

推薦論文

タッチスクリーンのホバー検知機能を用いた 入力予測に基づく操作応答時間低減方式

大西 健夫^{1,a)} 城島 貴弘¹

受付日 2016年4月1日, 採録日 2016年12月1日

概要: 近年, 近接状態にある指示物体 (指やスタイラスペンなど) の位置を特定できるタッチスクリーンが普及しはじめている. このようなホバー検知機能を用いて, 指示物体がタッチスクリーンに接触する前に, 今後発生する入力操作を予測する方式が提案されている. 予測した入力操作に対応した処理をあらかじめ実行しておくことで, 入力操作に対するレスポンスを向上させることが可能となる. 従来手法では, 指示物体がタッチスクリーンに接触する位置のみを予測しているが, 入力操作にはタップやスワイプ操作などの複数の操作種別が存在するため, 入力操作を特定するには不十分であった. また, 指定された手順で入力操作を行うという限定された条件下のみで評価を行っていた. 本稿では, 接触位置の予測に加え, 新たに操作種別を予測する方式を提案する. 提案方式では, 接触位置と操作種別の間に相関があることに着目し, 予測した接触位置を用いることで操作種別の予測を可能とする. 同時に, スマートフォンを通常利用した際のタップ操作とスワイプ操作において評価を行い, 高い精度で入力操作を予測可能であることを示す.

キーワード: タッチスクリーン, ホバー検知, 入力操作, 予測, プリフェッチ

A Response Time Reduction Method Based on Input Prediction by Using Hover Detection of Touch Screen

TAKEO ONISHI^{1,a)} TAKAHIRO SHIROSHIMA¹

Received: April 1, 2016, Accepted: December 1, 2016

Abstract: In recent years, a touch screen which can detect the position of a finger above the screen has begun to spread. The function is called as hover detection. Methods to predict input operations with hover detection have been proposed. These methods enable us to improve the latency by prefetching data based on the prediction. The previous works proposed methods to predict only touch positions. These methods cannot fully identify the input operation because the methods cannot predict the type of the operation such as tap or swipe. Furthermore, the methods were evaluated in special conditions; input operations were done by a defined procedure. In this paper, we propose a method to predict the type of the input operation. We focus on the correlation between the touch positions and the types of operations to predict the types of operation. In our method, the predicted touch position instead of the actual touch position is used to predict the operational type. The evaluation with data collected in everyday use shows that our methods can predict the input operation with a high precision.

Keywords: touch screen, hover detection, input operation, prediction, prefetching

1. はじめに

スマートフォンの処理性能や通信性能の高性能化によ

り, 入力操作に対してユーザが期待するレスポンスは段階的に短くなってきている [1]. スマートフォンにおいて, 多くの入力操作はネットワークを介した通信をとまなう. そ

¹ 日本電気株式会社
NEC Corporation, Kawasaki, Kanagawa 211-8666, Japan
^{a)} t-onishi@cj.jp.nec.com

本稿の内容は 2015 年 7 月のマルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICO2015) シンポジウムにて報告され, マルチメディア通信と分散処理研究会主査により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である.

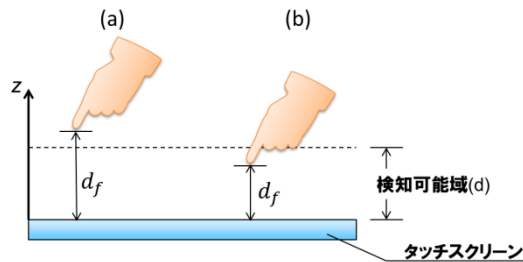


図 1 タッチスクリーンのホバー検知

Fig. 1 Hover detection of a touch screen.

のため、無線強度の低下や、同一基地局に接続する他の端末が通信を行うことにより発生する無線リンクの混雑により、入力操作に対する応答時間が増加する。

応答時間を低減させる方式として、近い将来において必要になるコンテンツを予測して事前に取得しておくデータプリフェッチが提案されている [2], [3], [4], [5]. データプリフェッチを用いることで、入力操作時に必要なコンテンツをネットワークを介して新たに取得する必要がなくなるため、短時間での応答が可能となる。

データプリフェッチでは、必要となるコンテンツを精度良く予測することが重要となる。なぜならば、予測が誤っていた場合、応答時間を短縮することができないばかりか、利用されないコンテンツを取得することで、ネットワークや端末のバッテリーなどのリソースを無駄に消費するためである。必要となるコンテンツの予測は、アクセス履歴や HTML などのコンテンツ構造に基づいて実施される。そのため、アクセス履歴やコンテンツ構造が複雑な場合は良い精度が得られにくいという問題点がある。

アクセス履歴などの複雑性に依存しない予測手法として、ユーザが行う入力操作の動作を予測することで、今後必要となるコンテンツを特定する手法が提案されている [6], [7]. これらの方式では、ホバー検知と呼ばれる機能 [8] を有したタッチスクリーンを利用して入力操作を予測する。このようなタッチスクリーンでは、タッチスクリーンから一定の距離 d (検知可能距離) 内にある指やスタイラスペンなどの指示物体の位置を取得できる。たとえば、図 1 (a) のように指先とタッチスクリーン表面の距離 d_f が d より大きい場合、指先の位置を取得することはできないが、図 1 (b) のように、 d_f が d 以下の場合には指先の位置を取得することができる。ホバー検知により取得した指示物体の位置 $H(h_x, h_y, h_z)$ は、図 2 に示すように指示物体の位置をタッチスクリーンに射影した位置の xy 座標 h_x, h_y と、指示物体の距離 h_z となる。指示物体の位置 H は、20 ms 程度のサンプリングレートで取得される。ホバー検知により時系列で取得した指示物体の位置を利用して、指示物体がタッチスクリーンに接触する位置を予測する。予測した接触位置に存在するアイコンやリンクに対応するコンテンツを事前取得することで応答時間の短縮が可能となる。

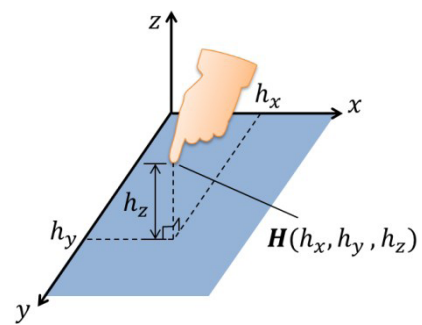


図 2 ホバー検知により取得される位置

Fig. 2 Position detected by hover detection.

従来研究では、評価実験に協力した被験者に対して特定の入力操作を行うように指示を行っている。たとえば、画面上に動作開始点を表示し、画面上の別の位置に表示した目標点に指を移動するように指示している [7]. このような制約は、ユーザがスマートフォンを利用する際の動作を制限する。したがって、制限された動作に最適化された予測方式になっている可能性があるため、ユーザの動作に制限を設けない条件下での評価が必要である。通常、ユーザがスマートフォンを利用する際にそのような動作上の制約がないことは明らかであり、より現実的な状況下での方式の検証が必要である。

また、従来研究は指示物体がタッチスクリーンに接触する位置のみを予測している。一方で、タッチスクリーンにおける入力操作は、タップ操作の他にスワイプ操作などの複数の操作種別が存在し、操作種別ごとに入力操作に対する応答は異なったものとなる。タップ操作を前提として、接触位置の予測に基づいてコンテンツを事前取得すると、接触位置の予測が正しかった場合でも、行われた入力操作がスワイプ操作であれば、取得したコンテンツは無駄になってしまう。

そこで、本稿では、ユーザが自由にスマートフォンを操作する条件下において、接触位置を予測する方式の再検討と評価を実施する。ユーザが自由にスマートフォンを操作する条件下では、ホバー検知によって検知される指示物体の軌道が複雑な曲線を描く場合と直線を描く場合があることを見出し、両者を識別することで接触位置の予測精度を向上させる。また、入力操作を特定するために操作種別が必要であることに着目し、操作種別を予測する方式を新たに提案する。提案方式では、接触位置と操作種別の間に相関があることを利用し、接触位置と操作種別の履歴と予測した接触位置を用いて操作種別を予測する。なお、本稿ではスマートフォンにおける利用頻度の高いアプリケーションの 1 つであるホーム画面を用いて評価を実施した。また、評価に用いた入力操作はタップ操作とスワイプ操作である。

2. 従来技術

本章では提案方式に関連する従来研究として、応答時間を低減させるデータプリフェッチに関する研究と、入力操作を予測する研究について述べる。

応答時間を低減させる方式として、データプリフェッチに関する多数の研究がなされている [2], [3], [4], [5], [6], [7]. データプリフェッチ方式の基本的なアイディアは、ユーザの次の操作（たとえば、ブラウザのリンクをクリックするなど）を予測し、その操作の応答に必要なコンテンツを事前に取得して、応答時間を低減させることである。予測の方式には大きく分けて3種類の手法がある。1つ目は、コンテンツに対するアクセス履歴を用いる手法である [2], [3]. アクセス履歴に基づく手法は、たとえば、あるコンテンツ A にアクセスした後に、必ず別のコンテンツ B にアクセスするといったように、アクセス履歴に分岐が少ない場合は有効である。一方で、コンテンツ A にアクセスした後、コンテンツ B にアクセスする場合もあれば、コンテンツ C にアクセスする場合もあるといったように、アクセス履歴に多数の分岐が存在する場合には、精度の高い予測は困難となる。2つ目の手法は、画面に表示中のコンテンツを分析する手法である [4]. たとえば、Web ブラウザに表示中の HTML コンテンツを分析し、次に発生するリクエストを予測する手法が提案されている。コンテンツ分析に基づく手法は、予測精度がコンテンツの構成に依存するという欠点がある。たとえば、1つの HTML に多数のリンクが記載されている場合、精度良く予測することは難しくなる。3つ目の手法は、ユーザの動作を予測することで、次に必要となるコンテンツを予測する手法である [5], [6], [7]. 直近のユーザの動作の時系列データから近い将来のユーザの動作を予測するため、コンテンツのアクセス履歴やコンテンツの構成に依存せず予測が可能であるという利点がある。以下、入力操作の動作予測に関する手法について述べる。

入力操作における動作を予測する手法として、フィッツの法則 [9] がよく知られている。フィッツの法則は、指やマウスポインタなどの指示物体を対象物まで移動させるのに必要な時間を予測するためのモデルである。フィッツの法則は、対象物の幅 W 、指示物体と対象物の距離 D を用いて、移動に必要な時間 T を下記の式により予測する。

$$T = a + b \log_2 \left(1 + \frac{D}{W} \right) \quad (1)$$

ただし、 a , b は実測したデータから算出されるパラメータである。

フィッツの法則は、マウスやタッチスクリーンなど、様々な操作に適用可能であることが知られている [10], [11], [12]. しかしながら、フィッツの法則は、指示物体が対象物に移動するまでの時間を予測するモデルであり、入力操作を特

定する予測はできないため、データプリフェッチには適用できない。

一方、川本ら [6] はホバー検知機能を用いて、指示物体がタッチスクリーンに接触する位置を予測する方式を提案している。川本らの方式は、指示物体が検知可能域内に入った直後に検出された指示物体の時系列の位置を用いて、接触位置を予測するものである。デバイスの制約から指示物体とタッチスクリーンの距離 (z 座標) が取得不可能であったため、 z 座標を用いずに接触位置を予測する手法を提案している。予測では、まず、指示物体のタッチスクリーンと水平な方向 (xy 座標) の移動速度と、接触するまでの移動時間の関係を学習しておく。指示物体が検知されたときの移動速度から、事前学習した関係を用いて、接触するまでの移動時間を算出する。さらに、接触するまでの速度変化のモデル式と移動時間をかけ合わせることで、現在点から接触するまでの移動距離を算出し、接触位置を予測する。しかしながら、近年、指示物体とタッチスクリーンの距離 (z 座標) が取得可能なタッチスクリーンが出現してきており、 z 座標を用いることで学習の手間なく、より正確に接触位置を予測することが可能になると考えられる。また、指示物体がタッチスクリーンのホバー検知域内に入った後は、タッチスクリーンまで直線的に指示物体に移動するという仮定を置いている。しかし、後述するように、実際にはこの仮定は必ずしも成立しない。

Xia らは、ホバー検知機能を用いて取得した指の xyz 座標から指の軌道を放物線と仮定して接触位置を予測する手法を提案している [7]. しかしながら、方式評価にテーブル型の特殊な端末を用いており、スマートフォンにおける操作に直接適用可能であるかは検証が必要である。また、最初に指を画面上の指定された場所に接触させておき、画面上の別の点にタッチさせるという手順で行っている点が課題である。スマートフォンを通常の状態に操作する場合、操作の起点は画面上に限らず様々な場所にあると考えられ、より現実的な状況での評価が必要である。

上記は指示物体のタッチスクリーンへの接触位置を予測するものであるが、前述したとおり、入力操作を特定するためには指示物体がタッチスクリーンに接触した後にどのような種類の操作を行うかを予測する必要がある。したがって、先行技術のみでは入力操作を特定することはできない。

3. 提案方式

本章では、ホバー検知機能により取得した指示物体の位置を用いて、指示物体がタッチスクリーンに接触する位置を予測する方式について提案する。次に、得られた接触予測位置を用いて、操作種別を予測する方法について説明し、最後に予測された接触位置と操作種別に基づき操作レスポンスを改善するための制御について説明する。

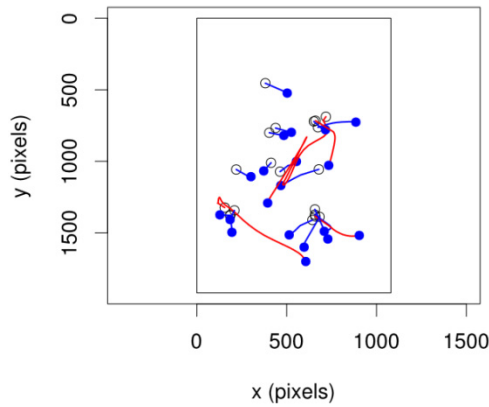


図 3 ホバー検知により得られた指の軌道

Fig. 3 Finger trajectories detected by hover detection.

3.1 接触位置の予測

接触位置の予測は、タッチスクリーンのホバー検知機能によって検知された指示物体の時系列での位置を用いる。本稿では、ホバー検知によって取得された指示物体の位置を $H_n(h_{xn}, h_{yn}, h_{zn})$ ($n = 1, 2, 3, \dots, l$) と記載する。 H_1 は指示物体がタッチスクリーンのホバー検知可能域内に入った直後に取得された指示物体の位置を表す。以後、ホバー検知により得られた指示物体の位置を順に $H_2, H_3, \dots$ とし、 H_l をホバー検知可能域から指示物体が離脱する直前に得られた位置とする。指示物体がホバー検知可能域から離脱する場合は、指示物体がタッチスクリーンに接触する、もしくは、指示物体とタッチスクリーンの距離が検知可能距離 d より大きくなった場合のいずれかである。 H_i と H_{i+1} (i は整数) が取得される時間間隔は、タッチスクリーンのサンプリングレートに依存するが典型的には 20 ms 程度である。

接触位置の予測方法を考えるうえで、まずは、タッチスクリーンに接触する前に指示物体の時系列位置 H_n の傾向について考察する。図 3 は、ホーム画面アプリを利用した場合のホバー検知機能により検知された指示物体の軌道 (xy 座標) の一例を示したものである。図中において、青点は指示物体がホバー検知の検知可能域に入った直後に検知された指の位置を、青もしくは赤の線はタッチスクリーンに接触するまでの指示物体の動作の軌道を、白点は指示物体がタッチスクリーンに接触した位置を示す。軌道を分析し、軌道は必ずしも単純な場合だけでなく、複雑に曲がりながら指示物体が移動する場合 (図中の赤線) もあることに着目した。図 4 は x 軸に最初にホバー検知された点 H_1 と接触位置の xy 平面上の直線距離を、 y 軸に点 H_1 から接触位置までの指示物体の軌道の xy 平面上の長さを示した図である。図 4 の x 軸は図 3 の青点と白点の距離に相当し、 y 軸は青線もしくは赤線の長さに相当する。両者が一致する場合は指示物体の軌道が直線であることを示し、一致しない場合は曲線となることを示している。図 4

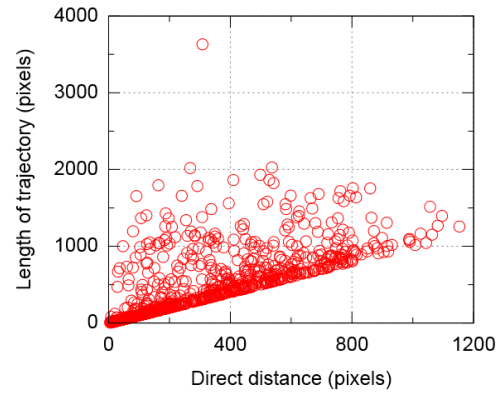


図 4 ホバー検知開始位置と接触位置の距離と指示物体の軌道の長さ

Fig. 4 Trajectory length and distance between H_1 and touch point.

を見ると指示物体の軌道は直線である場合と、曲線である場合の 2 通りがあることが分かる。以上のような軌道は、指示物体の動作に次の 2 つの段階が存在すると考えることで説明できる。

1. 目標位置の探索段階 (M_1 とする)

操作者が指示物体をタッチスクリーンに接触させる位置 (目標位置) を探索している段階である。たとえば、操作者がタップするアイコンを探している段階である。探索中のため、指示物体の移動目標が明確に与えられておらず複雑な軌道を描く。また、指示物体とタッチスクリーンの距離も大きくは変化せず、タッチスクリーンに平行に近い起動を描く。

2. 目標位置への移動段階 (M_2 とする)

操作者が目標位置を決定し、指示物体を目標位置に移動させる段階である。指示物体は、目標位置まで移動する場合の最も効率的な軌道である直線状の軌道を描く。

図 4 において、指示物体の軌道が直線である場合は指示物体がホバー検知の検知可能域に入ったときにはすでに M_2 の動作に入っていたと考えられ、指示物体の軌道が曲線である場合は、指示物体がホバー検知域に入ったときは M_1 の動作であったと考えられる。 M_1 の動作時の指示物体の軌道は不規則で予測困難であるため、接触位置の予測は、指示物体の動作が M_2 の目標位置への移動段階に移したことを検知し、指示物体の軌道を直線でモデル化すればよいと考えられる。

指示物体の動作が M_1 と M_2 のいずれの段階であるかの判別は、タッチスクリーンに接触するまでに要する時間を見積もることで行う。なぜなら、 M_1 の段階では、タッチスクリーンに沿って指示物体が移動するため、タッチスクリーンに接触するまでに時間を要し、 M_2 の段階では、直線に最短距離で目標位置まで移動するため接触するまでの時間が短いと考えられるためである。タッチスクリーンのホバー検知機能によって得られた指示物体の位置を

$\mathbf{H}_n(h_{xn}, h_{yn}, h_{zn})$ ($n = 1, 2, 3, \dots, l$) とする. なお, ホバー検知により得られる指示物体の位置は, 特定のサンプリング間隔で得られる. $\mathbf{H}_n$ の得られた時刻を t_n とすると, 直近の m 点を用いて, z 方向の速さ v_{zl} を算出する.

$$v_{zl} = \frac{h_{zl} - h_{z,l-m+1}}{t_l - t_{l-m+1}} \quad (2)$$

算出した速さ v_{zl} からタッチスクリーンに接触するまでの予測時間を算出し, その値が一定の値 T_z 以下である場合に M_2 の段階であると判定する.

$$\widehat{M} = \begin{cases} M_1 & T_z \leq h_{zl}/v_{zl} = \widehat{t}_l \\ M_2 & T_z > h_{zl}/v_{zl} = \widehat{t}_l \end{cases} \quad (3)$$

なお, $\widehat{M}$ は, 指示物体の動作の段階の推定値を, $\widehat{t}_l$ は指示物体がタッチスクリーンに接触するまでの予測時間を表す.

指示物体が M_2 の段階にあると判定した後は, 指示物体の軌道を直線でモデル化し, 接触位置を予測する [13], [14]. 指示物体の軌道を直線とすると, 指示物体の軌道上の任意の位置 $\mathbf{H}(h_x, h_y, h_z)$ は, 下記のように記述できる.

$$\mathbf{H} = \mathbf{a}_0 + \mathbf{k}u \quad (4)$$

$\mathbf{a}_0(a_x, a_y, a_z)$ は定数, $\mathbf{k}(k_x, k_y, k_z)$ は指示物体の移動方向を示す方向ベクトル, u は媒介変数である.

取得された直近の位置のうち, 所定数 (m とする) 位置を用いて, 式 (4) の $\mathbf{a}_0, \mathbf{k}$ を算出する. その後, $h_z = 0$ となる (h_x, h_y) を算出することにより接触位置の予測値 $\widehat{x}$ を得る.

$$\widehat{x} = \left(a_x - k_x \frac{a_z}{k_z}, a_y - k_y \frac{a_z}{k_z}, 0 \right) \quad (5)$$

3.2 操作種別の予測

操作種別の予測するにあたり, 我々は, 接触位置と操作種別の関係性に着目した [15]. 図 5 はホーム画面アプリを利用した場合のタッチスクリーンへの接触位置を操作種別ごとに示したものである. 図 5 を見ると, 接触位置と操作種別には相関がみられることが分かる. これは, タップ

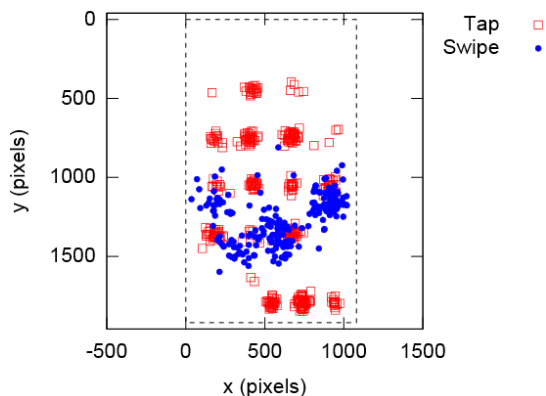


図 5 タッチ位置の分布

Fig. 5 Distribution of touch positions.

操作とスワイプ操作で接触位置に対する制約が異なるためである. タップ操作における接触位置はタップ対象の存在する位置やサイズに制約される. 一方で, スワイプ操作では, たとえばスマートフォンを持っている側の手の親指で操作する場合には親指の可動範囲内に接触位置が制約される. また, 右側にスワイプする場合は, タッチ後に親指を右側に動作させる必要があるため, 親指の可動域の左側に接触位置が制約される. このように接触位置と操作種別の間には相関関係があるため, 接触位置を用いて操作種別を予測することができると考えられる. しかしながら, 接触位置は入力操作を予測する段階では得られないため, 接触位置を直接, 操作種別の予測に用いることはできない. そこで, 我々は接触位置の代わりに前述の接触位置の予測方式で得られた接触予測位置を用いて操作種別を予測する方式を提案する.

以下, 操作種別の予測方法について説明する. 操作種別の予測は, 接触予測位置 $\widehat{x}$ が得られた下での操作種別 ω の確率 $P(\omega|\widehat{x})$ を算出することにより行う. なお, 本稿では操作種別 ω としてタップ操作とスワイプ操作のみを取り扱うが, 原理的には ω はフリック操作などの他の操作を含んでいてもよい. また, 本稿では, 画面上のアイコンをタップすることにより発生する通信を先行して実行することで操作レスポンスを改善することを想定しており, 操作種別がタップ操作であるか否かを予測する.

ベイズの定理 [16] によれば, $P(\omega|\widehat{x})$ は下記のように展開できる.

$$P(\omega|\widehat{x}) = \frac{p(\widehat{x}|\omega)P(\omega)}{p(\widehat{x})} \quad (6)$$

ここで, $p(\widehat{x}|\omega)$ は, 操作種別 ω の下での接触予測位置が $\widehat{x}$ となる確率密度, $p(\widehat{x})$ は接触予測位置が $\widehat{x}$ となる確率密度, $P(\omega)$ は操作種別が ω となる確率であり, これらは過去の操作履歴と過去の接触予測位置 $\widehat{x}$ に基づき算出する.

$P(\omega)$ は, 過去の入力操作数 N と, 操作種別が ω であった入力操作の数 N_ω から下記により算出する.

$$P(\omega) = \frac{N_\omega}{N} \quad (7)$$

$p(\widehat{x}|\omega)$ は, 指示物体のタッチスクリーンへの接触位置が操作種別 ω の下で $\widehat{x}$ となる確率 $p(\widehat{x}|\omega)$ を用いて算出する.

$$p(\widehat{x}|\omega) = \iint_S p(\widehat{x}|\mathbf{x})p(\mathbf{x}|\omega)d\mathbf{x} \quad (8)$$

ただし, S はタッチスクリーンの表面領域を表し, $p(\widehat{x}|\mathbf{x})$ は接触位置が $\mathbf{x}$ である場合に接触予測位置 $\widehat{x}$ が得られる確率である. なお, 本来 $p(\widehat{x}|\mathbf{x})$ ではなく, $p(\widehat{x}|\mathbf{x}, \omega)$ とすべきであるが, ここでは簡単のため, $p(\widehat{x}|\mathbf{x})$ で近似している. 式 (8) において, $p(\mathbf{x}|\omega)$ は過去の入力操作の接触位置 $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i)$ の履歴から, カーネル密度推定 [17] を用いて, 下記により推定する.

$$p(\mathbf{x}|\omega) = \frac{1}{2\pi h^2 N_\omega} \sum_{I_\omega} \exp \left\{ -\frac{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}{2h^2} \right\} \quad (9)$$

ただし、 I_ω は i 番目の入力操作の操作種別を ω_i とすると、

$$I_\omega = \{i | \omega_i = \omega\} \quad (10)$$

で定義される集合である。ここでは、カーネル関数として正規分布を用いている。 h はカーネル密度推定のバンド幅を表しており、 $p(\mathbf{x}|\omega)$ を精度良く推定するためには適切なバンド幅を使用する必要がある。バンド幅の算出方法については 4.1 節で後述する。式 (8) に $p(\hat{\mathbf{x}}|\mathbf{x})$ は、過去に得られた接触位置と予測接触位置の履歴から推定する。

以下、3.1 節の手法により得られた接触予測位置から、 $p(\hat{\mathbf{x}}|\mathbf{x})$ を推定する手法を説明する。本稿では、接触予測位置 $\hat{\mathbf{x}}$ の分布を、接触位置 $\mathbf{x}$ を中心とする正規分布で近似する。すなわち、接触位置の予測誤差が正規分布に従うと仮定する。

$$\begin{aligned} p(\hat{\mathbf{x}}|\mathbf{x}) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left\{ -\frac{(\hat{x} - x)^2 + (\hat{y} - y)^2}{2\sigma^2} \right\} \\ &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left\{ -\frac{r^2}{2\sigma^2} \right\} \end{aligned} \quad (11)$$

ただし、 r は予測誤差（接触位置と接触予測位置の距離）を、 σ は正規分布の標準偏差を表す。式 (11) を変形し、予測誤差 r の確率分布 $p(r)$ を求めると、

$$p(r) = \frac{r}{\sigma^2} \exp \left\{ -\frac{r^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (12)$$

となる ($p(\hat{\mathbf{x}}|\mathbf{x})dxdy = p(\hat{\mathbf{x}}|\mathbf{x})rdrd\theta$ と変換し、 θ について積分する)。そこで、過去の予測結果の履歴から予測誤差 r についてのヒストグラムを作り、式 (12) を用いて最小二乗法を適用し、 σ を算出する。図 6 に予測誤差 r のヒストグラムと最小二乗法により得られた $p(r)$ を示す。実線が予測誤差 r のヒストグラムを示しており、点線が最小二乗法によって得られた結果を示している。図より、 $p(\hat{\mathbf{x}}|\mathbf{x})$ が正規分布により近似できていることが分かる。なお、正確には σ^2 は 1 次元ではなく分散共分散行列になるが、 $p(\hat{\mathbf{x}}|\mathbf{x})$

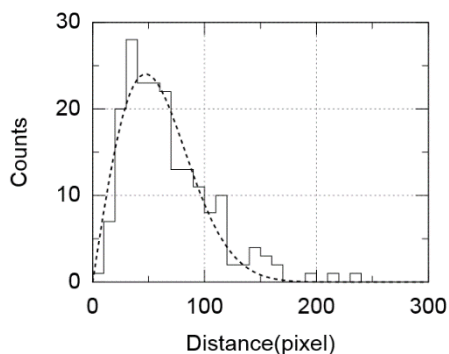


図 6 予測誤差の分布

Fig. 6 Prediction errors of touch positions.

の分布に両者で差が見られなかったため、1 次元の分散を用いている。以上により、 $p(\hat{\mathbf{x}}|\mathbf{x})$ を得ることができる。

式 (6) における $p(\hat{\mathbf{x}})$ は $p(\hat{\mathbf{x}}|\omega)$ を操作種別 ω について積算する。

$$p(\hat{\mathbf{x}}) = \sum_{\omega} p(\hat{\mathbf{x}}|\omega) \quad (13)$$

最終的に、算出した $P(\omega|\hat{\mathbf{x}})$ が設定した閾値 T_ω 以上であった場合は、操作種別の予測値 Ω は ω であると予測する。すなわち、下記のとおりとなる。

$$\Omega = \begin{cases} \omega & P(\omega|\hat{\mathbf{x}}) \geq T_\omega \\ \bar{\omega} & P(\omega|\hat{\mathbf{x}}) < T_\omega \end{cases} \quad (14)$$

なお、本稿では操作種別が特定の操作（タップ）であるかを予測するため、上記により操作種別を予測する。操作種別が考えられる操作種別のいずれであるかを予測する場合は、 $P(\omega|\hat{\mathbf{x}})$ が最大となる操作種別を予測される操作種別とする。

3.3 予測に基づく制御

ここでは、入力操作の予測に基づいて応答時間を低減させる制御について説明する。まず、指示物体がタッチスクリーンに近づき、指示物体がホバー検知の検知可能域に入ると、ホバー検知により指示物体の位置が取得可能となる。指示物体の位置は、タッチスクリーンのホバー検知のサンプリングレートに従い特定の時間間隔（たとえば、20 ms）ごとに取得される。提案方式では、指示物体の位置が得られるたびに、指示物体がタッチスクリーンに接触するまでの予測時間 ($\hat{t}$) を確認する。予測時間が閾値 T_z 以上である場合には接触位置の予測を行わず、次に指示物体の位置が得られるまで待つ。予測時間が閾値 T_z 以下であった場合は、式 (5) により指示物体の接触予測位置 $\hat{\mathbf{x}}$ を算出する。接触予測位置 $\hat{\mathbf{x}}$ が得られた後、3.2 節の方法に従い操作種別がタップ操作である確率 $P(\omega = \text{TAP}|\hat{\mathbf{x}})$ を求める。 $P(\omega = \text{TAP}|\hat{\mathbf{x}})$ が閾値 $T_{\omega=\text{TAP}}$ 以上である場合、提案方式により位置 $\hat{\mathbf{x}}$ に対してタップ操作を行うという予測が得られる。これにより、予測位置に表示されているアイコンやリンクに対してタップ操作を行うことが分かるので、予測された入力操作によって必要とされるコンテンツを特定することができる。特定したコンテンツを入力操作に先行して取得し、その後、入力操作が確定したときに、事前取得を開始していたコンテンツを利用して、応答を行うことで高速に応答を行うことができる。

なお、提案方式では予測が得られたときに先行して画面の更新処理を開始することはしない。入力操作の予測が得られた直後に、入力操作に対する画面更新処理を開始することも可能であるが、その場合、予測が誤っていた場合にユーザの意図しない画面の切替えが発生することになり、操作感を著しく悪化させると考えられる。予測に基づきコ

コンテンツの事前取得のみを行うことで、予測を誤った場合でも操作感の悪化を防止することができる。ただし、この場合でも、予測を誤ることでレスポンスの改善効果が得られないばかりか、ネットワークやバッテリーなどのリソースを無駄に消費することになるため、予測の精度を高めることは重要である。

4. 評価と考察

本章では、提案方式の評価について述べる。評価は、接触位置の予測精度、操作種別の予測精度、および、応答時間低減効果について行った。

4.1 評価用データの収集

提案方式の評価を行うため、入力操作の時系列データを収集した。評価用データの収集条件を表 1 にまとめた。使用した端末は Galaxy S5 であり、入力操作は指を用いて行ったため、指示物体は指となる。画面サイズは 1,920 × 1,080 ピクセル (約 11.3 × 6.3 cm)、検知可能域はタッチスクリーン表面から約 1.5 cm である。データの収集に用いたアプリケーションは、ホーム画面アプリケーションである。データの収集は、検知可能域内に入った状態の指の位置と、タッチスクリーンに接触した状態の指の位置を、検出した時間とともにファイルに出力することで行った。ホーム画面上のアイコンの典型的な幅は 150 ピクセル程度、また、アイコン間の距離も 150 ピクセル程度である。なお、本稿では、スマートフォンにおいて最も利用頻度が高いアプリの 1 つと考えられるホーム画面アプリを対象に提案方式の評価を実施した。その他のアプリケーションでの検証は今後の課題である。

入力操作の個人差による影響を考慮するため、複数人 (5 名) の被験者によるデータを収集した。以降、各被験者には、A, B, C, D, E の ID を割り当てて記載する。被験者に対しては、データを収集するためのホーム画面アプリを利用する点以外には特に指示を行っていない。したがって、特殊な条件下での入力操作ではなく、通常利用時の入力操作におけるデータを取得した。データ収集期間はおよ

よそ 2 週間である。

収集した入力操作数を図 7 に示す。入力操作数は 300 回から 2,000 回となっている。入力操作数のばらつきは、データ収集期間のばらつきやスマートフォンの利用頻度の違いによるものである。ホーム画面アプリに配置するアイコンは被験者が自由に配置したものであるため、被験者ごとの配置方法の違いを反映して、被験者ごとにタップ操作とスワイプ操作の割合は異なったものとなっている。各被験者のタップ操作、スワイプ操作における指のタッチスクリーンへの接触位置を図 8, 図 9, 図 10, 図 11 に示す (被験者 A の接触位置は図 5 に示した)。タップ操作とスワイプ操作の判別は、指がタッチスクリーンに接触してから離れるまでの間に移動した距離に基づき行った。図 12 に一例として、被験者 A, B, C の移動距離の分布を示す。図中において、0 ピクセル近辺のピークがタップ操作に対応し、200 ピクセル以上に存在するピークがスワイプ操作に対応する。移動距離の分布は個人差があるものの、移動距離が 100 ピクセル近辺に 2 つのピークの境界が存在する。そのため、移動距離が 100 ピクセル以下をタップ操作、100 ピクセル以上をスワイプ操作と判別した。

接触位置の予測に用いるホバー検知により得られた指示物体の位置データの数 m は、指示物体が検知可能域内に

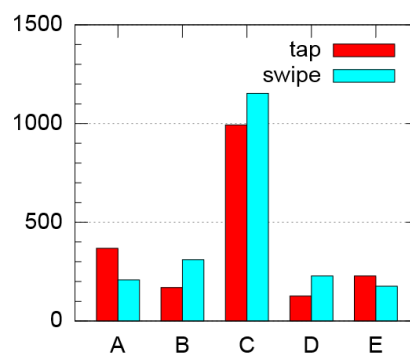


図 7 収集したデータ数

Fig. 7 Number of recorded operations.

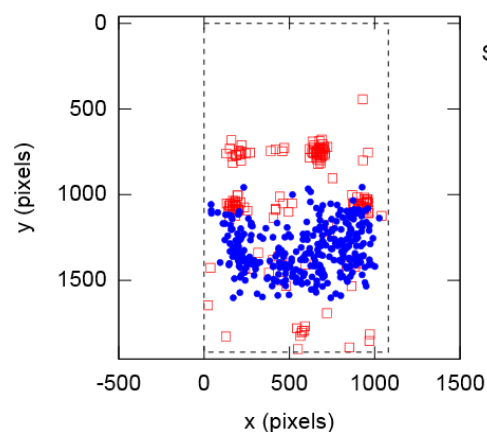


図 8 被験者 B の接触位置の分布

Fig. 8 Distribution of touch positions of B.

表 1 評価用データ収集の条件

Table 1 Conditions of data collection.

項目	値
端末	Galaxy S5
画面サイズ	1920 x 1080 pixel
検知可能域	約 1.5cm
利用アプリケーション	Launcher (ホーム画面アプリ)
被験者数	5 名
データ収集期間	一人あたり約 2 週間

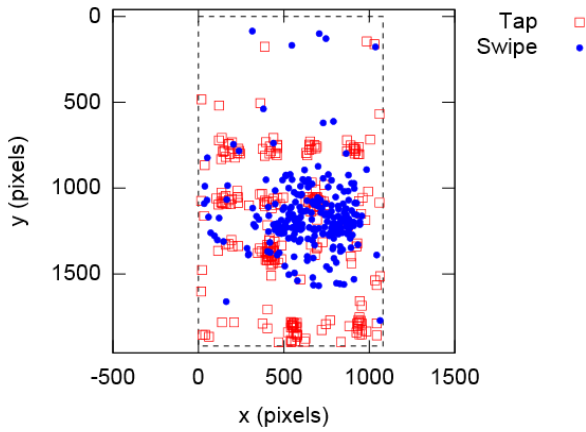


図 9 被験者 C の接触位置の分布
Fig. 9 Distribution of touch positions of C.

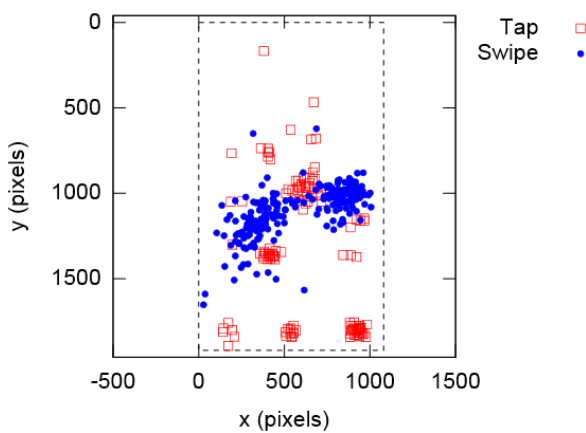


図 10 被験者 D の接触位置の分布
Fig. 10 Distribution of touch positions of D.

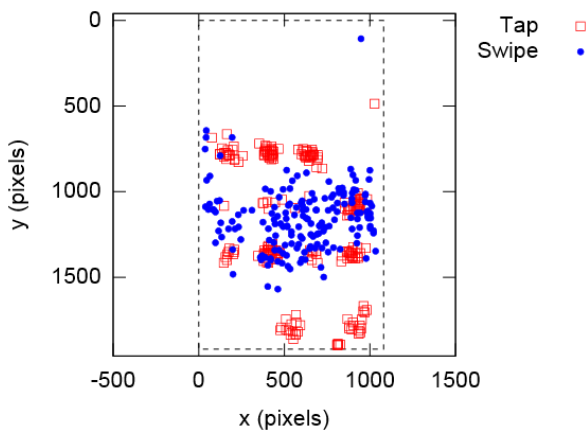


図 11 被験者 E の接触位置の分布
Fig. 11 Distribution of touch positions of E.

入った直後で位置の検出数が 2 つのみの場合は、 $m = 2$ とし、それ以降は、 $m = 3$ とした。

また、操作種別の予測に必要な $p(x)$ の推定に用いるカーネル密度推定のバンド幅 h は 25 ピクセルとした。カーネル密度推定におけるバンド幅の算出方法はいくつかの手法が提案されているが、Sheather らによる手法 [17] が良好なバンド幅を算出したため、その値を用いた。算出さ

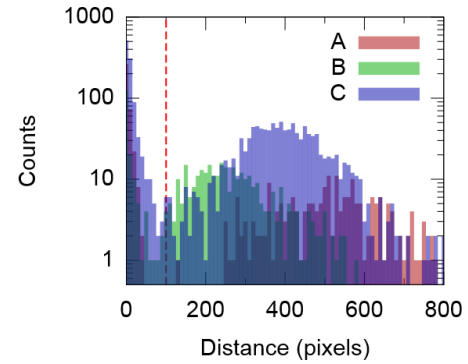


図 12 タッチスクリーンに接触後の指の移動距離
Fig. 12 Moving distances after the finger contacted to the touch screen.

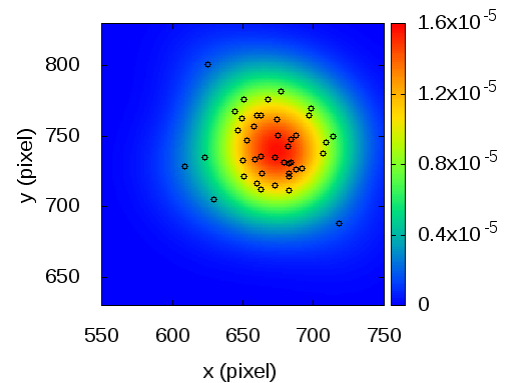


図 13 推定した接触位置の確率密度
Fig. 13 Probability density of touch positions.

れた $p(x)$ の分布を図 13 に示す。接触位置を黒点でプロットし、確率分布を色により表記している。図 13 を見ると、接触位置が集中する部分の確率値が最も確率値が高くなっている。また、接触位置の分布が疎になるに従いスムーズに確率値が減少し、接触位置が存在しない領域では確率値が 0 になっている。以上のことから、バンド幅が適切に設定されていることが分かる。

なお、本稿の評価においては、入力操作中に操作の予測や予測に基づく先行制御は実施しておらず、収集したデータに基づき、提案方式を適用した場合に得られる入力操作の予測精度、および、先行制御による応答時間の低減効果を評価した。なお、デバイス性能の制約上、ホバー検知位置の検出数が 1 つ以下の場合が約 40% 程度あり、その場合は予測ができないため、評価から除外している。

4.2 接触位置予測方式の評価

提案方式による接触位置の予測精度の評価結果について述べる。図 14 は指の動作段階（目標の探索段階 M_1 と目標への移動段階 M_2 ）の識別有無による接触位置の予測誤差の違いを示したものである。四角の点が識別あり、丸点が識別なしの予測誤差となっている。予測誤差は、接触予測位置と実際の予測位置の距離 r の平均値としている。識

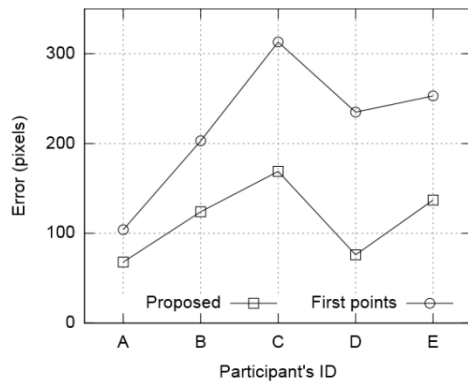


図 14 動作段階の識別有無による予測精度

Fig. 14 Prediction accuracy with detecting moving mode.

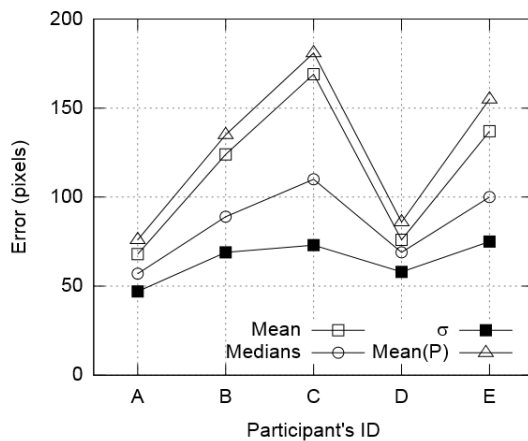


図 15 接触位置の予測精度

Fig. 15 Accuracy of predicted positions.

別なしの場合は、指がタッチスクリーンの検知可能域に入って観測された最初の3点の位置 (H_1, H_2, H_3) を用いて、式 (4), (5) を用いて接触位置を予測した。識別ありの場合は式 (3) を用いて動作段階を識別している。式 (3) において、動作段階を識別するための閾値 T_z は 150 ms を用いた。図 14 を見ると、動作段階の識別により予測誤差が半分程度に改善されており、動作段階の識別が予測精度の向上に有効であることが分かる。

図 15 は、提案方式による予測誤差 r の平均値、中央値、および、 r の分布を式 (11) でフィッティングした場合の σ を被験者ごとに示した。予測誤差の中央値を5人の被験者に関して平均すると、約 85 ピクセル (約 5 mm) となる。これは、アイコンの幅やアイコンの間隔である 150 ピクセルに比べて十分小さい。また、Xia らの手法 [7] では、放物線により指の軌道をモデル化しており、放物線を用いた場合の予測誤差の平均値を三角の点で図 15 に示した。なお、動作段階の識別は提案方式の手法を用いており、指の軌道の形状のみを直線から放物線に変更している。放物線を用いた場合、直線を用いた場合に比べて予測誤差が増加した。Xia らの手法は指をタッチスクリーン上のある位置から別の位置に動かす場合における指の動作をモデル化し

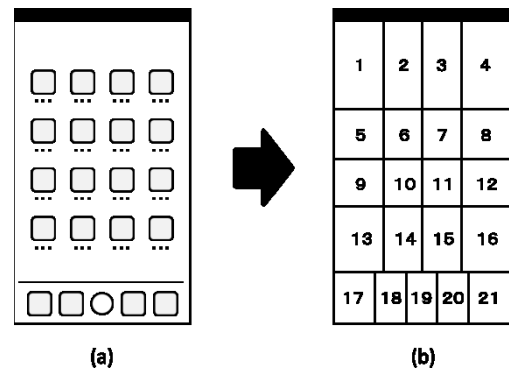


図 16 アイコンの配置

Fig. 16 Arrangement of icons.

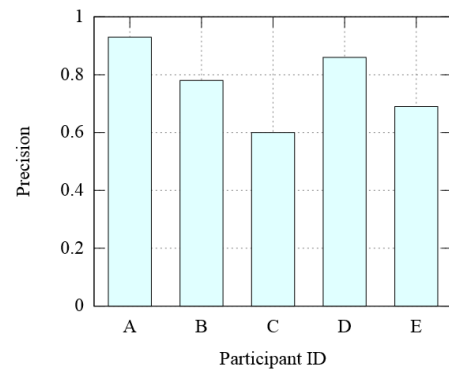


図 17 アイコンの予測精度

Fig. 17 Precision of predicting icons.

ている。このような動作に関する制限が放物線という形状をもたらしたと考えられる。我々の評価では、入力操作時の動作に特に制限を設けていないため、精度が悪化したと考えられる。

得られた接触予測位置に基づき、タップ対象となるアイコンを予測した場合の予測精度についても算出した。なお、正答率は以下のようにして算出した。ホーム画面上、アイコンは図 16 (a) のように配置されるため、タッチスクリーンを図 16 (b) のように 21 個の領域に分割した。接触予測位置と接触位置が同一の領域に属している場合は、タップされるアイコンの予測に成功、別々の領域に属している場合は、アイコンの予測に失敗と判定した。アイコンの予測精度を図 17 に示す。個人差はあるものの予測の正答率は約 80% となっており、精度良く予測できていることが分かる。また、図 15 と比較すると接触位置の予測誤差が低いほどアイコンを精度良く予測できていることが分かる。

接触位置の予測において、大きな誤差が発生する場合があった。たとえば、被験者 C の予測誤差の 95% 値は、521 ピクセルとなっており、これはタッチスクリーンの横幅のほぼ半分に相当する誤差となっている。このような大きな誤差が発生する原因として、次の 2 つの原因が考えられる。

まず、1 つ目が直前で入力操作をとりやめる場合である。操作者があるアイコンにタップ操作を実施しようとしたが、

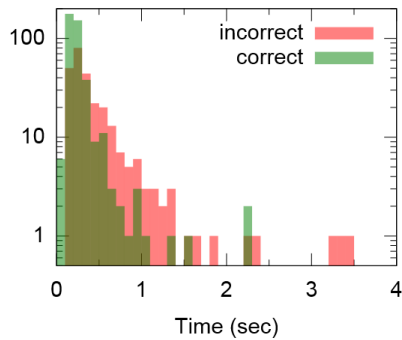


図 18 接触位置予測後の経過時間

Fig. 18 Time until finishing operations after prediction.

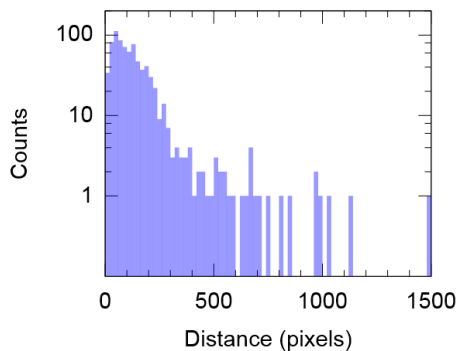


図 19 接触直前のホバー検知位置と接触位置の距離

Fig. 19 Distance between hover and touch position.

タッチスクリーンに触れる直前にタップ操作をやめ（タップ操作のキャンセル）、別のアイコンにタップ操作を行った場合に発生する。このような場合は、接触位置の予測が行われてから入力操作が完了するまでの時間が長くなる。図 18 に、接触位置の予測がなされてから入力操作が完了するまでの時間分布を、接触位置の予測が正しかった場合と誤っていた場合に分けてプロットしたものを示す。図 18 を見ると、接触位置の予測を誤った場合は、正しかった場合に比べ、入力操作が完了するまでの時間が長くなっており、タップ操作のキャンセルが発生していたことが示唆される。タップ操作のキャンセルにより発生する誤差は、式 (3) における予測時間の閾値 T_z を小さな値に設定することである程度抑止できると考えられるが、予測タイミングを遅らせることになるため、応答時間の低減効果が下がることとなる。

2つ目が、デバイスの制約によるものである。図 19 はホバー検知によって得られた接触直前の指の xy 座標と接触直後の xy 座標の距離をプロットしたものである。図 19 によると、接触直前のホバー検知位置と接触直後の位置が 500 ピクセル以上離れている場合が存在する。このように大きな位置の乖離は、ホバー検知位置が正しく取得できていなかったことを示唆する。原因の 1 つとして、タッチスクリーンのホバー検知機能が 1 本の指の位置のみしか検出できないことが考えられる。たとえば、親指がタッチスクリーンの近くに存在し、ホバー検知機能では親指の位置

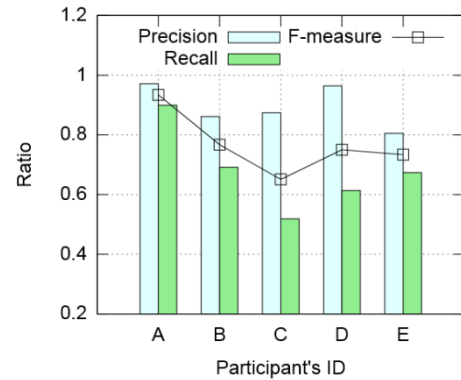


図 20 タップ操作種別の予測精度

Fig. 20 Prediction accuracy of tap operations.

を検知していたが、入力操作は人差し指で行った場合に相当する。2つ目の問題に関しては、デバイスの性能向上によって解決が期待される。

4.3 操作種別予測方式の評価

操作種別の予測評価について述べる。評価では、タップ操作の確率値と閾値 T_{TAP} を比較し、 $P(\omega = TAP|\hat{x}) \geq T_{TAP}$ の場合にタップ操作と予測した。予測精度として、精度 (Precision)、再現率 (Recall)、 F 値 (F -measure) を算出した。なお、各々下記によって定義される。

$$\text{Precision} = \frac{N_{TP}}{N_{PrTAP}} \quad (15)$$

$$\text{Recall} = \frac{N_{TP}}{N_{TAP}} \quad (16)$$

$$F = \frac{2\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (17)$$

N_{TAP} はタップ操作数、 N_{PrTAP} はタップ操作と予測した数、 N_{TP} はタップ操作と予測し実際の入力操作がタップ操作であった（真陽性）数を示す。精度は先行制御により取得したコンテンツが利用される割合、つまり効率に対応し、再現率は全タップ操作のうち、先行制御によりレスポンスが改善される操作の割合に対応する。 F 値は両者のバランスを表す。

図 20 に $T_{TAP} = 0.5$ とした場合の各被験者の精度、再現率、 F 値を示す。精度は約 0.9、再現率は約 0.7 となっている。したがって、操作種別の予測を間違えて無駄にリソースを消費することを極力抑えつつ、十分な数のタップ操作数を予測できていることが分かる。操作種別の予測精度は、接触位置の予測精度と相関関係にあり、たとえば、最も接触位置の予測精度が高い被験者 A に対しては高い精度で操作種別の予測ができている。参考として、スワイプ操作に対する識別結果を図 21 に示す。スワイプ操作と判別する閾値は $T_{SWIPE} = 0.5$ と設定している。精度の平均は 0.60、再現率の平均は 0.84 となっている。ブラウザなどで縦方向のスワイプ操作により発生する通信のレスポンス改善を実施したい場合は、スワイプ操作の予測精度が重

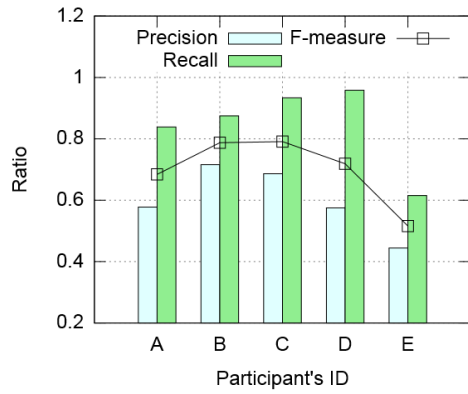


図 21 スワイプ操作の予測精度
Fig. 21 Prediction accuracy of swipe operations.

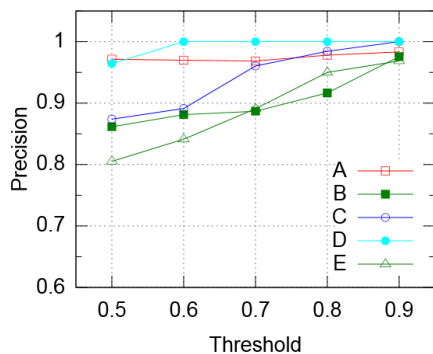


図 22 閾値ごとの予測精度
Fig. 22 Precision of operational type.

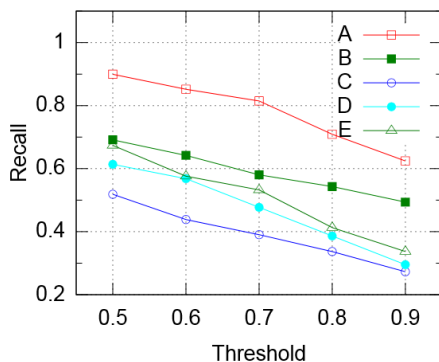


図 23 閾値ごとの予測再現率
Fig. 23 Recall of operational type.

要になるが、操作の傾向が異なると考えられるため、評価は今後の課題である。

図 22, 図 23 に T_{TAP} を 0.5 から 0.9 に変化させた場合の被験者ごとの精度、再現率を示す。図から分かるように、精度と再現率はトレードオフの関係にある。したがって、予測を誤ることにより発生するリソース消費を抑えたい場合は T_{TAP} を高めに設定するとよい。ただし、その場合、再現率が低下するため応答時間の改善効果は低下する。なお、被験者 A, C, D に関しては T_{TAP} が 0.7 近辺で精度が十分に高くなり、それ以上 T_{TAP} を上げることによる精度の改善効果は得られにくい。一方で、 T_{TAP} を上げるこ

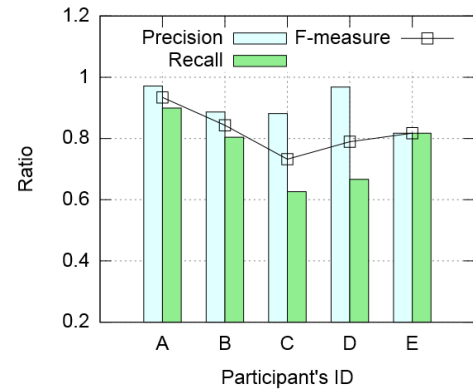


図 24 接触位置の予測精度を揃えた場合のタップ操作の予測精度
Fig. 24 Accuracy of tap operation.

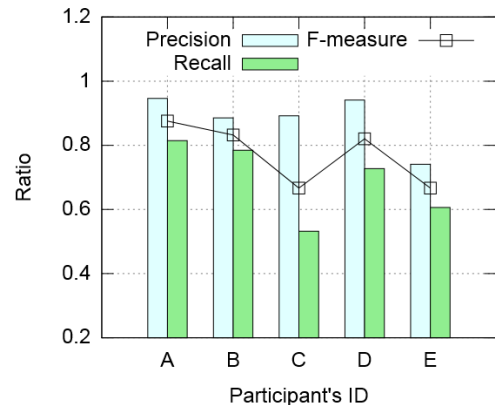


図 25 操作種別比を揃えた場合のタップ操作予測精度
Fig. 25 Accuracy of tap operation with the same ratio of operational types.

とで再現率は低下していくため、精度を重視する場合でも T_{TAP} は 0.7 程度とした方がよい。逆にリソース消費の抑制よりもレスポンス改善を優先する場合は T_{TAP} を低めに設定するとよい。

操作種別の予測精度は、接触位置の予測精度やタップ操作とスワイプ操作の割合に依存して変化すると考えられる。これらの影響を確認するための評価も実施した。

図 24 は、各被験者の接触位置の予測精度を同じにした場合のタップ操作の予測精度を示したものである。被験者 B, C, D, E の予測誤差の標準偏差 σ を最も予測誤差の低かった被験者 A に合わせた。なお、接触予測位置は、式 (11) の $p(\hat{x}|\mathbf{x})$ と実際の接触位置を用いて、乱数により生成した。その他の条件は図 20 と同様である。図 24 を見ると、図 20 に比べ全体的に再現率が改善されていることが分かる。たとえば、被験者 E では 0.67 から 0.82 に改善されており、操作種別の予測精度において、接触位置を精度良く予測することが重要であることが分かる。

図 25 は、タップ操作とスワイプ操作の数を各被験者において同一にした場合のタップ操作の予測精度を示したものである。タップ操作とスワイプ操作の数を一致させるために、収集したデータから操作数の多い方の操作をランダ

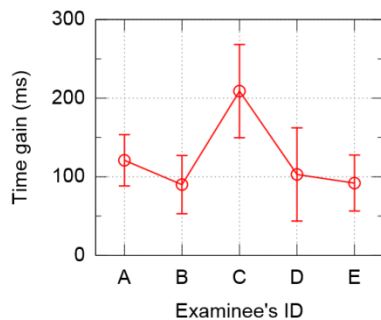


図 26 応答時間の低減効果

Fig. 26 Latency improvement.

ムに間引いた。その他の条件は図 20 の評価と同様である。図 20 においてタップ操作数の多かった被験者は精度、再現率ともに低下し、スワイプ操作数が多かった被験者は精度、再現率ともに改善している。たとえば、被験者 A では、図 20 の評価において、タップ操作数：スワイプ操作数がほぼ 2:1 であったのを、1:1 にすることによって、再現率が 0.90 から 0.81 に低下している。このことから、タップ操作を予測する場合、タップ操作数が多い方が、予測が容易であることが分かる。

被験者 C に関しては、タップ操作数とスワイプ操作数がほぼ同数に近いが、図 24 において接触位置の予測精度を良くした場合にも 0.63 程度と他の被験者に比べて相対的に低い再現率しか得られていない。これは、タップ操作とスワイプ操作の接触位置の分布が関連していると考えられる。

4.4 予測による応答時間低減効果

予測による応答時間低減効果の評価について述べる。応答時間低減効果は、予測したタップ操作により発生する通信を先行して実施することで、タップ操作確定後に通信を行った場合に比べて、通信の開始が早くなった時間（改善時間 T_g ）を算出した。改善時間は、タップするアイコンを正しく予測できた場合、すなわち、指のタッチスクリーンへの接触位置とタップ操作を正しく予測できた場合についてのみ算出した。なお、 T_{TAP} は 0.5 としている。図 26 に被験者ごとの改善時間 T_g を示した。図 26 では、各被験者の T_g の中央値と中央値絶対偏差を示している。なお、中央値絶対偏差は下記により定義される値で、分布の広がりを出す指標である（分布が正規分布に従う場合は、 σ の不偏推定量となる）。

$$1.4826 \text{median}(|T_g - \text{median}(T_g)|) \quad (18)$$

分布の広がりを出す指標として、標準偏差を用いなかったのは、外れ値に影響される場合があったためである。図を見ると、100 ms から 200 ms の改善効果が得られることが分かる。各被験者の改善時間の中央値を平均すると 121 ms となる。

5. おわりに

本稿では、タッチスクリーンのホバー検知機能を用いて、入力操作における指示物体の接触位置および操作種別を予測する方式を提案した。ユーザが自由にスマートフォンを操作する条件下では、ホバー検知によって検知される指示物体の軌道が複雑な曲線を描く場合と直線を描く場合があることを見出し、両者を識別して接触位置を予測する方式を提案し、接触位置の予測精度を向上可能であることを示した。また、接触位置と操作種別の間に相関があることに着目し、予測した接触位置を用いることで操作種別の予測を可能とした。ホーム画面アプリを用いたタップ操作とスワイプ操作における評価により、高い精度で予測が可能であることを確認した。また、入力操作の予測に基づくコンテンツの事前取得により、約 120 ms の応答時間低減効果が期待できる。今後の課題として、フリック操作などの他の操作を含む場合の評価、さらに多くの被験者による評価、他のアプリケーションにおける評価や、予測精度のさらなる改善などがあげられる。

参考文献

- [1] Forrester: eCommerce Web Site Performance Today, White paper (2009).
- [2] Padmanabhan, V.N. and Mogul, J.C.: Using Predictive Prefetching to Improve World Wide Web Latency, *Proc. ACM SIGCOMM*, Vol.26, Issue 3, pp.22–36 (1996).
- [3] de la Ossa, B., Pont, A., Sahuquillo, J., et al.: Referrer graph: A low-cost web prediction algorithm, *Proc. 2010 ACM SAC*, pp.831–838 (2010).
- [4] Davison, B.D.: Predicting web actions from HTML content, *Proc. 13th ACM conference on Hypertext and hypermedia (HYPERTEXT'02)*, pp.159–168 (2002).
- [5] Chan, A., Lau, R.W.H. and Ng, B.: Motion Prediction for Caching and Prefetching in Mouse-Driven DVE Navigation, *ACM Trans. Internet Technology*, Vol.5, No.1, pp.70–91 (2005).
- [6] 川本亜希子, 中島一彰: 電磁誘導入力デバイスの接近検出による Web ブラウジングの応答時間短縮方式, 情報処理学会研究報告, マルチメディア通信と分散処理 (DPS), Vol.2013-DPS-155, No.27, pp.1–6 (2013).
- [7] Xia, H., Jota, R. McCann, B., et al.: Zero-latency tapping: Using hover information to predict touch locations and eliminate touchdown latency, *Proc. UIST '14*, pp.201–214 (2014).
- [8] Sony: Floating Touch (online), available from (<http://developer.sonymobile.com/knowledge-base/technologies/floatinf-touch/>) (accessed 2016-03-24).
- [9] Fitts, P.M.: The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement, *Journal of Experimental Psychology*, Vol.47, No.6, pp.381–391 (1954).
- [10] MacKenzie, I.S.: A note on the information-theoretic basis for Fitts' law models, *J. Motor Behavior*, Vol.21, pp.323–330 (1989).
- [11] Ware, C. and Lowther, K.: Selection using one-cursor in a fish tank VR environment, *ACM Trans. Computer-Human Interaction*, Vol.4, No.4, pp.309–322 (1997).

- [12] Bi, X., Li, Y. and Zhai, S.: FFitts law: Modeling finger touch with fitts' law, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'13)*, pp.1363–1372 (2013).
- [13] 大西健夫, 城島貴弘: タッチスクリーンの近接検知機能を用いた入力操作予測に基づく操作応答時間低減方式, *DICOMO2015*, pp.1250–1255 (2015).
- [14] Onishi, T. and Shiroshima, T.: Predicting touch operations by using hover information in smartphones for data prefetching, *2016 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW)*, pp.1–6 (2016).
- [15] 大西健夫, 城島貴弘: タッチスクリーンの近接検知による操作種別予測方式, 情報処理学会研究報告, マルチメディア通信と分散処理 (DPS), 2015-DPS-162(23), pp.1–6 (2015).
- [16] Bishop, C.M.: *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer (2006).
- [17] Sheather, S.J. and Jones, M.C.: A reliable data-based bandwidth selection method for kernel density estimation, *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, Vol.53, pp.683–690 (1991).

推薦文

本稿は、タッチスクリーンの近接検知機能を利用することで、タッチスクリーン上での接触位置を予測するだけでなく、その接触予測位置に基づきタップやスワイプなどの操作種別を予測する方式を提案している。提案手法により、スマートフォンやタブレット端末などでの操作レスポンス改善効果が見込まれ、有用性の高い論文である。

(マルチメディア通信と分散処理研究会主査 重野 寛)



大西 健夫 (正会員)

2002 年東京大学理学部物理学学科卒業。
2008 年同大学大学院理学系研究科物理学専攻博士課程修了。博士 (理学)。
同年日本電気 (株) 入社。以来、リアルタイムコミュニケーションシステムの研究に従事。2014 年情報処理学会

DPS 研究会運営委員就任。



城島 貴弘 (正会員)

1994 年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。1996 年同大学大学院基礎工学研究科物理系専攻情報工学分野博士前期課程修了。同年日本電気 (株) 入社。以来、リアルタイムコミュニケーションシステムの研究開発に従事。