

タッチスクリーンの近接検知による操作種別予測方式

大西健夫^{†1} 城島貴弘^{†1}

近年、タッチスクリーンで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ようになってきている。このようなタッチスクリーンの近接検知機能を用いて、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。予測された入力操作に対応した処理を入力操作に先立ち実施することで、入力操作に対するレスポンスを向上することが可能となる。入力操作を予測するためには、指示物体がタッチスクリーンに接触する位置と入力操作の種別（タップやスワイプなど）を予測する必要がある。しかしながら、従来、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法は提案されていたが、操作種別の予測法は提案されていなかった。本稿では、接触位置と操作種別の相関に着目し、接触位置の予測値から今後発生する入力操作の操作種別を予測する方式を提案する。

A Method for Predicting Types of Input Operations with Proximity Detection of Touch Screen

TAKEO ONISHI^{†1} TAKAHIRO SHIROSHIMA^{†1}

A touch screen which can detect a location of a pointing object such as a finger or a stylus pen near the touch screen have been developed in the recent years. A method has been proposed to predict input operations using by the proximity detection. The prediction of input operations enables us to reduce response latencies because we can execute processes corresponding to the input operation before the input operation. However the method predicts only contact locations of input operations. On the other hand, it's also necessary to predict operation types such as Tap and Swipe as well as contact locations in order to predict input operation. In this paper, we propose a method to predict operation types with the predicted contact locations.

1. はじめに

情報処理端末やネットワークの高性能化により、画面上のアイコンやリンクに対するタップ操作のような入力操作に対して、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]。しかしながら、入力操作に対する応答に移動網を介した通信が必要とされる場合、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遅延の増加が頻発する状況にある。

応答遅延を低減する方式として、ユーザの入力操作を予測し、入力操作により発生する通信を操作に先行して実施する研究が、川本らによって行われている[2]。川本らは、画面と近接状態にある指やスタイラスペンなどの指示物体の位置を特定する近接検知機能を有したタッチスクリーン[3]を利用し、指示物体のタッチスクリーンへの接触位置を予測する方式を提案している。また、予測された接触位置に存在するアイコンやリンクが押された場合に発生する通信を先行して実施することで、約150msのレスポンス改善が期待できると報告している。

しかしながら、入力操作を特定するために必要な要素は指示物体がタッチスクリーンに接触する位置だけではない。タッチスクリーンを用いた入力操作では、指示物体をタッチスクリーンに接触させた後、すぐに指示物体をタッチス

クリーンから離す場合をタップ操作、接触状態を維持したままタッチスクリーン上で指示物体を滑らせた後に離すスワイプ操作が存在し、それぞれの操作に応じて行う処理は異なったものとなっている。

タッチスクリーンへの接触位置の予測だけで、タップ操作が実施された場合に発生する通信を先行して実施すると、その後実際に実施された操作がスワイプ操作であった場合に、必要のない通信を行うことになり、端末、サーバやネットワークに無駄に負荷をかけることとなる。

そこで、本稿では近接検知機能を有するタッチスクリーンを用いて、入力操作の操作種別を予測する方式について提案する。

2. 関連研究

提案方式に関連する研究として、入力操作を予測する技術を二つ挙げる。

フィッツの法則[4]は、指やマウスポインタなどの対象を指示するための物体（指示物体）を、特定の領域（対象領域）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、対象領域の幅 W 、指示物体と対象領域の距離 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

^{†1} 日本電気(株)
NEC Corporation

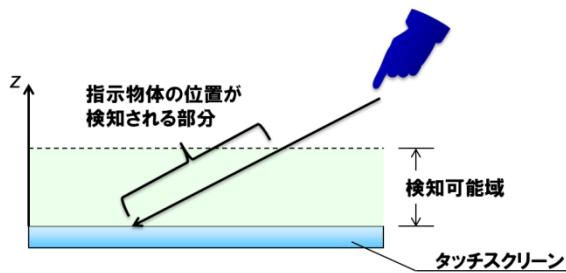


図 1 タッチスクリーンの近接検知

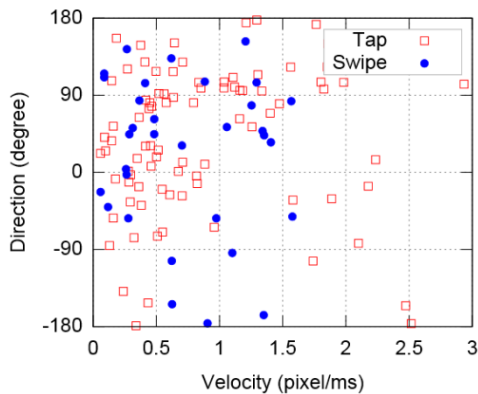


図 2 操作種別毎の速度と移動方向

ある。指示物体と対象領域の距離が長いほど移動に時間を要し、また、対象領域の幅が小さいほど指示物体を慎重に動かす必要があるため移動に時間を要することを表している。

一方、川本らは指示物体（参考論文[2]中では、スタイラスペンを用いた実験を行っている）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。近接検知可能なタッチスクリーンは、指やスタイラスペンなどの指示物体がタッチスクリーンから一定の距離内（検知可能域）に入った場合に、指示物体の位置を検知可能となる（図 1）。検知可能となった指示物体の位置は一定のサンプリング間隔（典型的には数十 ms）で検出される。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数点の指示物体の位置を用いて、指示物体の接触位置を予測するものである。

前者は指示物体の移動時間、後者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り、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. 操作種別予測方式

本章では、操作種別を予測する方式について提案する。まず、予測方式を検討するうえで実施した入力操作の特性分析について述べ、操作種別の予測にはタッチスクリーン

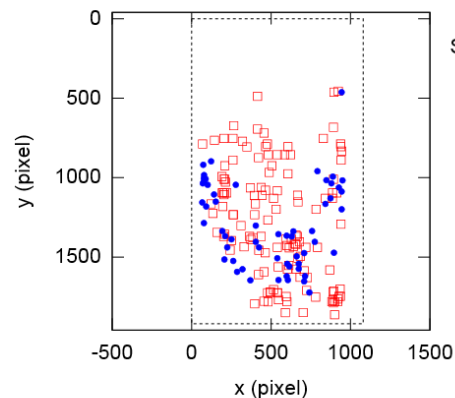


図 3 検知可能域境界での操作種別毎の接触位置の分布

の近接検知機能を用いて予測した接触位置（接触予測位置）を用いることが適していることを述べる。その後、接触予測位置に基づく操作種別の予測方式について詳細に説明する。

3.1 入力操作の特性分析

ここでは、入力操作の操作種別を予測する方式を検討するために実施した入力操作の特性分析について述べ、接触予測位置を用いることが操作種別の予測に適していることを示す。

入力操作の特性分析として、指示物体がタッチスクリーンの検知域に入ってからタッチスクリーンに接触するまでに得られる指示物体の位置の時系列データから得られる移動速度などの各種物理量と操作種別の相関を調査した。用いた端末は Galaxy S4 で、ユーザが頻繁に利用するホーム画面に対する入力操作を対象として調査した。

一例として、操作種別毎の指示物体の移動速度 v と移動方向 θ の関係を表したグラフを図 2 に示す。なお、移動方向は画面に接触する前の指示物体の軌道をタッチスクリーン上に射影して得られた軌道の進行方向を意味している。画面右方向を 0 度と定義し、反時計回りに角度が増加するように定義している。また、操作種別は、タップ操作とスワイプ操作の二種類であり、それぞれ四角の点と丸点で表記している。図からわかるように、移動速度と操作種別との間に明確な相関関係は見取れない。したがって、 (v, θ) は操作種別を予測する物理量として不適切であることがわかる。

図 3 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位置（初期検知位置）を、その後行われた入力操作の操作種別毎に表した図である。図 2 と異なり、スワイプ操作の点が分布する範囲が限定されおり、一部の領域はタップ操作のみの点が分布する領域となっている。図 4 は指示物体がタッチスクリーンに接触した位置と操作種別の関係を示した図となっている。図 3 に比べてタッ

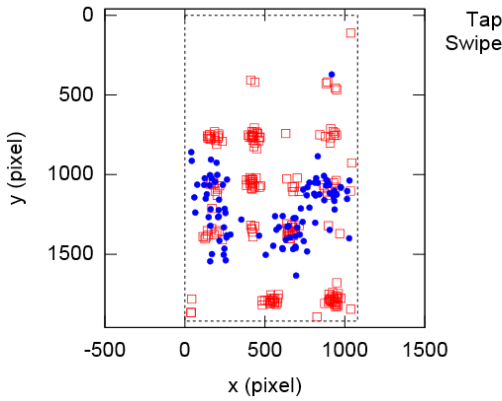


図 4 操作種別毎の接触位置の分布

ブ操作の点の分布する領域がより構造化され、タップ操作とスワイプ操作の点が混在する領域と、タップ操作の点のみが存在する領域がより明確に分かれている。したがって、指示物体のタッチスクリーンへの接触位置が、操作種別を予測する物理量の候補の一つとして挙げられる。しかしながら、入力操作レスポンス改善のためには、入力操作の前なるべく早い段階で（すなわち、指示物体がタッチスクリーンに接触する前に）操作種別を予測する必要があり、接触位置を利用することはできない。一方で、初期検知位置を利用すれば、レスポンス改善効果は高いと考えられるが、前述したように、初期検知位置は接触位置に比べて操作種別との相関が強くないため、操作種別の予測精度が得られないと考えられる。そこで、タッチスクリーンの近接検知機能を用いて予測する接触予測位置に着目した。接触予測位置は接触位置が得られるよりも早く取得できるため、接触位置を用いて操作種別を予測するよりも高いレスポンス改善効果が得られる。また、接触予測位置の予測精度が十分であれば、接触予測位置と操作種別の間には十分な相関関係が成り立つと考えられ、操作種別の予測精度も得られやすいと考えられる。以上により、接触位置の代わりに、予測された接触位置を用いて操作種別を予測する方式を提案する。

3.2 予測接触位置による操作種別予測方式

接触予測位置に基づき操作種別を予測するにあたり、まず、操作種別の予測値をどのような形式で与えるかを決定する必要がある。操作種別の予測値は、たとえば、予測される操作が「タップ操作である」・「スワイプ操作である」というように複数の操作種別の内いずれであるかで表現する方法と、タップ操作である確率が 90%であるといったように操作種別の予測値を確率値で表現する方法が存在する。ここで、操作種別の予測を間違えたことによるペナルティは全ての入力操作について一律に同じではないことに着目する。例えば、小さなメッセージのみを先行して取得する場合と、高解像度の画像コンテンツを先行して取得する場合は、後者の方が入力操作の予測を間違えた場合のペナル

ティが大きい。操作種別の予測値を確率値で表現する方法であれば、間違えた場合のペナルティが大きい場合は、予測の確度が高い場合のみ先行処理を実施する、ペナルティが小さい場合は多少予測を間違える可能性があっても先行処理を行うことによるレスポンス改善を優先するなどの制御が可能となる。したがって、本稿では、操作種別の予測値を確率値で表現する手法を提案する。

提案方式では接触予測位置 \hat{x} が得られた時に操作種別が ω である確率 $P(\omega|\hat{x})$ を算出する。 $P(\omega|\hat{x})$ は条件付き確率であり、ベイズの定理[5]を用いて、下記のように変換できる。

$$P(\omega|\hat{x}) = \frac{p(\hat{x}|\omega)P(\omega)}{p(\hat{x})} \quad (2)$$

なお、 $p(\hat{x})$ は接触予測位置が \hat{x} となる確率、 $p(\hat{x}|\omega)$ は操作種別が ω である条件下で接触予測位置が \hat{x} となる確率、 $P(\omega)$ は操作種別が ω である確率となる。以下、式(2)の各要素の計算法について説明する。

操作種別が ω となる確率 $P(\omega)$ は、過去の入力操作数を N とし、そのうち操作種別が ω であった入力操作の数を N_ω とすると、下記により算出する。

$$P(\omega) = \frac{N_\omega}{N} \quad (3)$$

また、 $p(\hat{x})$ は指示物体のタッチスクリーンへの接触位置が x となる確率 $p(x)$ を用いて下記のように変換できる。

$$p(\hat{x}) = \iint_S p(\hat{x}|x)p(x)dx \quad (4)$$

ただし、 S はタッチスクリーンの表面領域を表し、 $p(\hat{x}|x)$ は接触位置が x である場合に接触予測位置 \hat{x} が得られる確率、すなわち、接触位置の予測の誤差分布を表す関数である。 $p(\hat{x}|x)$ は、過去の入力操作の接触予測位置と接触位置の誤差から導出すればよい。本論文では、接触予測位置と接触位置の距離の分散 σ^2 を用いて、誤差の分布を正規分布で近似することとする。

$$p(\hat{x}|x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{(\hat{x}-x)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (5)$$

なお、 $\hat{x} = (\hat{x}, \hat{y})$ 、 $x = (x, y)$ である。 $p(x)$ は過去の入力操作の接触位置の履歴から、カーネル密度推定[5]を用いて下記により推定する。

$$p(x) = \frac{1}{2\pi h^2 N} \sum_{i=1}^N \exp\left\{-\frac{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}{2h^2}\right\} \quad (6)$$

なお、 $x_i = (x_i, y_i)$ は i 番目の入力操作における指示物体のタッチスクリーンへの接触位置を表す。カーネル関数には正規分布を使用している。 h はカーネル密度推定のバンド幅を表しており、適切なバンド幅を使用する必要がある（適切なバンド幅の算出方法は後述する）。

$p(\hat{x}|\omega)$ は、 $p(\hat{x})$ と同様に算出する。

$$p(\hat{x}|\omega) = \iint_S p(\hat{x}|x)p(x|\omega)dx \quad (7)$$

表 1 評価用データ収集の条件

項目	値
端末	Galaxy S4
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)
データ収集期間	約 1 週間
収集した入力操作数	総数 : 284 タップ操作数 : 187 スワイプ操作数 : 97

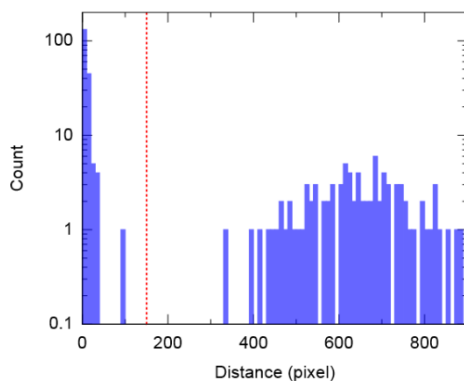


図 5 接触中の移動距離の分布

$$p(\mathbf{x}|\omega) = \frac{1}{2\pi h^2 N_\omega} \sum_{I_\omega}^N \exp\left\{-\frac{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2}{2h^2}\right\} \quad (8)$$

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、

$$I_\omega = \{i|\omega_i = \omega\} \quad (9)$$

で定義される集合である。つまり、式(8)は式(6)の和算を入力操作が ω であったものに限定したものとなっている。

以上、式(2)から式(9)を用いて、接触予測位置が得られた下での操作種別が ω である確率 $P(\omega|\hat{\mathbf{x}})$ を算出することができる。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 であるとし、閾値 T_ω 以下であった場合は ω でないと予測する。すなわち、下記のとおりとなる。

$$\Omega = \begin{cases} \omega & P(\omega|\hat{\mathbf{x}}) \geq T_\omega \\ \bar{\omega} & P(\omega|\hat{\mathbf{x}}) < T_\omega \end{cases} \quad (10)$$

4. 提案方式の評価

本章では、提案方式による操作種別の予測精度の評価結果について述べる。まず、評価に必要となるデータ収集の方法について述べ、その後、提案方式の評価方法について述べ、最後に、評価結果と考察について述べる。

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。評価条件を表 1 にまとめている。使用した端末は Galaxy S4 である。

入力操作は指を用いて行うため、指示物体は指となる。画面サイズは 1920x1080pixel, 検知可能域はタッチスクリーン表面から約 1.5cm である。なお、ここで挙げた検知可能域は著者が自身の指で測定した値であり、個人差が存在する可能性がある。ホーム画面アプリケーションに、検知可能域内に入った状態の指の位置およびタッチスクリーンに接触した指の位置を検出した時間とともにファイルに出力する機能を実装することで、データの収集を行った。ホーム画面上のアイコンの典型的な幅は 150pixel 程度である。なお、本論文では、使用頻度が最も高いと考えられるホーム画面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。

収集した入力操作数は 284 個である。収集した入力操作の内訳は、タップ操作が 187 個、スワイプ操作が 97 個であった。タップとスワイプの判別は、指がタッチスクリーンに接触した時の位置とタッチスクリーンから離れた時の位置の距離（接触中移動距離）に基づき行った。図 5 は接触中移動距離の分布を示したものである。図を見てわかるように、接触中移動距離は二つのグループに分かれており、100pixel 以下のグループがタップ操作、300pixel 以上のグループがスワイプ操作に対応する。そこで、評価では、接触中移動距離が 150pixel 未満をタップ操作、150pixel 以上をスワイプ操作と判別した。

4.2 予測精度の評価法

収集した入力操作データに基づき、提案方式の評価を行った。以下、詳細を述べる。まず、収集したデータの接触位置を \mathbf{x}_i 、操作種別を ω_i ($i = 1, 2, \dots, 284$)とする。なお、 i が小さいほど過去の入力操作であることを示す。ここでは、 k 番目の入力操作の操作種別の予測を行う場合の方法を説明する。まず、過去の入力操作の接触位置 \mathbf{x}_i と操作種別 ω_i ($i = 1, 2, \dots, k-1$)を用いて、 $p(\mathbf{x})$ と $p(\mathbf{x}|\omega)$ を算出する。操作種別の予測精度の評価を、接触位置の予測アルゴリズムになるべく依存しない方法で評価したかったためタッチスクリーンへの接触予測位置 $\hat{\mathbf{x}}_k$ は、接触位置 \mathbf{x}_k から式(5)の分布に従う乱数を用いて逆算して求めた。以上で算出した $p(\mathbf{x})$ 、 $p(\mathbf{x}|\omega)$ と $\hat{\mathbf{x}}_k$ を用いて、 $P(\omega|\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{x}}_k)$ を算出する。なお、本評価では、入力操作がタップ操作である確率を算出した。最後に、式(10)を用いて、入力操作の予測値 Ω_k がタップ操作であるか、タップ操作でないかを求め、実際の入力操作の操作種別 ω_k と比較することで、予測の可否を判断する。以上を、 $k = 51, 52, \dots, 284$ について実施した。 $k = 1, 2, \dots, 50$ に関して操作種別の予測を実施しなかったのは、操作種別の予測に必要な $p(\mathbf{x})$ と $p(\mathbf{x}|\omega)$ を精度良く推定するためある程度の入力操作数が必要となるためである。

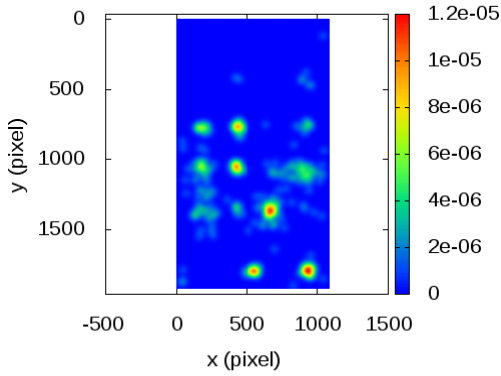


図 6 タッチスクリーンへの接触位置の確率分布

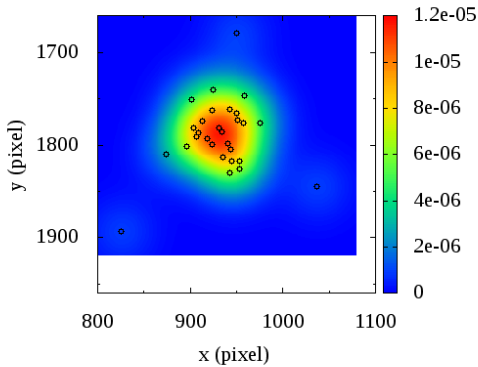


図 7 タッチスクリーンへの接触位置の確率分布

$p(\mathbf{x})$ と $p(\mathbf{x}|\omega)$ を得るために必要なカーネル密度推定のバンド幅 h は25pixelとした。バンド幅は、測定された接触位置 \mathbf{x}_i から算出した。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、パイロット評価を使用した S. J. Sheather と M. C. Jones による手法[6]が最も良好なバンド幅を算出したため、その値を用いた。図 6 は算出した $p(\mathbf{x})$ の分布を示したグラフである。図 6 の右下部分を拡大して、指のタッチスクリーンへの接触位置を重ねてプロットしたものが図 7 である。検出された接触位置が集中している部分のみ高い確率値となっており、点あまり存在しない領域は確率値がほぼ 0 となっていることから、算出したバンド幅が適切であることが分かる。

接触位置の予測誤差 σ は 0 から 165 の範囲で変動させ、接触位置の予測精度と操作種別の予測精度の関係を評価した。 $\sigma = 0$ は誤差なく接触位置の予測ができる場合を示し、 $\sigma = 165$ は検出可能域に入った直後に検知された点をそのまま接触予測位置として用いた場合に得られた予測誤差であり、最低限得られる接触位置の予測精度として用いた。

同様に、操作種別の予測精度と式(10)で用いる入力操作が ω であると判断するための閾値 T_ω の関係を評価するため、閾値を 0.5 から 1 の範囲で変化させて、予測精度を評価した。

4.3 評価結果

提案方式によって得られた操作種別の確率 $P(\omega|\mathbf{x})$ の一例を図 8 と図 9 に示す。図は、 $k = 101$ の入力操作に関し

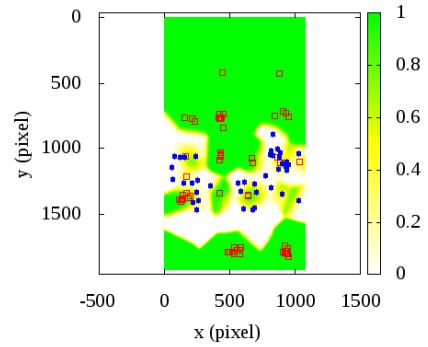


図 8 予測したタップ操作の確率 ($\sigma = 25$)

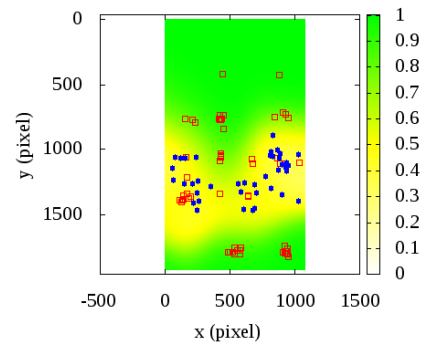


図 9 予測したタップ操作の確率 ($\sigma = 165$)

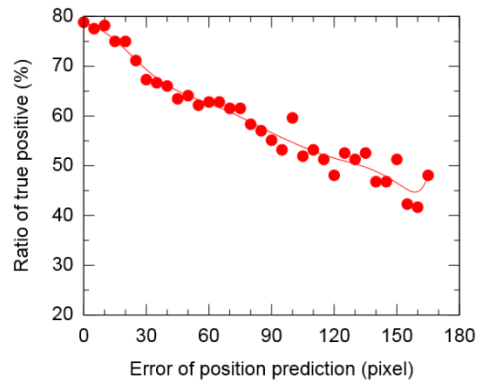


図 10 接触位置予測誤差とタップ操作予測における真陽性率($T_\omega = 0.8$)

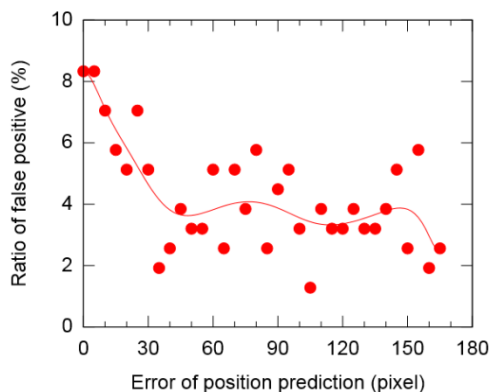


図 11 接触位置予測誤差とタップ操作予測における偽陽性率($T_\omega = 0.8$)

て、タップ操作である確率を接触予測位置 \hat{x} 毎に、色で表したものである。また、過去の入力操作($k = 1, 2, \dots, 100$)におけるタッチスクリーンへの接触位置を、タップ操作を四角の点で、スワイプ操作を丸い点で表している。図 8 は接触位置の予測を精度よく行える場合の $P(\omega|\hat{x})$ を示しており、誤差 σ は 25pixel としている。図 9 は接触位置の予測を精度よく行えない場合を示しており、誤差 σ は 165pixel としている。図 8 はタップ操作の確率が高い領域と低い領域の境界が明確に現れているのに対し、図 9 は境界が明確でなく、 $P(\omega|\hat{x}) = 0.5$ 近辺の領域が広がっている。これは、操作種別がどちらであるか明確に判断できないことが多いことを示している。

図 10 は提案方式によってタップ操作を予測した際の真陽性（操作種別をタップ操作と予測し、実際の操作もタップ操作であった場合）の割合を、接触予測位置の予測誤差 σ 毎にプロットしたものである。なお、閾値 T_ω を 0.8 としている。接触位置の予測誤差 σ が 0 の場合には、真陽性の割合が約 80%となる一方で、予測誤差 σ が 165 の場合は約 45%程度となり、操作種別の予測精度を向上するためには、接触位置を精度良く予測する必要があることが分かる。

図 11 は提案方式によってタップ操作を予測した際の偽陽性（操作種別をタップ操作と予測したが、実際の操作はスワイプ操作であった場合）の割合を、接触予測位置の予測誤差 σ 毎にプロットしたものである。なお、閾値 T_ω を 0.8 としている。偽陽性の割合は、予測誤差 σ に対する依存度が低く、ほぼ 4%程度と低く抑えることができることが分かる。これは、式(10)により $P(\omega|\hat{x})$ が 0.8 以上のもののみタップ操作であると予測しており、タップ操作の確度が低い場合はタップ操作と予測しないためであると考えられる。以上のように、提案方式は偽陽性の割合を低く抑えつつ、高い精度でタップ操作を予測できていることが分かる。

図 12, 図 13 は閾値 T_ω を変化させた場合の真陽性率と偽陽性率の変化を示した図である。なお、接触位置の予測誤差 σ は 25 pixel としている。閾値を上げるほど、真陽性率、偽陽性率ともに低下することが分かる。しかしながら、変化率は偽陽性率の方が高いことが分かり、例えば、閾値を 0.5 から 0.9 に変動させた場合、真陽性率は 0.8 倍程度の変化であるのに対し、偽陽性率は 0.2 倍程度まで変化することが分かる。真陽性率と偽陽性率の関係はトレードオフの関係ではあるが、閾値を高くすることで、真陽性率を比較的高い水準に保ちつつ、偽陽性率を 0 に近づけることができる。

5. おわりに

本稿では、タッチスクリーンの近接検知の機能を利用し、直後に実施される入力操作のタップ、スワイプなどの操作種別を予測する方式について提案をおこなった。提案方式では、操作種別と接触位置に関係性があることに着目し、

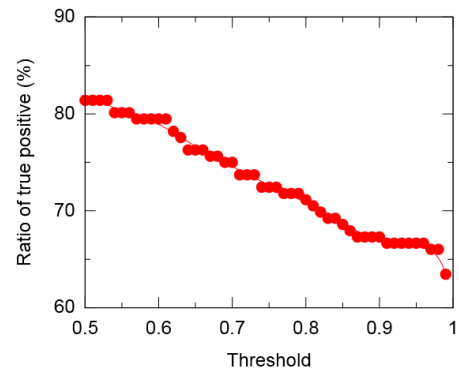


図 12 閾値とタップ操作予測における真陽性率($\sigma = 0.8$)

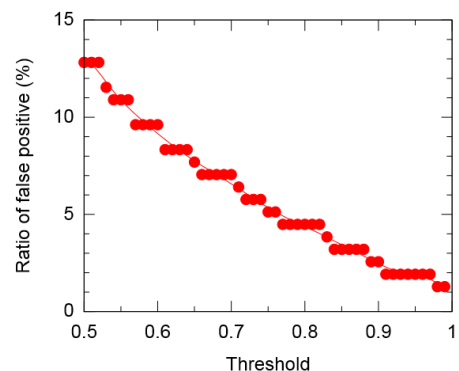


図 13 閾値とタップ操作予測における偽陽性率($\sigma = 0.8$)

接触位置の予測値が得られた条件下での操作種別が ω である確率を評価する。これにより、例えば、接触予測位置を 30pixel の精度で予測できる場合、タップ操作の約 70%をタップ操作と予測することができる一方で、スワイプ操作を間違っしてタップ操作と予測する確率を約 4%まで抑えることができた。今後の課題としては、より多くの被験者を用いた評価を行うこと、ホーム画面以外の画面における評価を行うことや、接触位置の予測と組み合わせて、レスポンスの改善効果の評価することなどがあげられる。

参考文献

- 1) Forrester: eCommerce Web Site Performance Today, White paper (2009).
- 2) 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), 2013-DPS-155(27), pp.1-6 (2013).
- 3) 岡野祐一, 鷺野浩之, 川又武典: 指の近接/接触検知が可能な 3 次元タッチパネル, 情報処理学会研究報告, ヒューマンコンピュータインタラクション(HCI), 2009-HCI-131, pp.9-14 (2009).
- 4) 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).
- 5) Bishop, C.M.: Pattern Recognition and Machine Learning, Springer (2006).
- 6) 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, 53, pp.683-690(1991).