

確率モデルに基づくキーボード入力方式

萩谷 俊幸[†] 上向 俊晃[†] 加藤 恒夫[†]

株式会社 KDDI 研究所[†]

1. はじめに

近年、タッチパネルを備えた端末が増加している。このような端末では、ソフトキーボードで文字入力を行うが、画面上のあるキーを押したつもりが、異なるキーが反応することがある。これは、指の腹でキーを押した時のタッチの検知位置が、キー領域から外れることが要因である。解決策の一つとして、ユーザのタッチ座標分布の傾向を考慮して、キーの検知領域を変更することが考えられる。本報告では、キー表示領域とタッチ位置がずれてもユーザの所望の文字を提示するために、ユーザのタッチ座標を用いた確率モデルに基づく入力方式について検討した結果について述べる。

2. 関連研究

ソフトキーボードの入力補正方法は、言語モデルによるものとタッチモデルによるものに分けられる。言語モデルによる入力補正方法として、Ahmet らは入力された文字列と辞書中の各単語との類似度を比較し、類似度が高い単語を候補として提示する手法を提案している[1]。Khalidoun らは、現在入力中の文字と辞書中の単語との類似度を比較し、次に入力する確率の高いキーのサイズを大きくする手法を提案している[2]。これら言語モデルによる方法では性能が辞書に大きく依存し、固有名詞など未登録の単語は考慮されないという課題がある。

一方、タッチモデルによる補正方法として、Johan らは 10 キーでの数字入力において、各ボタンのタッチ座標の重心を用いて、キーの位置・形状を変える方法を提案している[3]。また、言語モデルとタッチモデルの両者を用いた方法は Asrla ら[4]や Dmitry ら[5]により提案されており、現在入力中の文字と辞書中の単語とを比較し、キー領域を変化させるといったものである。上記の研究内容は、全て英語入力に対する方法である。

3. 提案手法

本報告では、ユーザのキーに対するタッチ座標を用いた仮名単位での確率モデルにより、キーの検知領域を変更する手法を提案する。入力方式は図 1 に示す入力画面での *qwerty* 配列でのローマ字日本語入力でのソフトキーボード入力とする。

確率モデルには、GMM により各キーごとの座標分布に対する確率を定義するキーモデルと、HMM により仮名単位で定義する仮名モデルの 2 種を用いる。仮名モデルでは、子音の連続のような日本語にはない遷移は許容されないため、入力誤りが低減されると考えられる。また、HMM は 1 タッチを状態遷移を行うフレームとし、自己遷移を含まない L-R モデルを用いる。GMM や HMM は対角共分散行列を持つ混合正規分布であり、モ



図 1 入力画面

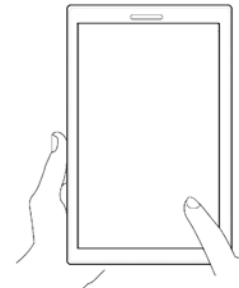


図 2 操作方法

デル間の接続は、自由に連鎖するエルゴディックな接続とする。上記 2 種のモデルに対し、矩形領域にキーが定義された通常のキーボードを用いてデータを収集し、そのデータを元に学習・評価を行うことで性能を評価する。

4. 評価実験

4.1 データ収集

被験者には、椅子に座った状態で、図 2 に示すように片手で持ち、もう一方の手で入力してもらった。その際の 2 次元タッチ座標と座標に対応する文字を取得した。キーボードは矩形領域にキーが定義された *qwerty* 配列を用い、単語は Juman 辞書から被験者ごとに異なる 1000 単語を抽出した。被験者は、100 単語の入力を 1 セットとし、十分に時間をおいて 10 セット行った。被験者は 25～57 歳までの男性 4 名、女性 1 名の計 5 名で、全員右手入力であった。携帯端末は GALAXY Tab (サイズ: 7.0 inch, OS: Android2.2) を用いた。

4.2 学習および評価方法

4.1 節で得られたデータを元に、キーモデルおよび仮名モデルを学習する。特徴量は、キーボード上の 2 次元座標を用いる。確率モデルには、被験者自身のデータから ML (Maximum Likelihood) 学習によって獲得した特定ユーザモデルと、異なる被験者のデータから ML 学習した不特定ユーザモデル、不特定ユーザモデルを被験者自身の一部のデータを用いて MLLR (Maximum Likelihood Linear Regression) により個人適応した適応ユーザモデルの 3 種を用いる。

性能評価は、特定ユーザモデルでは、各被験者ごとに、収集データ 10 セットのうち 9 セットで学習し、残りの 1 セットを評価する CV (Cross Validation) により行う。不特定ユーザモデルと適応ユーザモデルでは、4 名のデータで学習し、残り 1 名を評価する CV により評価する。MLLR には評価用データとは異なる単語 100 個の入力データを用いる。

評価には誤り削減率 Er を用い、以下の式で表す。

$$Er = (IE - RE) / IE \times 100 \quad (1)$$

ここで、 IE はキー表示領域と検知領域が等しい場合での入力誤り率、 RE は確率モデルでの認識誤り率である。

A key board input method based on the probabilistic model
[†]Toshiyuki Hagiya, Toshiaki Uemukai and Tsuneo Kato,
 KDDI R&D Laboratories, Inc.

4.3 実験結果

4.3.1 タッチ座標分布

まず、キーの位置による入力座標分布の差異について述べる。全被験者のタッチ座標分布中心とキー中心座標を示す図 3 を見ると、キーボードを 4 分割した各領域についてそれぞれ異なる特徴が見られた。具体的には、領域ごとのタッチ座標分布中心とキー中心座標との差分を示す表 1 より、領域 2 では差分が小さいが、他の領域では領域 2 に近い方向に偏っていることがわかる。これは、右手での入力であるため、領域 2 に手のホームポジションが位置し、そこからの移動距離を小さくするように動いているためと考えられる。

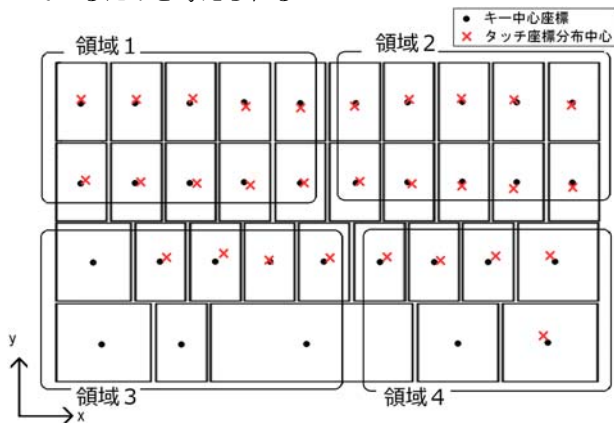


図 3 キーボード分割領域とタッチ座標分布

表 1 タッチ座標分布中心とキー中心座標との差分

キーボード領域	$\Delta x[\text{pixel}]$	$\Delta y[\text{pixel}]$
1	3.49	0.06
2	-1.00	-0.67
3	6.03	3.40
4	4.70	2.34
全体の平均	2.98	1.21

4.3.2 確率モデルに基づく入力方式の性能評価

まず、モデル学習に学習誤りのデータを含むことによる誤り削減率への影響を調べるため、正解データのみの学習データ A と入力誤りを含む学習データ B を用いて、特定ユーザモデルの仮名モデルにより評価をした結果を述べる。誤り率 RE、誤り削減率 Er を示す表 2 を見ると、RE の平均は学習データ A は 2.69%、学習データ B は 3.32% を示している。全被験者の入力誤り率の平均 3.56% と比較すると、Er はそれぞれ 24.2%、6.53% となり、両者とも精度向上が見られた。これは、被験者自身のタッチ座標分布を用いることで、確率モデルでの入力精度が向上することを示している。一方、学習データ A と比べて、B での精度向上は小さかった。これは、誤りデータの分だけ、あるキーの検知領域が広がり、異なるキーへの正しい入力に対して誤認識する可能性が増加するためである。

表 2 学習データごとの入力精度

	誤り率 RE[%]	誤り削減率 Er[%]
学習データ A	2.69	24.2
学習データ B	3.32	6.53
入力誤り率 IE	3.56	-

最後に、学習データ A での、キーモデルと仮名モデルの各ユーザモデルでの入力精度について述べる。4.3.1 項で 4 領域でタッチ座標分布の差異が確認できたため、MLLR の回帰木は 4 とする。ユーザモデルごとのキーモデルと仮名モデルでの誤り削減率を示す表 3 を見ると、どのモデルにおいても、Er は正の値を示し、確率モデルを用いることの有効性が確認できる。一方、キーモデルと仮名モデルを比較すると、仮名モデルの方が高い誤り削減率を示した。この要因として、子音の入力の後に現れる文字に制約がかかることと、同一の文字であっても、1 タッチ前の入力文字の影響を考慮したモデルであることの 2 点が挙げられる。

また、不特定ユーザモデルでも 14.0% と高い誤り削減率を示した。これは、被験者に関わらず、類似したタッチ座標分布を示しているためと考えられる。特に、本研究では、全被験者が右手で入力しており、被験者の違いが及ぼす影響よりも、入力方法の共通点による影響が大きかったと考えられる。同様に、適応ユーザモデルでも 19.1% と高い誤り削減率を示し、MLLR による個人適応の有効性を確認できた。

表 3 学習データ A による誤り削減率

	誤り削減率 Er(%)	
確率モデル	キーモデル	仮名モデル
特定ユーザモデル	10.6	24.2
不特定ユーザモデル	4.53	14.0
適応ユーザモデル	6.30	19.1

5. おわりに

本報告では、タッチパネルを備えた端末のソフトキーボードによる文字入力における、キーモデルと仮名モデルでの確率モデルに基づく入力方式を提案し、評価を行った。その結果、領域が矩形形状のキーボードの誤り率に対し、両者において誤り削減率が向上した。特に、仮名モデルの特定ユーザモデルでは、24.2% の誤り削減率を示し、本報告での提案手法の有効性が確認できた。

一方、今回は右手での入力に限定されていたため、異なる操作方法においても検討する必要がある。また、今後は、実際の携帯端末において、本方式での入力精度および入力速度の向上を調べることで、ユーザビリティの評価を行う予定である。

参考文献

- [1] Ahmet Cunyed Tantug, "A Probabilistic Mobile Text Entry System for Agglutinative Languages", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol. 56, No.2, May 2010.
- [2] Khaldoun Al Faraj et al, "BigKey: A Virtual Keyboard for Mobile Devices", HCI2009, LNCS 5612, pp.3-10, 2009.
- [3] Johan Himberg et al, "On-line Personalization of a Touch Screen Based Keyboard", IUI2003.
- [4] Asrila Gunawaradana et al, "Usability Guided Key-Target Resizing for Soft Keyboards", IUI2010
- [5] Dmitry Rudchenko, Tim Paek, Eric Badger, "Text Text Revolution: A Game That Improves Text Entry on Mobile Touchscreen Keyboards", Pervasive 2011, LNCS 6696, pp. 206.213, 2011.