

目は口ほどに物を言う？：ポーカーを対象とした欺瞞の分析

高畠 匠平^{1,a)} 嶋田 和孝^{2,b)}

概要：欺瞞は、意図的に他人を誤解させることである。しかし、欺瞞の種類は多様である。例えば、一般的に優しい嘘と呼ばれる、相手を傷つけないための欺瞞や、ポーカーのブラフのような言葉を使わずに行動だけで、相手を騙す欺瞞も存在する。本研究では、あまり研究されていない言葉を用いない欺瞞に着目し、著者らが収集したポーカーコーパスに対して、人手による欺瞞検出と機械学習を用いた欺瞞検出を行う。

キーワード：欺瞞検出, コーパス, 機械学習

The Eyes are the Windows to the Soul?: Analysis of Deception in Poker Games

Abstract: Deception is an act or statement that deliberately misleads someone. There are various types of deception. For example, the “white lies” are generally used not to hurt someone’s feelings. Another example is “bluffs” in poker games, and it promotes a belief that is not true in opponent’s mind. In this paper, we attempt to realize a deception detection model that utilizes gaze and motion features for our poker corpus. We report the detection results both by the humans and by our models.

Keywords: deception detection, corpus, machine learning

1. はじめに

欺瞞は、意図的に他人を誤解させることと定義されている [1]。Perez ら [2] は、実際の法廷での欺瞞を収集している。このような言葉を使った欺瞞については、機械学習で人間の検出精度を超えている [3]。

しかし、欺瞞の中には、騙すための手段として言葉を用いないものも存在する。その一つにポーカーのブラフがある。ブラフとは言葉を用いずに掛け金を変更することで、自らの手札の強さを偽る行為である。ポーカーにおいて、ブラフは勝つチャンスを向上させる唯一のスキルである [4] と言われるほど重要であり、ブラフの検出を行った研究 [5] も存在する。世界で初めて複数人対戦でプロプレイヤーに勝ったポーカーの AI [6] を応用すれば、自立走行車が他の

運転手のとる行動を予測したり、不正の検出アルゴリズムを改良したりできるかもしれないと言われている*1。よって、ポーカー AI の一部である、ブラフのような言葉を用いない欺瞞を見破ることは重要であるといえる。さらに、現在はコロナウイルスの影響により、ポーカーをプレイする際にも、プレイヤーはマスクをつけていることが予想される。これにより、表情から相手の心情を読み取ることができないため、ブラフの検出はより難しいものになっていると考えられる。

そこで本研究では、騙すための手段として言葉を用いない欺瞞であるブラフを収集した、ポーカーコーパスを構築する。コロナウイルスの影響を考慮し、収録の際にプレイヤーにはマスクを着用してもらう。人手による検出を行い、表情が読み取れないマスクを着用した状態でのブラフ検出の難しさを確認する。機械学習を用いた分析では、マスクをしていても読み取れる視線情報と動作情報を特徴量として用いて分析を行う。

¹ 九州工業大学大学院 情報工学府 先端情報工学専攻
Department of Advanced Informatics, Kyushu Institute of Technology

² 九州工業大学 大学院情報工学研究院 知能情報工学研究系
Department of Artificial Intelligence, Kyushu Institute of Technology

a) s_takabatake@pluto.ai.kyutech.ac.jp

b) shimada@pluto.ai.kyutech.ac.jp

*1 <https://wired.jp/2019/07/29/new-poker-bot-beat-multiple-pros/>

2. 関連研究

欺瞞の検出は先行研究において、発言の一部に嘘を含むかどうかを分類するタスクとして取り組まれており、主に機械学習が用いられる。

Wu ら [3] は、画像特徴量、言語特徴量、音響特徴量、さらに人間がラベル付けした微表情を用いて、実際の法廷での欺瞞を集めたデータセットに対して、検出を行っている。そして、人間を超える精度を達成している。最近では、同じデータセットに対して、上記の研究で使われている微表情を自動で検出するツール OpenFace [7] により抽出した特徴量を用いた研究 [8] や人間の骨格座標点を検出するツール OpenPose [9] により抽出した特徴量を用いた研究 [10] が登場している。

Hasen ら [11] は、人が嘘をつくときは想像していることに注目し、記憶をたどりながら話すときと想像しながら話すときの違いを分析している。さらに、イラストに描かれていることについて、本当または嘘を言っているデータを収集し、記憶と想像のデータで学習したモデルを転移学習することで欺瞞検出を行っている。

我々の以前の研究 [12] では、嘘をついた際の変化のみを捉えるために、モニターを用いて被験者に質問し、返答時の欺瞞を収集した。このコーパスを人手により分析し、口角の上昇などの表情の変化に特徴があることを確認した。機械学習を用いた欺瞞の検出実験では、輝度の分布をとらえた LBP-TOP 特徴量 [13] や dlib [14] による顔の座標点から抽出した特徴量を用いて、欺瞞検出を行っている。

3. ポーカーコーパスの構築

ポーカーコーパスの収録には、テキサスホールデムポーカー*2を用いる。プレイヤー数は2人で、どちらかの初期チップ20枚がなくなるまでゲームを続ける。プレイヤーには、騙す意思をもって掛け金を決定するとき、つまりブラフをかけたことをつま先を挙げることで知らせてもらう。この様子をプレイヤーの正面から撮影する。また、ゲームの状況を確認するために配られるカードとブラフをかけていたかを確認するためにプレイヤーの足元も撮影する。撮影には GoPro HERO5 Session を使い、画素数は横幅 1920 ピクセル、縦幅 1080 ピクセル、フレームレートは 30 fps に設定している。実際の撮影環境を図1に示す。

上記の設定のもと、合計8ゲーム分を収録した。収録時間は2時間程度であった。ブラフをかける可能性があるタイミング、つまりプレイヤーが自分の掛け金を決定したタイミングの数は227であった。その内、騙す意思をもって掛け金を決定した数(ブラフ)は51であった。実際に撮影したプレイヤーの様子を図2に、配られるカードの様子



図1 ポーカーコーパス収録環境



図2 プレイヤー



図3 カード

を図3に、ブラフ確認用の足元の様子を図4に示す。

4. 人手による欺瞞検出

ポーカーコーパスに対して、人手による欺瞞検出を行った。ブラフをかけるか考えているときとブラフをかけた後にそれを隠そうとしているときを分析するために、ブラフが発生するタイミングであるチップをかけたときの前後を分析対象とする。分析開始時刻はプレイヤーにチップをかける順番が回ってきたタイミングとした。分析終了時刻は、次に相手のプレイヤーが掛け金を決定したとき、または場のコミュニティカードが配られたときとした。音声あり/

*2 <https://bright777.com/texasholdem2>

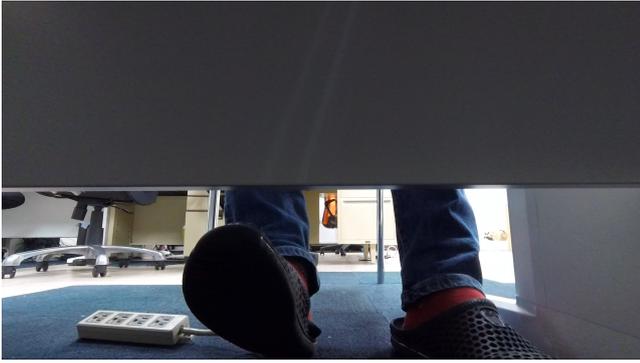


図 4 ブラフ確認用足元

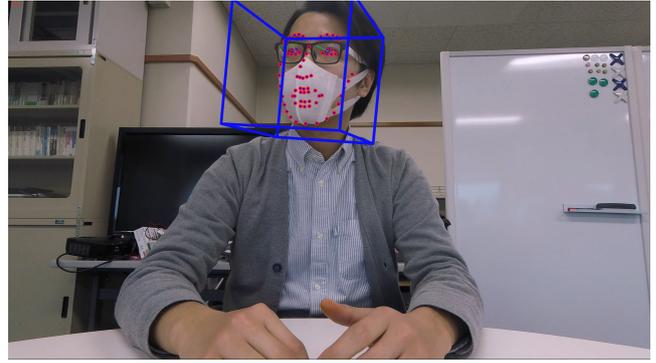


図 5 OpenFace による検出結果

表 1 人手による検出結果

作業者	音声	正答率	ブラフ		ブラフでない	
			再現率	適合率	再現率	適合率
A	あり	65.63	31.37	27.11	75.56	79.16
B	あり	68.28	45.09	34.32	75.00	82.50
C	なし	58.59	45.09	25.84	62.50	79.71
D	なし	59.91	31.37	22.22	77.41	68.18

音声なしでそれぞれ 2 人のアノテーターに視聴してもらった。それぞれのアノテーターの検出精度を表 1 に示す。

ポーカーコーパスでは、データが不均衡であるため、すべてブラフであると予測するとブラフの適合率は 22.47% に、すべてブラフでないとして予測するとブラフでないものの適合率は 77.53% となる。人手による検出では、データの偏りに沿った配分でラベルを振る傾向があり、ブラフでないものに対して高い再現率と適合率を達成している。よって、人間は多くのブラフでないものの検出が可能であると考えられる。

5. 機械学習による検出

ポーカーコーパスに対して欺瞞検出実験を行う。5.1 節で検出に用いた特徴量の設計について述べ、5.2 節で実験の設定および検出結果について述べる。

5.1 特徴量設計

ポーカーコーパスでは、被験者はマスクを着用している。ゆえに表情などの特徴量は使えない。そこで、プレイヤーの視線と動作に注目し特徴量を抽出する。

視線の特徴量抽出には OpenFace を用いる。OpenFace では、顔や視線の方向などを検出することができる。実際にポーカーコーパスに対して、検出した結果を図 5 に示す。検出した視線の角度を用いて、特徴量を抽出する。抽出した特徴量を以下に示す。

- 右下を見ていた割合
- 右上を見ていた割合
- 左下を見ていた割合
- 左上を見ていた割合

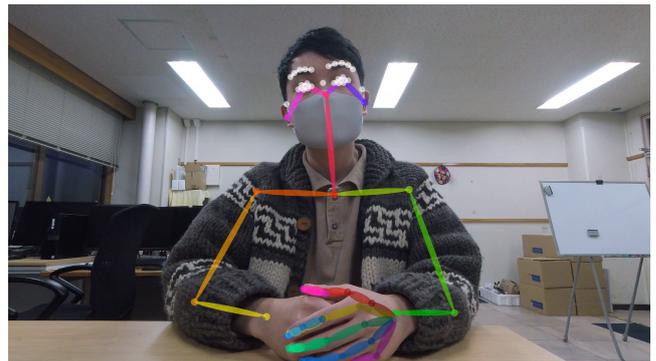


図 6 OpenPose による検出結果

- 視線方向の左右の角度の標準偏差
- 視線方向の上下の角度の標準偏差

動作の特徴量抽出には、OpenPose を用いる。OpenPose は、動画から人間の骨格座標点を検出できるツールである。実際にポーカーコーパスに対して、検出した結果を図 6 に示す。検出された目、鼻、耳、首、肩、肘、手首の座標点を用いて、以下の二つの特徴量を抽出した。

- 各部位の X 座標および Y 座標それぞれの標準偏差
- 各部位のフレーム間の移動量の平均値および標準偏差

5.2 検出実験

ポーカーコーパスに対して、5.1 節で設計した特徴量を用いて欺瞞の検出を行った。分析は、人手での検出に用いた範囲と同じものと、それを掛け金を決定する前と後に分割したものの 3 パターンで行った。結果を表 2 に示す。検出には SVM^{*3} を用いた。視線特徴量を用いた実験では rbf カーネルを、動作特徴量を用いた実験では線形カーネルを用いた。評価は、leave-one-out 交差検定で行った。

視線を用いたブラフ検出では、ブラフに多くのラベルを振る傾向があり、ブラフでないものに対して再現率が低いが適合率は高かった。このことから、視線情報だけでも一部のブラフでないものの特徴を捉えられていると考えられる。また、分析範囲を変更して分析を行ったが、大きな精度の差は見られなかった。よって、ブラフの前後では、視

*3 <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

表 2 ポーカーコーパスでのブラフの検出結果

特徴量	範囲	正答率	ブラフ		ブラフでない	
			再現率	適合率	再現率	適合率
視線	前	42.29	86.00	25.74	29.94	88.33
	後	42.73	80.00	25.00	32.20	85.07
	両方	41.40	82.35	25.30	29.54	85.24
動作	前	58.59	29.41	20.54	67.04	76.62
	後	62.99	25.49	22.03	73.86	77.38
	両方	64.75	35.29	27.69	73.29	79.62

線の方向の傾向は同じであることが考えられる。動作を用いたブラフ検出では、ラベルの振り方と検出精度は人手による検出と同じような傾向となった。このことから、人間は一部のブラフでないものしか検出できない視線情報ではなく、プレイヤーの動作に注目していると考えられる。また、分析範囲を変更した分析では、視線方向を用いた分析同様、大きな精度の差は見られなかった。

今回はチップをかけた前後の動画を用いて、検出を行ったため、ゲームの流れやプレイヤーの癖などを考慮することができていない。手札や場のカード、賭けられたチップの量などのゲーム情報を特徴量として採用することやゲームの進行を系列で学習できるモデルを用いることが今後の課題である。

6. おわりに

本論文では、ポーカーコーパスを用いて欺瞞についての分析を行った。

本コーパスでは、騙すための手段として言葉を用いない欺瞞として、ポーカーのブラフを収集した。人手による検出では、多くのブラフでないものを検出できていた。機械学習を用いた検出では、視線情報を用いて、一部のブラフでないものの検出が可能であることが示唆された。また、動作情報を用いた検出では、人手による検出と同じ傾向があったため、人間は視線よりも動作を重要視していることが示唆された。今回はチップをかけた前後の動画を用いて特徴量の抽出およびモデルの学習を行ったが、ゲーム情報を考慮した特徴量の採用やゲームの進行を考慮できるモデルを用いることが今後の課題である。

本研究では、ポーカーコーパスに対して、欺瞞の検出を行ったが、現実世界には他にも多く種類の欺瞞が存在すると思われる。多くの種類の欺瞞を分析することが欺瞞理解になると考えられるため、他の種類の欺瞞を収集することも今後の課題としてあげられる。

謝辞 本研究は科研費 20K12110 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Levine, T. R.: Truth-Default Theory (TDT) A Theory of Human Deception and Deception Detection, *Journal of Language and Social Psychology*, Vol. 33, No. 4, pp. 378–392 (2014).
- [2] Pérez-Rosas, V., Abouelenien, M., Mihalcea, R. and Burzo, M.: Deception detection using real-life trial data, *Proceedings of the 2015 ACM on International Conference on Multimodal Interaction*, pp. 59–66 (2015).
- [3] Wu, Z., Singh, B., Davis, L. and Subrahmanian, V.: Deception detection in videos, *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 32, No. 1 (2018).
- [4] Kurz, M., Hölzl, G., Riener, A., Anzengruber, B., Schmittner, T. and Ferscha, A.: Are you cool enough for texas hold'em poker?, *Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing*, pp. 1145–1149 (2012).
- [5] Ranca, R.: Identifying Features for Bluff Detection in No-Limit Texas Hold' em, *Workshops at the Twenty-Seventh AAAI Conference on Artificial Intelligence* (2013).
- [6] Brown, N. and Sandholm, T.: Superhuman AI for multiplayer poker, *Science*, Vol. 365, No. 6456, pp. 885–890 (2019).
- [7] Baltrusaitis, T., Zadeh, A., Lim, Y. C. and Morency, L.-P.: Openface 2.0: Facial behavior analysis toolkit, *2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018)*, IEEE, pp. 59–66 (2018).
- [8] Kamboj, M.: Deception Detection in Political Statements, PhD Thesis (2019).
- [9] Cao, Z., Simon, T., Wei, S.-E. and Sheikh, Y.: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, *CVPR* (2017).
- [10] Avola, D., Cinque, L., De Marsico, M., Fagioli, A. and Foresti, G. L.: LieToMe: Preliminary study on hand gestures for deception detection via Fisher-LSTM, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 138, pp. 455–461 (2020).
- [11] Hasan, K., Rahman, W., Gerstner, L., Sen, T., Lee, S., Haut, K. G. and Hoque, M.: Facial Expression Based Imagination Index and a Transfer Learning Approach to Detect Deception, *2019 8th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII)*, IEEE, pp. 634–640 (2019).
- [12] Takabatake, S., Shimada, K. and Saitoh, T.: Construction of a Liar Corpus and Detection of Lying Situations, *2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, IEEE, pp. 971–976 (2018).
- [13] Zhao, G. and Pietikainen, M.: Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 29, No. 6, pp. 915–928 (2007).
- [14] King, D. E.: Dlib-ml: A Machine Learning Toolkit, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 10, pp. 1755–1758 (2009).