

ボタン表面上に設置した圧力センサによる ゲーム入力の事前予測

宗形 篤恭^{1,a)} 杉浦 裕太^{1,b)}

概要: 本研究では、ゲームコントローラのボタン上にかかる圧力を計測することで未来のユーザ入力を予測する手法を提案する。本システムでは、ボタン表面に圧力センサを設置し、得られたセンサデータにシンプルなフィルタ処理を施すことで、従来の手法では予測が難しかったユーザの突発的な入力の事前予測を可能にする。入力を事前に予測できる秒数の評価実験を行ったところ、ボタンを ON 状態にするとき平均で 30.82ms, OFF 状態にするとき平均で 29.30ms となった。また、予測精度の評価実験を行ったところ、ON 状態にするとき平均で 97.87%, OFF 状態にするとき平均で 81.74% となった。

1. 序論

クラウドゲーミングが注目を集めている。これは従来のクライアントサイドのゲームとは異なり、ゲーム処理の大部分をサーバーサイドで実行するものである。コントローラに対する入力はサーバに送信され、サーバからストリーミングされた動画はディスプレイを通して視覚的に表示される。この技術の利点はいくつかある。まずユーザ側の利点としては、ハイエンドな PC を用意することなく高度なグラフィック体験が可能となる。また開発者側の利点としては、ハードウェアの互換性を考慮する必要がないこと、バグの修正やアップデートなどの保守が容易であることが挙げられる。

一方で、クラウドゲーミングはサーバとの通信を必要とするため、ユーザの入力が画面に反映されるまでに遅延が生じるという問題がある。この遅延により、ユーザ体験のリアルタイム性が損なわれる。Dick らの研究 [1] によると、ユーザは 60ms 程度から遅延に気づくことができ、100ms 程度の遅延から不快に感じ始める。

遅延の軽減を目的とした先行研究として、Outatime[4]がある。この研究では、遅延を減らす方法として、ユーザの入力傾向を学習することで直近の入力から未来の入力を予測し、事前に未来の画面を描画し送信する手法を提案しているが、ゲーム中に銃を撃つような突発的なユーザ入力の予測は難しく、そのような種類の入力に対しては起こりうる全状態を描画して事前に送信している。予測しようと

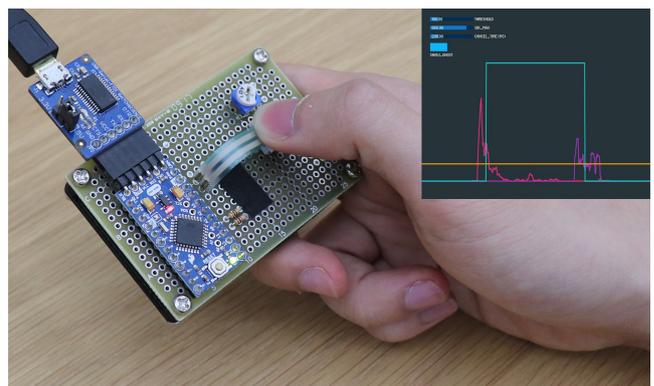


図 1 システムの外観

する時間が長いほど可能な状態数は増加し、通信速度の要求が高くなるため、Outatime では可能な状態数を減らすための工夫に力を入れている。

そこで本研究は、ゲームコントローラのボタンに与えられる圧力を計測することで、銃を撃つような突発的なユーザ入力を予測する手法を提案する (図 1)。具体的にはボタン表面に装着された圧力センサによって連続的に計測されたデータ列に対し、エッジ抽出処理を加えることで、ボタン入力直前の指の動きを検出する。本稿では、試作したシステムを用いて予測可能な時間と精度について評価する。

2. 関連研究

2.1 ゲームにおけるユーザ入力の予測

ゲーム内におけるユーザの行動を予測する研究がある。これらはコントローラから入力された信号をもとに予測を行う。

Outatime[4] は、ユーザ入力の傾向を学習したマルコフ

¹ 慶應義塾大学

^{a)} atsuya-m@keio.jp

^{b)} sugiura@keio.jp

モデルを用いて未来の入力を予測する。次フレームの候補を RTT (Round Trip Time: ユーザの入力が画面に反映されるまでの時間) 分早くユーザに送信することで遅延を解消する。突発的な入力に対しては、RTT の間に起こりうる入力パターンを単純化し、予想される全てのパターンを事前に送信する。

築瀬ら [7] は、アクションゲームにおいて、ユーザの入力から自機の未来の到達点を予測することで、自機の動きに補正をかける手法を提案している。これにより、プレイヤーに意図通りにゲームをプレイできているという感覚を与え、上達感を感じさせる。

上記の研究と比較して、本稿はユーザが入力を行う前にボタン表面に生じるの圧力の変化を元に、未来のユーザ入力の予測を行う点で異なる。

2.2 人間の未来姿勢の予測

実世界における人間の行動を予測する研究がある。これらは RGB カメラの画像や画像から姿勢を認識したデータを入力とした機械学習を予測に用いている。

FuturePose[6] は機械学習による人間の未来姿勢を予測する手法を提案している。ユーザは HMD を装着しており、目の前の人間のバーチャルモデルとその未来姿勢の予測が提示される。未来姿勢の予測には HMD に取り付けられた RGB カメラの画像を入力とした ResNet を用いている。

Computational Foresight[3] も同様に機械学習による人間の未来姿勢を予測する。このシステムは人体の 25 箇所の関節を検出し、それらのデータを入力とする 5 層のニューラルネットワークによってリアルタイムに 0.5 秒後の人体の姿勢を予測する事が可能である。

上記の研究で扱うデータは RGB 画像や複数の関節の位置関係であるが、本稿で扱うデータは圧力センサから得られる電圧値であり、機械学習ではなくシンプルなフィルタ処理を施すことで予測をする。

2.3 センサ組み込みボタン入力インタフェース

ボタンにかかる圧力やボタン表面への指の接触を計測するために、センサが組み込まれたボタン入力インタフェースがある。これらは多様なユーザインタラクションを取得できる。

Dietz ら [2] はキーが押下されたときの圧力を計測可能なキーボードを提案している。通常のキーボードに採用されているメムブレンスイッチと同じ製造方法で生産でき、多様なアプリケーションを可能にする。

PreSense[5] はキーボードのキー表面に静電タッチセンサを構築し、キーが押下される前にそのキーを押したときの動作をプレビューするシステムを提案している。物理キーと指の位置の計測を組み合わせることで実現できる多

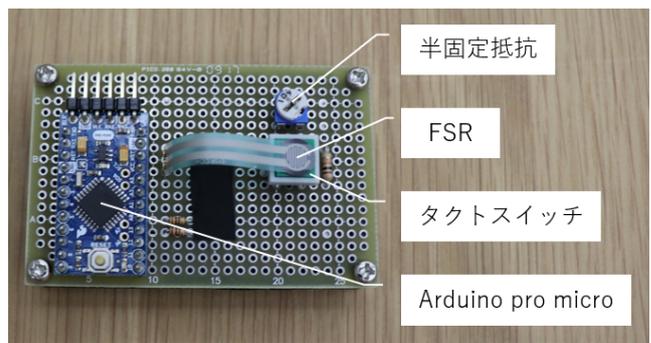


図 2 ハードウェアの外観

様なアプリケーションについて議論されている。

上記の研究はシステムの構成としては我々のものに類似しているが、我々は、ボタン表面にかかる圧力のデータを直近の未来における入力の予測に使う。

3. システム構成

本稿では、ボタンの状態とボタンスイッチ上に取り付けた圧力センサの値をマイクロコントローラによって計測しコンピュータへ送信するハードウェアと、受信したセンサ値を処理して入力を予測するソフトウェアの開発を行った。ボタン入力の直前にはボタンにかかる圧力の急峻な変化が発生するため、それを検出できれば入力を事前に予測できると考えられる。

3.1 ハードウェア

ハードウェアの外観を図 2 に示す。ボタンにはタクトスイッチ、圧力センサには FSR (Force Sensing Resistor) を使用した。センサ値の計測には Atmega32U4 搭載ボードである Arduino pro micro を使用した。半固定抵抗により圧力センサの感度を調節することを可能にした。Arduino はシリアル通信を通して PC に計測したデータを送信し続けるようプログラムした。

3.2 ソフトウェア

ソフトウェアは Processing によって開発した。ソフトウェアが行う処理の流れを図 3 に示す。

3.2.1 メディアンフィルタ

圧力センサの値には環境ノイズや手の振動に起因する信号の乱れが含まれているため、まず最初にローパスフィルタ処理としてメディアンフィルタを使用した。メディアンフィルタには画像を平滑化せずにノイズを除去できるという特徴があり、本システムで次に使用するエッジ抽出処理はエッジが平滑化されていない方が抽出が容易であるため、これを選択した。

3.2.2 エッジ抽出

入力の予測アルゴリズムを考えるに際して、ボタンの状態とボタン表面の圧力センサの値の変化を観察した。タク

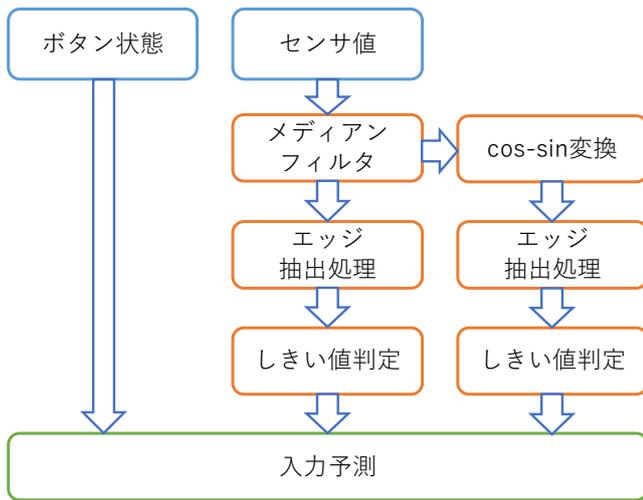


図 3 処理の流れ

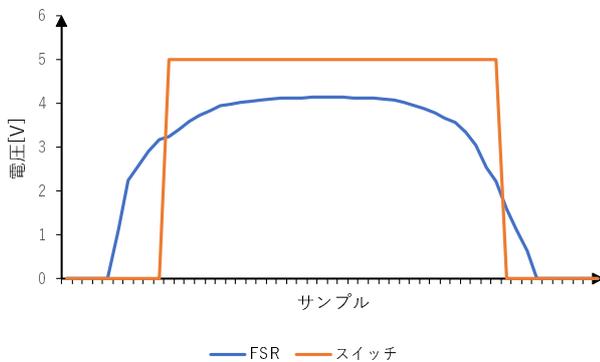


図 4 素子から読み取れる電圧の時間変化の概形

トスイッチと圧力センサから読み取れる電圧値の時間変化の概形を図 4 に示す。ボタンが ON 状態になる数 10ms 前から圧力センサの値は急峻で上に凸な増加をし、すぐにその変化は緩やかになる。ボタンが押し続けられている間は一定値周辺の値を取り、ボタンが OFF 状態になる直前から緩やかで上に凸な減少を始め、すぐに減少の勾配は大きくなる。このように、増加と減少は時間的に逆再生の関係に近いことがわかった。本稿で使うエッジ抽出は、データが時間変化する勾配の大小を判定する方法を取っている。

3.2.2.1 ボタンの ON 周辺のエッジ

当初はエッジ処理に単純な微分を使用したのが、S/N 比が小さいことが問題となった。そこで、元データに収縮処理を施したものを元データから減算する方法を採用した。ここで使う収縮処理は、過去一定数分のサンプルの最小値を現在の値とするもので、元データに比べてデータの増加を遅らせる効果がある。これを元データから減算することで、データの急峻な増加をインパルス的な信号に変換できる。

3.2.2.2 ボタンの OFF 周辺のエッジ

上記のように、ボタンが ON 状態になるときの圧力は押される直前に急峻に変化するが、OFF 状態になる直前には緩やかに変化する。したがって、ボタンの ON 周辺のエッ

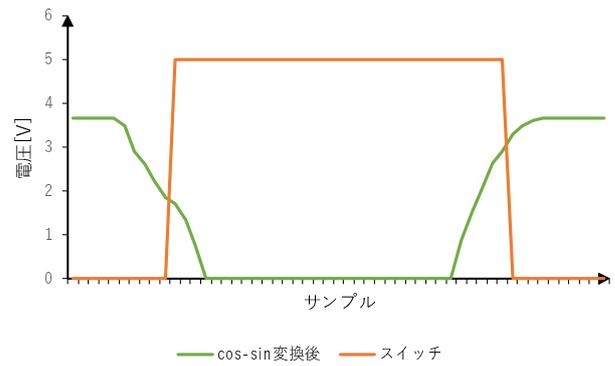


図 5 cos-sin 変換後の電圧の時間変化の概形

表 1 実験参加者

| 性別と人数 | 男性 5 人 女性 3 人 |
|-------|---------------|
| 年齢の平均 | 21.5 |
| 年齢の分散 | 1.25 |

ジと同じ要領でエッジ抽出をするとボタンの OFF を事前に検知できない。これを解決するために、cos 関数から sin 関数への変換を行った。ボタン OFF 時に見られる圧力センサの値の減少の様子を $0 < \theta < \pi/2$ における $\cos \theta$ の変化と見なし、その時の角度に対応する $\sin \theta$ の値を算出することで、穏やかな減少を急峻な増加へと変換することが可能となる (図 5)。この変換後のデータはボタンが OFF 状態になる直前に急峻な増加をするため、ボタンの ON 周辺のエッジで使用したエッジ抽出を同様に適用できる。

4. 実験

4.1 実験概要

研究室の学生や知人 8 人 (表 1) に協力してもらい、本システムを実際に使用してボタン入力を行う実験を実施した。実験では、画面上に映る図形の点滅に合わせて右手親指でボタンの ON 状態と OFF 状態を切り替えてもらった。図形の色が切り替わる時間は 0.5s~2s の間のランダムな時間に設定し、色が切り替わるタイミングを実験参加者が予測できないようにした。これには、予測できない状況の変化に対応してボタン入力をしてもらうことで、突発的なボタン入力を再現する目的がある。提示する図形の点滅回数は一人あたり 30 回で、ボタンが ON 状態・OFF 状態になる予測の結果のデータをそれぞれ約 30 個ずつ収集した。記録される予測の結果は表 2 に示した 6 種類の状態に分けた。ボタン入力に変化がある直前に予測ができた場合を DETECT、予測したが実際にはボタン入力があった場合を NERVOUS、予測していないがボタン入力に変化した場合を MISS とし、それぞれ ON/OFF について記録した。入力予測時間の上限は 200ms に設定した。これは、本システムでボタンを自然に押した場合を超えることのない時間として経験的に確かめられたからである。

表 2 予測結果の分類

| | ON に変化 | OFF に変化 | 変化なし |
|---------|--------|---------|---------|
| ON と予測 | DETECT | — | NERVOUS |
| OFF と予測 | — | DETECT | NERVOUS |
| 予測なし | MISS | MISS | — |

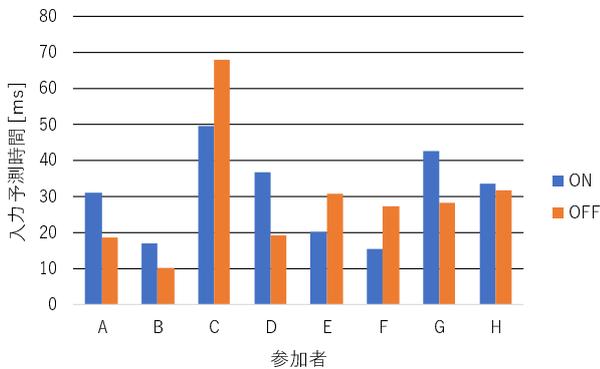


図 6 参加者ごとの入力予測時間

4.2 結果と考察

4.2.1 入力予測時間

入力の事前予測が可能であった場合には、どれだけの時間前もって予測できたかを記録した。その結果、予測可能であった入力の予測可能時間は図 6 のような結果となり、ON 状態への変化の予測は平均 30.82ms、OFF 状態への変化の予測は平均 29.30ms であった。

実験に際して、参加者にボタンの押し方について詳細な指示は出さなかった。これはユーザがゲーム操作に集中しているときにボタンの押し方を意識することは難しいと考えられるためである。実験の様子を撮影した映像を観察した結果、個人の指の動かし方には多様性があり、結果の個人によるばらつきはこれに起因するものと考えられる。実際に観察された傾向としては、ボタンを ON にするとき指をボタンに叩きつけるように押す人は予測時間が短くなり、徐々に力を込めるように押す人は予測時間が長くなった。また、ボタンを OFF にするとき指を勢よくボタンから離す人は予測時間が短く、指の力を抜くような動きをする人は予測時間が長くなった。

4.2.2 入力予測精度

入力の予測精度には、実際に入力されたボタンの ON/OFF のうち予測ができたものの割合を利用し、式 (1) によって評価した。

$$\text{DETECT の数} / (\text{DETECT の数} + \text{MISS の数}) \quad (1)$$

また、NERVOUS は予測の失敗には数えないこととした。なぜなら、Outatime[4]における突発的入力の予測のように、予測されるゲーム画面の全状態をユーザへ送信しユーザの手元で実際の入力に基づき描画するゲーム画像を選択することが可能なとき、NERVOUS のような過剰な予測は通信するデータ量の増加には繋がるが予測の精度には影

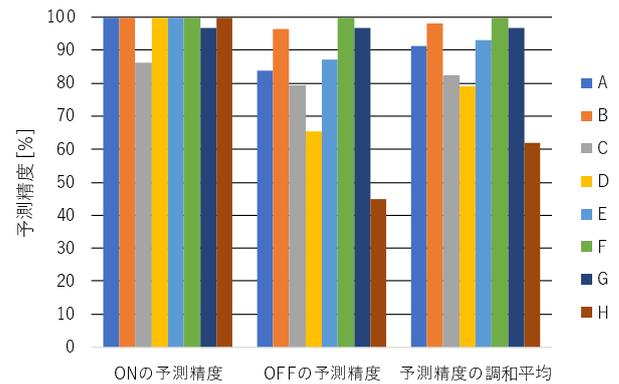


図 7 入力の予測精度

響を及ぼさないと考えられるからである。

以上の考えに基づき入力の予測精度を計算すると、図 7 のようになった。図 7 の A~H は参加者を表す。ON への変化の予測は平均 97.87%、OFF への変化の予測は平均 81.74%、ON/OFF 合わせた予測精度を 2 つの調和平均で計算すると 87.88% であった。

OFF への切り替わりの予測は cos-sin 変換が必要であるが、この変換はスイッチが ON 状態で保持されているときの圧力センサ値をパラメータとして事前に設定する必要がある。OFF の予測精度が ON の予測精度に比べて低いのは、この値とパラメータの間に個人差があり、予測が遅れたことが原因と考えられる。

5. 課題と今後の展望

本システムはゲームのコントローラに組み込まれることを想定しているが、本稿で使用したタクトスイッチを採用していないコントローラも実際には普及している。実際のコントローラを改造する形でデバイスを作り直し、有効性について実験する必要があるだろう。また、ボタンの押し方の個人差を吸収するような工夫が必要である。例えば、弾性のある素材をセンサ表面に貼り付けることなどが考えられる。OFF の予測精度の向上のためには cos-sin 変換に必要なパラメータをユーザに合わせて動的に設定する仕組みが必要であると考えられる。

本システムでは約 30ms 後のユーザの入力の予測を実現した。予測時間を更に伸ばすために、新たにボタン周辺にセンサを追加し、ボタン表面に指が触れる前の指の動きを計測することで、予測をより早く開始できるようなシステムを今後実現していきたいと考えている。

6. まとめ

本研究では、ボタン上に圧力センサを設置することでユーザの入力を予測するシステムを開発した。このシステムは従来の手法では予測が難しかったユーザの突発的な入力の予測を可能にすることを目標とする。ボタン表面に加

えられる圧力を計測し、その急峻な変化をエッジ抽出処理によって検出し、入力を予測するシステムを開発した。本システムを使用して被験者に突発的入力を行うタスクを与えたところ、ボタンが ON 状態に変化する予測時間は平均 30.82ms、OFF 状態に変化する予測時間は平均 29.30ms であった。また、実際の入力に対して予測が可能だった入力の割合は ON 状態については平均 97.87%、OFF 状態については平均 81.74% であった。

謝辞 本研究は JST AIP-PRISM JPMJCR18Y2 の支援を受けたものです。

参考文献

- [1] Dick, M., Wellnitz, O. and Wolf, L.: Analysis of Factors Affecting Players' Performance and Perception in Multiplayer Games, *Proceedings of 4th ACM SIGCOMM Workshop on Network and System Support for Games, NetGames '05*, New York, NY, USA, ACM, pp. 1–7 (online), DOI: 10.1145/1103599.1103624 (2005).
- [2] Dietz, P. H., Eidelson, B., Westhues, J. and Bathiche, S.: A Practical Pressure Sensitive Computer Keyboard, *Proceedings of the 22Nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '09*, New York, NY, USA, ACM, pp. 55–58 (online), DOI: 10.1145/1622176.1622187 (2009).
- [3] Horiuchi, Y., Makino, Y. and Shinoda, H.: Computational Foresight: Forecasting Human Body Motion in Real-time for Reducing Delays in Interactive System, *Proceedings of the 2017 ACM International Conference on Interactive Surfaces and Spaces, ISS '17*, New York, NY, USA, ACM, pp. 312–317 (online), DOI: 10.1145/3132272.3135076 (2017).
- [4] Lee, K., Chu, D., Cuervo, E., Kopf, J., Degtyarev, Y., Grizan, S., Wolman, A. and Flinn, J.: Outatime: Using Speculation to Enable Low-Latency Continuous Interaction for Mobile Cloud Gaming, *Proceedings of the 13th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, MobiSys '15*, New York, NY, USA, ACM, pp. 151–165 (online), DOI: 10.1145/2742647.2742656 (2015).
- [5] Rekimoto, J., Ishizawa, T., Schwesig, C. and Oba, H.: PreSense: Interaction Techniques for Finger Sensing Input Devices, *Proceedings of the 16th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '03*, New York, NY, USA, ACM, pp. 203–212 (online), DOI: 10.1145/964696.964719 (2003).
- [6] Wu, E. and Koike, H.: FuturePose - Mixed Reality Martial Arts Training Using Real-Time 3D Human Pose Forecasting With a RGB Camera, *2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 1384–1392 (online), DOI: 10.1109/WACV.2019.00152 (2019).
- [7] 築瀬洋平, 鳴海拓志: 誰でも神プレイできるジャンプアクションゲーム, *日本バーチャルリアリティ学会論文誌*, Vol. 21, No. 3, pp. 415–422 (オンライン), DOI: 10.18974/tvrsj.21.3.415 (2016).