネガティブな感情パターンを伴うことが明らかになっている [1]。そこで、アーチェリーをしている時の感情、ストレス状態及び疲労度を含めたコンディションを推定して指導することが

重要だと考える。感情はコンディションの一部として学習指導に必要な要因であるので、感情推定はコンディション推定の一部と位置付ける。

コンディション推定のためのモデルを構築する際、被験者の自己報告のコンディション評価がよく使われている [2]。しかし、出力データのラベルとして使われている被験者自己報告のコンディション評価は主観的である。動画や生体情報は客観的な視点による被験者のコンディションを推定する入力である。このように、出力データのラベルとする主観的な感情評価と、入力データである客観的な生体情報・動画データのバイアスが、個人によって異なるため、モデルの精度低下の原因の一つとして考えられる。このバイアスによる推定精度の低下問題は、客観的に被験者の感情認識能力を評価することで一定程度改善できると考える。

そこで、本研究はコンディションに適した指導を行うために、感情認識能力を配慮したアーチェリー学習者のコンディション推定手法を提案する。具体的には、客観的なデータと主観的な感情評価のバイアスを減らすために、感情認識能力を評価する変数をモデルに入力した、アーチェリーの動作をする時のコンディション推定モデルを構築した。感情認識能力を評価する変数を入力せず、動画と生体情報のみを入力したモデルを本研究のベースラインモデルとする。実験として、被験者 10 名の動画と心拍データに基づき、ベースライン手法と提案手法の両手法を比較し、感情認識能力を評価する変数はコンディション推定手法の精度向上に寄与できるかどうかを検証する。

本研究は 2 章でコンディション推定と感情認識能力の関

¹ 慶應義塾大学環境情報学部
Faculty of Environment and Information Studies, Keio University, Fujisawa, Kanagawa 252-0882, Japan

² 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科
Graduate School of Media and Governance, Keio University, Fujisawa, Kanagawa 252-0882, Japan

a) t19295zg@sfc.keio.ac.jp

b) hamachu@sfc.keio.ac.jp

c) bekkuzer@sfc.keio.ac.jp

d) slash@sfc.keio.ac.jp

e) jin@sfc.keio.ac.jp

連研究を紹介する。3章でアーチェリー動作時のデータと感情認識能力を評価するデータを収集する実験について説明する。4章は収集したデータについての前処理、ベースラインと提案手法及び両手法結果の比較について説明する。5章は得られた結果に基づき、提案手法の有用性と限界性について考察を行う。6章は今後の課題についての展望を述べる。

被験者の感情認識能力を客観的に評価することで、コンディション推定における客観的なデータと主観的な感情評価のバイアスを小さくする本研究の貢献は以下の通りである。

- ・アーチェリーの学習指導において、感情、疲労度とストレスから構成するコンディションの推定を、動画と心拍データを用いて実現する。
- ・内受容感覚の正確さが、覚醒度、ドミナンス、疲労度とストレスの4次元のコンディション推定における感情認識能力の評価手法としての有用性を示す
- ・被験者の主観的な自己報告を正解ラベルとする、感情推定を含めたコンディション推定について、客観的なデータと主観的な感情評価のバイアスによる精度低下を削減する手法を提案する。

2. 関連研究

本研究のコンディション推定は感情推定とストレス・疲労度推定から構成される。また、被験者感情認識能力を評価するために、内受容感覚の正確さを計測する心拍カウント課題成績を利用する。よって、コンディション推定と感情認識能力についての関連研究をそれぞれ説明する。

2.1 コンディション推定

コンディション推定の一部は感情推定である。感情推定の手法は多く研究されており、生体情報による感情推定 [3][4]、顔表情による感情推定と動画 [5] による感情推定などの推定方法が提案されている。このように多様なデータによる感情推定手法が関連研究で提案された。しかし、アーチェリーをしている時に、収集できる生体情報が心拍データや体表温度などに限られている。本研究では感情推定の関連研究の手法を参考に、アーチェリースポーツへの適用性を考慮し、ウェアラブルデバイスで収集できる心拍データとアーチェリーをしている際の動画を用いた感情推定を行う。

また、人間の感情を客観的に表すモデルは複数存在するが、本研究は3次元のPAD感情モデル [6] を使用した。PADモデルは感情を感情価 (Pleasure)、覚醒度 (Arousal) とドミナンス (Dominance) の3次元で評価するモデルである。感情価は快 - 不快の次元で、覚醒度は興奮 - 沈静の次元で、ドミナンスは緊張 - 弛緩の次元で感情を評価している。

さらに、アーチェリーをしている時のコンディションは先行研究によって定められていない。よって、本研究はアーチェリー学習指導のためのコンディション推定という視点から、アーチェリーの得点に影響可能であり学習指導において重要であると考えられる身体的・精神的要因をコンディションの一部とする。このような視点から、疲労度とストレスもアーチェリーの得点に影響可能でアーチェリーの学習指導において重要であると考え、コンディションの一部として推定する。よって感情価、覚醒度、ドミナンス、疲労度、ストレスの5次元を対象にコンディション推定を行う。

2.2 感情認識能力

本研究のコンディション推定は被験者の自己申告に依存しており、被験者が自身の感情を感覚でとらえて評価することは、いわゆる被験者が感情経験 (emotion experience) を行うことである。被験者の感情経験は主観的な経験であり、被験者の感情認識能力の個人差は自己申告の個人選好に関連すると考える。

客観的に被験者の感情認識能力を測るために、本研究は内受容感覚の正確さ (interoception accuracy) という評価方法を用いる。

内受容感覚はイギリスの生理学者であるチャールズ・シェリントン (Charles Sherrington) が提唱した概念である。

内受容感覚は身体内部の変化に関する感覚であり、感情経験との関わりが深く、近年研究が進んでいる。内受容感覚の正確さを評価する方法として、心拍カウント課題と心拍検出課題が挙げられる。Stefan Wiens らの研究により心拍検出課題の成績とカテゴリ化された感情経験の強さの正の相関がみられる [7]。また寺澤らの研究により、心拍カウント課題成績と他人表情の認知能力の正の相関が示された [8] ことから、内受容感覚の正確さと感情経験の認識能力の相関性が示唆されている。よって、本研究は内受容感覚の正確さを心拍カウント課題で評価し、その成績を被験者の感情認識能力と位置付ける。このような感情認識能力を一つの説明変数とするコンディション推定モデルを構築する。

3. データ収集実験

データ収集実験はアーチェリー動作の実験と心拍カウント課題実験の2部分から構成されている。各被験者に対して、アーチェリー動作の実験の前に心拍カウント課題実験を実行した。

3.1 アーチェリー動作の実験

10名の被験者を募集し、アーチェリー動作の実験を行った。アーチェリー初心者へのサポートが学習指導の主な役割であるため、初心者の被験者を10名募集した。本研究

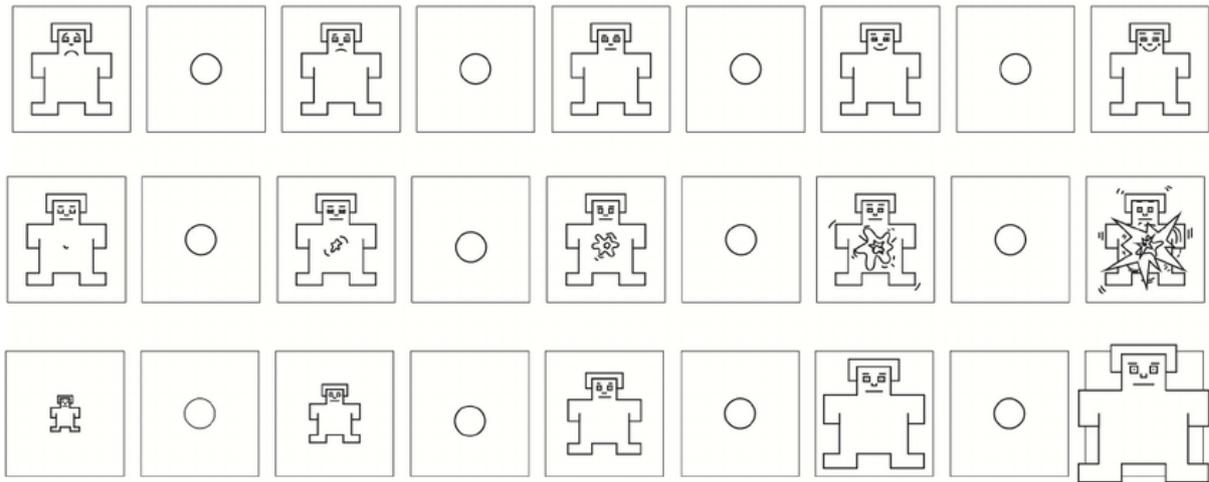


図 1 S.A.M スケール

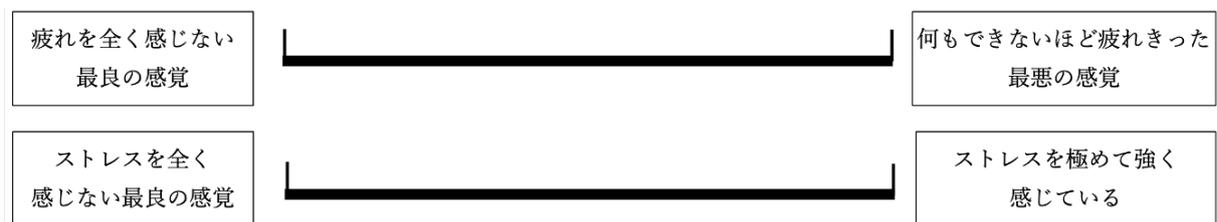


図 2 本研究の疲労度とストレスのスケール

はアーチェリーをしている時のデータから得点を予測する研究とは趣旨が異なるため、被験者が全員初心者であることは熟練度に関するデータの偏りをもたらすものの、コンディショニングの推定の障害にならないと考える。

また、実験環境の制限のため、各被験者にアーチェリーの動作を模倣するように要求し、アーチェリー動作を 15 秒間継続し 10 回繰り返させた。動作時に、被験者の左腕に Apple Watch を装着し、右側に設置した動画撮影用のカメラで撮影した。被験者の心拍データは Apple Watch の光電式容積脈波記録法 (フォトプレチスモグラフィ) のセンサーで計測されて Aware フレームワーク [9][10] によって記録される。被験者は現時点の感情価、覚醒度、ドミナンス、疲労度、ストレスといった 5 次元のコンディショニング状態を動作前のアンケートで記入した。

本研究のアンケートは S.A.M(Self-assessment manikin) と VAS(Visual Analogue Scale) を使用した。S.A.M は Lang[11] が提唱した感情測定のスケールで (図 1)、感情推定の研究で多く使われている。3 次元の PAD 感情モデルに対応しており、S.A.M の 3 行はそれぞれ感情価、覚醒度とドミナンスを自己評価するスケールとなっている。現時点の自分の感情経験と一番合致している選択肢を選ぶよう被験者に要求した。

しかし、アーチェリー時のコンディショニングは感情だけではない。具体的には感情のほか疲労度やストレスなどが考

えられる。本研究の実験はアーチェリーのコンディショニングに適用するように、疲労度とストレスについて、短時間で主観的なコンディショニング評価を取得できる VAS 法を利用した。VAS 法は 100mm の直線が書かれ、実験参加者は現時点の状態に合う位置に印をつけることで、その状態を測定する方法である。ストレスの測定に VAS 法の有用性が示されている [12][13]。図 2 は本研究で使用した疲労度とストレスの VAS 法によるスケールである。疲労度測定用の VAS スケールは日本疲労学会のスケールでも使用されている [14]。

3.2 心拍カウント課題実験

本研究は被験者の内受容感覚の正確さを評価するために、心拍カウント課題を採用した。心拍カウント課題は一定時間内において、被験者が内受容感覚で数えた自身の心拍数と被験者の正確な心拍数の差を計算し、被験者の内受容感覚の正確さを評価する実験手法である。Schandry の心拍カウント課題実験 [15] を参考しながら、本研究はウェアラブルデバイスである Apple Watch で計測できるように設計した。

被験者に安静な環境で座った状態で実験を行った。Apple Watch の心電図機能を使用し、30 秒間の単極誘導類似の心電図を取得した。心電図を取得した間、被験者に手で身体に触れないで、30 秒間の心拍数を数えさせた。この

ような 30 秒の実験を各被験者に 5 回繰り返した。実験が全部終了した時点まで、被験者に各回の心拍数の計測値を教えないようにした。算出された 30 秒間の平均心拍数 (N_{actual}) と被験者の報告心拍数 (N_{report}) からエラースコア ($error\ score$) が計算される。5 回のエラースコアの平均値を被験者内受容感覚の正確さを表す変数としてモデルに入力する。

$$error\ score = \frac{|N_{actual} - N_{report}|}{N_{actual}} \quad (1)$$

4. コンディション推定モデルの構築

本研究はコンディション推定モデルについて、感情認識能力を配慮していないベースラインモデルと、感情認識能力を配慮した提案手法を構築した。

具体的に、動画データと心拍データについて前処理して、ベースラインモデルに入力する。内受容感覚の正確さを評価するエラースコアと、前処理された動画・心拍データと結合して、提案手法のモデルに入力する。また、動画データと心拍データは前処理を通して、関節座標 (keypoints 座標), bounding box 内のグレースケール画像と標準化された心拍データを出力する。この 3 つの出力はコンディション推定モデルに入力される。

4.1 データの前処理

4.1.1 OpenPose を用いた関節検出

OpenPose はリアルタイムで多人数に対応可能な人間のポーズを検出できる深層学習モデルである [16]。画像内から人間の部分を囲める bounding box の 4 つの座標を計算し、人間の 15 個以上の関節座標を keypoints 座標として検出できる。本研究では 17 個の keypoints を検出する OpenPose を利用する。図 3.1 はアーチェリーの画像を OpenPose によって処理した例である。また、図 3.2 は OpenPose により検出された bounding box 内のピクセルをグレースケール化した画像である。本研究は 300 フレームから 16 フレームを抽出してモデルに入力するように、18 フレームおきに 1 フレームを抽出するようにサンプリングした。

また、keypoints 座標の変化は身体の動きを客観的に表現できるという仮説から、keypoints 座標を標準化してモデルに入力した。両肩の中間点の座標が首の座標、腰両側 keypoints の中間点の座標が骨盤の座標であるとし、首の座標が (0, 0) になり、骨盤の座標 (1, 0) になるように標準化する。つまり、標準化された keypoints は、首と骨盤の距離が常に 1 で、脊柱が常に水平の x 軸と重なる。

4.1.2 転移学習を用いた特徴量抽出

動画から特徴量を抽出するために、OpenPose を使用して生成した bounding box 内のグレースケール動画を R(2+1)D モデルに入力した。

R(2+1)D モデルは動画による行動認識を目的とし



アーチェリーの画像に OpenPose を適用

bounding box 内のピクセルをグレースケール化

図 3 OpenPose の使用例

て開発された ResNet (Residual Network) である [17]。3DCNN(3D Convolutional Neural Network) の代わりに、動画の各フレームの空間的情報を処理する 2DCNN(2D Convolutional Neural Network) と、各フレーム間の時間的情報を処理する 1DCNN(1D Convolutional Neural Network) の組み合わせで、時間的情報を含んだ動画データを解析する機械学習モデルである。R(2+1)D モデルは 3 チャンネル 16 フレームの動画入力データに対し、400 クラスの分類を行う行動認識モデルである。本研究の R(2+1)D モデルを転移学習することで、長さ 400 のベクトル特徴量を抽出する。

行動認識の深層学習モデルによって抽出された特徴量が被験者のコンディションを説明するので、本研究は事前学習の R(2+1)D モデルを転移学習の手法で本研究のモデルに適用した。

また、動画データの前処理を行った。メモリーの容量を節約するために、OpenPose によって前処理された画像データはグレースケールで保存されている。グレースケールで保存された動画を 3 チャンネルに拡張し、各チャンネルで標準化した後、(112, 112) のサイズで 16 フレームの画像になるように処理した。バッチサイズを 8 に設定し、(8, 3, 16, 112, 112) の形の動画データを事前学習の R(2+1)D モデルに入力して転移学習を行い特徴量を抽出した。

4.1.3 心拍データのスプライン補間

記録された心拍データについても前処理を行った。

心拍数のデータは Apple Watch から取得されており、Apple Watch による心拍データは一定の時間間隔で計測されていない。心拍データは時系列データであり、各計測時点の時間間隔を統一しなければ、その心拍データの時間に

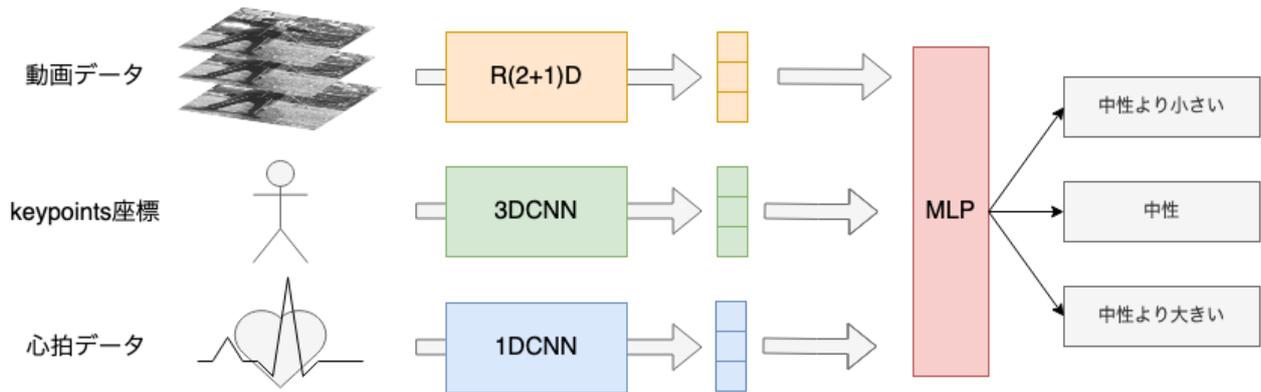


図 4 ベースラインモデルの構造図

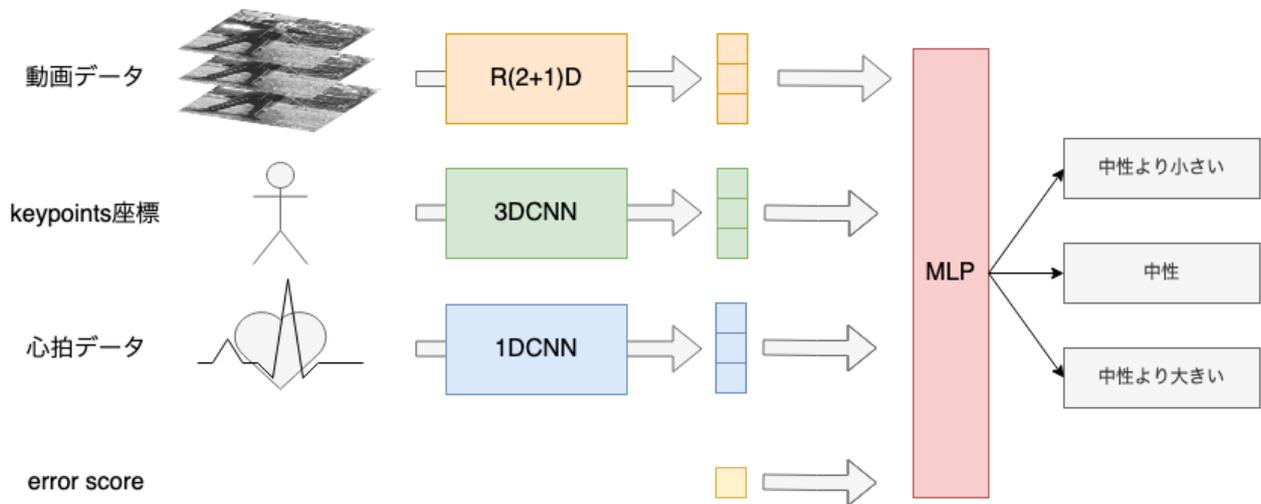


図 5 提案手法モデルの構造図

つれの変化を正しく説明できない。そこで、Apple Watchで計測された心拍データについて、3次のスプライン補間を行った。1秒間隔に補間されたデータが最大値で標準化され、30秒間の心拍データをモデルの入力データとした。

4.2 ベースラインモデルの構築

ベースラインモデルは図4のようにマルチモーダルな機械学習モデルである。動画データにR(2+1)Dモデルを転移学習で適用した。keypoints座標には3DCNNモデルで、心拍データには1DCNNモデルを適用した。

本研究はアーチェリーの得点に影響しうるコンディションの推定が目標であるため、粒度が大きめな定性的な分類を行うようにした。各次元のアンケート回答について、「中性」を境界として「中性より大きい」と「中性より小さい」の2クラスに分ける。S.A.Mは9選択肢のスケールであり、ストレスと疲労度についても、真ん中の「中性」という回答は「中性より大きい」と「中性より小さい」、いずれのクラスとも区別している。ゆえに、アンケートの回答を「中性」、「中性より大きい」と「中性より小さい」の3

クラスに分けるようにした。

また、ストレスと疲労度の回答はS.A.Mスケールの回答のようなカテゴリ変数ではなく、小数点後一位を含めた数値である。よって、3クラスの分類ができるように、この2項目の回答を3クラスのカテゴリに変換した。

すなわち、動画データ、keypoints座標と心拍データをそれぞれR(2+1)D、3DCNNと1DCNNを通して結合し、多層パーセプトロンによって「中性より小さい」、「中性」と「中性より大きい」の3クラス分類を行う。多層パーセプトロンモデルは1層のみの隠れ層から構築される。学習率は0.005に設定し、損失関数に交差エントロピー誤差を使用した。

4.3 提案手法

提案手法のモデルは図5のように、ベースラインモデルの構造を維持した上、特徴量として心拍カウント課題成績のエラースコアを追加した。動画データ、keypoints座標と心拍データを処理するアプローチはベースラインモデルと一致している。エラースコアは特定のレイヤーを通さ

表 1 両手法の結果

	ベースライン		提案手法	
	正解率	Macro F1	正解率	Macro F1
感情価 (Pleasure)	0.85	0.813	0.80	0.736
覚醒度 (Arousal)	0.60	0.561	0.60	0.599
ドミナンス (Dominance)	0.50	0.491	0.60	0.611
疲労度 (Tiredness)	0.50	0.460	0.60	0.581
ストレス (Stress)	0.70	0.513	0.80	0.656

ず, R(2+1)D, 3DCNN と 1DCNN を通した動画データ, keypoints 座標と心拍データのベクトルと結合され, 多層パーセプトロンに渡される. 学習率は 0.005 に設定し, 損失関数に交差エントロピー誤差を使用した. 提案手法のモデルはベースラインモデルと同じように「中性より小さい」, 「中性」と「中性より大きい」の 3 クラスで分類する.

4.4 実験結果

両手法のモデルを訓練し, テストデータで評価を行った. 両手法のモデルは多クラス分類のモデルのため, 正解率のほか Macro F1 スコアで評価した. その結果を表 1 で示す. 感情価を除き, 覚醒度, ドミナンス, 疲労度とストレスの 4 次元について, ベースライン手法と比較した結果, 感情認識能力を評価する変数をモデルに入力した提案手法は, 客観的なデータと主観的な感情評価のバイアスによる精度低下を一定程度に解消でき, 有用性を示した.

5. 考察

感情価は, 覚醒度, ドミナンス, 疲労度とストレスの 4 次元と違い, ベースライン手法と比べ高精度にならなかった原因について, 考察する.

内受容感覚の正確さと感情経験の研究に関連し, PAD モデルにおける各次元の経験と内受容感覚の正確さも考察されている. 感情価の経験は内受容感覚の正確さと関係なく, 感情経験の強さ (intensity of emotional experience) は内受容感覚の正確さと関係しているという仮説と実験結果との一致性を Wiens らが示した [7].

つまり, 被験者の快 - 不快を表す感情価の次元についての主観的な評価は, 内受容感覚の正確さと関係ないとされている. 一方, 被験者が自身の感情を主観的に評価するとき, 感覚でとらえた感情経験の強さは, 内受容感覚の正確さと関係性があるとされている.

Wiens らの研究と同様に, 本研究でエラースコアによって測定した被験者内受容感覚の正確さが, 被験者の感情価項目のアンケート回答が表す感情価の主観的経験と関係ないと考えられる. Wiens らの研究を参考に, ベースラインモデルと比較して提案モデルの感情価についての推定精度が劣ることは, 内受容感覚の正確さで計測した感情認識推定手法が感情価の認識能力を評価できないことを説明して

いる.

しかし, ベースライン手法と比べ, 覚醒度, ドミナンス, 疲労度とストレスの 4 次元において正解率と Macro F1 スコアが向上したため, 提案手法がコンディション推定手法としての有用性を示した. 主観的な感情評価と客観的な生体情報・動画データのバイアスは, 被験者の感情認識能力を評価する変数をモデルに追加したことで, 一定程度削減できたといえる.

6. 展望

本研究はアーチェリーをしている時のコンディション推定実験を行った. ベースラインモデルと比べ, 提案手法は, 覚醒度, ドミナンス, 疲労度とストレスの 4 次元において正解率と Macro F1 スコアが向上した.

一方で, PAD モデルの感情価次元の推定手法として, 提案手法はベースライン手法よりも劣っている. この結果は Wiens らの仮説と実験結果を参考にすると, 本研究の提案手法は感情価推定における限界を示している. 感情価の認識能力を評価できる変数が内受容感覚の正確さのほかにある場合, そのような変数を特定する必要がある.

本研究はコンディション推定において, 主観的な被験者の報告と客観的に取得したデータの間のバイアスの解消を試みた. 被験者の主観的な報告に依存する感情推定手法を対象にした場合, バイアスを解消させた客観的な評価が推定精度の向上に寄与した. アーチェリーの動作をしている時のコンディション推定において有用性を示した一方で, 汎用的なコンディション推定における有用性を明らかにするのが今後の課題である.

また, 被験者の内受容感覚の正確さを評価する手法は心拍カウント課題や心拍検出課題などのいくつか提案されている. しかし, これまで提案された内受容感覚の正確さの評価手法は全て実験室環境で行われており, 今後のコンディション推定に応用しにくい. コンディション推定に適した内受容感覚の正確さを評価する手法についての研究も今後の課題である.

7. 終わりに

本研究は PAD モデルの 3 次元, 及び疲労度とストレスの 2 次元, 合計 5 次元を対象にアーチェリーをしている時

のコンディション推定実験を行った。その結果、動画データ、keypoints 座標と心拍データのみを入力としたマルチモーダルなベースラインモデルと比べ、感情認識能力を評価する変数として心拍カウント課題成績のエラースコアを追加した提案手法は、覚醒度、ドミナンス、疲労度とストレスの4次元において正解率と Macro F1 スコアが向上することが確認された。また、本研究の提案手法が感情価の次元を精度高く推定できない原因について考察して、今後の課題について展望した。

謝辞 本研究は、JST, CREST, JPMJCR19A4 の支援を受けたものです。本研究は、JSPS 科研費 JP21K11853 の助成を受けたものです。本研究は、独立行政法人日本学術振興会の「日中韓フォーサイト事業」（課題番号：JPJSA3F20200001）の助成を得た。

参考文献

- [1] C Robazza, Bortoli L, and Nougier V. Emotions, heart rate and performance in archery. a case study. *J Sports Med Phys Fitness*, Vol. 39, No. 2, 1999.
- [2] Minna Isomursu, Marika Tähti, Soili Väinämö, and Kari Kuutti. Experimental evaluation of five methods for collecting emotions in field settings with mobile applications. *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 65, No. 4, pp. 404–418, 2007.
- [3] Chuan-Yu Chang, Chuan-Wang Chang, Jun-Ying Zheng, and Pau-Choo Chung. Physiological emotion analysis using support vector regression. *Neurocomputing*, Vol. 122, pp. 79–87, 2013. Advances in cognitive and ubiquitous computing.
- [4] Jonghwa Kim and Elisabeth André. Emotion recognition based on physiological changes in music listening. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 30, No. 12, pp. 2067–2083, 2008.
- [5] Ginevra Castellano, Santiago D Villalba, and Antonio Camurri. Recognising human emotions from body movement and gesture dynamics. In *International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*, pp. 71–82. Springer, 2007.
- [6] Albert Mehrabian and James A Russell. *An approach to environmental psychology*. the MIT Press, 1974.
- [7] Stefan Wiens, Elizabeth S. Mezzacappa, and Edward S. Katkin. Heartbeat detection and the experience of emotions. *Cognition and Emotion*, Vol. 14, No. 3, pp. 417–427, 2000.
- [8] Yuri Terasawa, Yoshiya Moriguchi, Saiko Tochizawa, and Satoshi Umeda. Interoceptive sensitivity predicts sensitivity to the emotions of others. *Cognition and Emotion*, Vol. 28, No. 8, pp. 1435–1448, 2014.
- [9] Denzil Ferreira, Vassilis Kostakos, and Anind K Dey. Aware: mobile context instrumentation framework. *Frontiers in ICT*, p. 6, 2015.
- [10] Yuuki Nishiyama, Denzil Ferreira, Yusaku Eigen, Wataru Sasaki, Tadashi Okoshi, Jin Nakazawa, Anind Dey, and Kaoru Sezaki. IOS Crowd-Sensing Won't Hurt a Bit!: AWARE Framework and Sustainable Study Guideline for iOS Platform, pp. 223–243. 07 2020.
- [11] Margaret M Bradley and Peter J Lang. Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of behavior therapy and experimental psychiatry*, Vol. 25, No. 1, pp. 49–59, 1994.
- [12] FX Lesage, S Berjot, and F Deschamps. Clinical stress assessment using a visual analogue scale. *Occupational Medicine*, Vol. 62, No. 8, pp. 600–605, 2012.
- [13] FX Lesage and S Berjot. Validity of occupational stress assessment using a visual analogue scale. *Occupational medicine*, Vol. 61, No. 6, pp. 434–436, 2011.
- [14] 日本疲労学会. 疲労感 vas(visual analogue scale) 検査の記入方法について.
- [15] Rainer Schandry. Heart beat perception and emotional experience. *Psychophysiology*, Vol. 18, No. 4, pp. 483–488, 1981.
- [16] Zhe Cao, Tomas Simon, Shih-En Wei, and Yaser Sheikh. Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 7291–7299, 2017.
- [17] Du Tran, Heng Wang, Lorenzo Torresani, Jamie Ray, Yann LeCun, and Manohar Paluri. A closer look at spatiotemporal convolutions for action recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 6450–6459, 2018.