

## 再帰型ニューラルネットワークを用いた走行バスの振動環境における タッチスクリーンタップ位置補正方式の検討

### Correction of touchscreen tapping position under vibration environment in bus with recurrent neural network

鈴木 優<sup>†</sup> 加藤 恒夫<sup>†</sup>  
Yu Suzuki Tsuneo Kato

#### 1. はじめに

近年、スマートフォンやカーナビゲーションシステムなど様々な機器でタッチスクリーンを用いた入力方法が利用されている。タッチスクリーンを用いた入力では、周囲環境の振動によって、意図したキーとは異なるキーをタップしてしまう誤入力が生じることがある。このとき、タップ直前の振動とタップ位置のずれには関係があると考えられる。このような背景から、携帯型端末の内蔵加速度センサから得られる加速度信号を用いて、歩行時におけるタップ入力のずれとの関係性を調べる研究や、ずれを補正する研究がこれまでに進められている[1,2]。これらの研究は、定常的な振動パターンを発生する歩行時の加速度信号とタップ位置のずれを対象としていたが、例えばバスや電車などに乗車している際に発生する非定常な振動は対象としていなかった。

そこで本研究では、非定常な振動環境下でのタップ位置の補正を目的とし、路線バス車内において手で把持したスマートフォン端末上の文字入力によりタップデータとタップ直前の加速度信号を収集した。得られた加速度信号データに対して、時系列信号を考慮できる再帰型ニューラルネットワーク(Recurrent Neural Network, RNN)を用いることで、タップ位置ずれの大きさを推定・補正するモデルを提案する。

#### 2. 関連研究

タッチスクリーン入力では、非振動環境においてもユーザの意図するタップ位置と実際のタップ位置の間にずれが生じることが知られている。画面が傾いていると、ユーザは目標位置よりも下側をタップする傾向があると報告されている[3,4]。Beringerら[3]によると、このずれの大きさは端末画面の角度が水平に近づくとき大きくなり、Searsら[4]によると、このずれの大きさは視線に対する端末の高さによっても影響を受ける。Weir[5]によると、ユーザの意図するタップ位置と実際のタップ位置の関係はユーザ依存性が高く、タップ位置ずれ補正のモデルはユーザ依存に設計した方がよいとしている。

振動環境におけるタッチスクリーン入力について、Crossanらは携帯型端末の内蔵加速度計を利用することでユーザの歩行動作とタップ動作の関係性を調査した。その結果、ユーザは歩行時よりも着座時の方が正確なタップが出来ること、タップ時の歩行タイミングに応じてタップ位置ずれの大きさに傾向があることを示し、ユーザは無意識のうちに誤入力の発生しづらいタイミングでタップを行い、

入力精度を向上させている可能性があることを示した。そして歩行タイミングに応じた補正を行うことで誤入力率を低減できる可能性を示した[1]。

Goelらは歩行時のQWERTY配列キーボードの入力精度を向上させるため、スマートフォン向け文字入力アプリケーションWalkTypeを開発した。WalkTypeでは、歩行中の加速度の大きさと方向からタップ位置のずれの大きさを算出するモデルや、歩行中のどのタイミングでタップが生じているかを特定し、歩行パターンに応じた補正を行うモデルなど、複数のモデルを組み合わせることで補正する方法を提案した。その結果、歩行時の文字入力エラー率を補正前に比べて45.2%減少させ、入力速度を12.9%向上させた。また、入力時のタップ座標を用いることで静止時の文字入力精度も向上させた[2]。しかし、これらの研究では定常的な振動パターンを繰り返す歩行時が対象であり、バスや電車などの非定常な振動は対象としていなかった。

車体に固定されたカーナビゲーションシステムのタッチスクリーン向けに、Itoらは端末内蔵センサの信号を用いてBayesian Touch[6]、Variational Autoencoder(VAE)[7]、Quasi-Recurrent Neural Network(QRNN)[8]を組み合わせることでタップ位置補正手法を提案した。画面に表示される正方形をターゲットとしてタップデータを収集し、センサから得られるデータを考慮した補正を行うことで、1辺の長さを7.6mm、15.3mmとする2種類の大きさのターゲット選択タスクについて、それぞれ64.4%、90.2%の入力精度を得た[9]。

#### 3. 路線バス車内タップデータの収集

典型的な非定常振動環境である走行中の路線バス車内において、実験協力者14名分の3軸加速度信号およびタップデータを収集した。

##### 3.1 加速度・タップデータ収集アプリケーション

実験協力者に指定した日本語テキストを入力してもらい、タップ位置と内蔵加速度センサの信号を記録するスマートフォンアプリを作成した。アプリケーション画面と加速度座標系の軸方向を図1に示す。

画面上部に提示されるテキストを画面下部のキーボードを用いて入力してもらおう。テキストを覚える負担を軽減するため、提示テキストには日本人に馴染みのある慣用句を用いる。日本語入力システムOpenWnn[10]にフリック入力を追加実装し、フリック入力により平仮名を入力してもらった。かな漢字変換はタップ位置ずれとは無関係であるため使用しない。各キーの大きさは縦9mm×横12mmである。OpenWnnには3軸の加速度信号、タップ座標、入力時刻、入力文字を記録する機能を追加した。文字入力による画面タップが発生する度、50Hzサンプリングで直前3秒間分の

<sup>†</sup>同志社大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering,  
Doshisha University

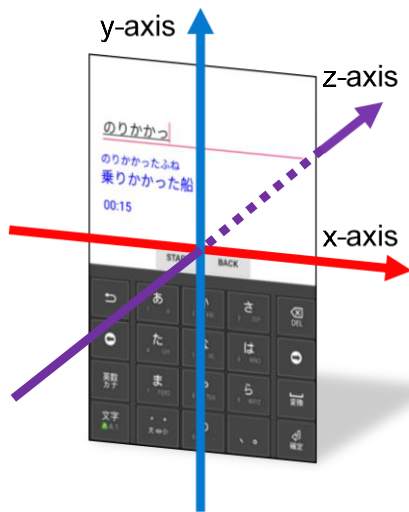


図 1 収集アプリケーション画面と 3 軸加速度信号の座標系

加速度信号が記録される。実験には標準的な大きさのスマートフォン Nexus 5x(縦 147mm×横 73mm×厚さ 7.9mm)を使用した。

### 3.2 データ収集条件

実験協力者は 20 代日本人男性 9 名、女性 5 名の計 14 名で、全員右利きである。実験は路線バス車内において着座した状態で、非利き手を用いて端末を任意の見やすい角度で把持し、利き手の人差し指で文字入力を行うように指示した。提示テキストである慣用句は計 421 字分である。

提示したテキストは計 421 字分であったが、入力誤り訂正などの再入力が含まれるため各実験協力者からは 421 以上のタップデータが得られた。タップデータは人手でチェックし、提示テキストの読み間違いなど、振動以外が原因と考えられるタップデータは除外することで、計 6933 のタップデータを得た。実験協力者ごとのタップデータ数を表 1 に示す。タップデータ数の平均値は 495.2、標準偏差は 11.6 であった。本研究ではこのタップデータを分析する。

## 4. 路線バス車内タップデータの分析

収集したバス車内の加速度信号データおよびタップ位置ずれデータを分析した。

表 1 実験協力者ごとのタップデータ数

ID	タップ数	ID	タップ数
1	492	8	487
2	500	9	485
3	499	10	487
4	494	11	497
5	498	12	491
6	512	13	479
7	524	14	488

### 4.1 加速度の周波数分析

得られた 3 軸加速度信号の周波数分析を行った。先行研究[1,2]より、タップ位置のずれは直前の加速度信号との相関が高いことが示唆されている。そこで、タップ時刻に近いデータに対して 128 点 FFT を行った。全データの周波数特性の平均値を図 2 に示す。基準 0dB は  $1.0 \times 10^{-6} m/s^2$  である。すべての軸に共通して、平均すると 1Hz 以下の低周波成分のパワーが大きいことがわかる。y 軸、z 軸方向の直流成分は重力加速度である。

### 4.2 タップ位置の分布

得られた全 6933 のタップデータを用いてタップ位置の分布を確認した。各キーの中心を原点とし、全てのデータを重ね合わせた散布図を図 3 に示す。ここで、図中の濃色の大きい点はキー中心からのずれの平均を表し、楕円は全データの共分散行列から求めた 1 標準偏差楕円である。長方形はキーの概形である。

図 3 では、実際の入力である灰色の点は、キー中心を表す原点よりも下側に偏って分布している。このことから、非定常振動環境においても先行研究[3,4]の報告と同様に、ユーザは目標位置よりも下側をタップする傾向があることが確認できる。加えて、キー下部の境界外への入力が多く、

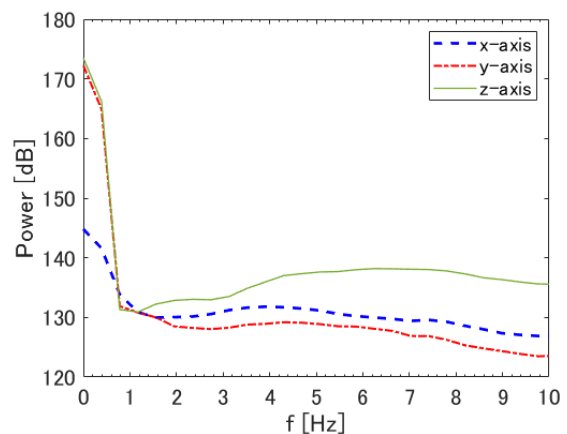


図 2 3 軸加速度信号の周波数特性

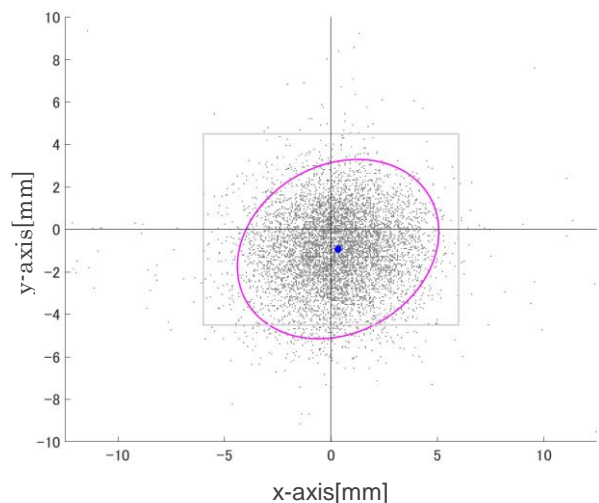


図 3 タップ位置の分布

同方向への誤入力が他方向に比べて多いことが確認できる。x 軸, y 軸方向において, キー中心の座標を  $p_c$ , 入力座標を  $p_{in}$ , サンプル数を  $N$  とするとき, 以下の式(1)で与えられるずれの大きさの  $RMSE$  は, それぞれ平均 2.88mm, 2.72mm であった。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |p_c(n) - p_{in}(n)|^2} \quad (1)$$

### 5. RNN を用いたタップ位置ずれ補正

加速度信号からタップ位置ずれの大きさを予測する RNN モデルを設計した。

#### 5.1 RNN モデル

設計したモデルを図 4 に示す。本モデルではタップ直前 3 秒間分の 3 軸加速度信号を時系列順に入力し, RNN を用いた 2 軸タップ位置ずれの推定を行う。RNN には LSTM[11]を使用し, LSTM 層では直前 3 秒間分である 150 サンプルの加速度信号を入力することで後段の全結合層への出力を行う。学習時には推定値と実際のタップ位置ずれとの平均二乗誤差(MSE) が最小となるようにモデルパラメータを再推定する。評価は学習済みのモデルに対して未知の加速度信号を入力してタップ位置ずれを推定し, 実際のタップ位置との差分を誤差とする。最適化には Adam[12]を使用した。使用したハイパーパラメータを表 2 に示す。

#### 5.2 実験条件

スマートフォン等におけるタップ入力では, 個人差が大きいと報告されている。そこで, 実験協力者ごとにユーザ

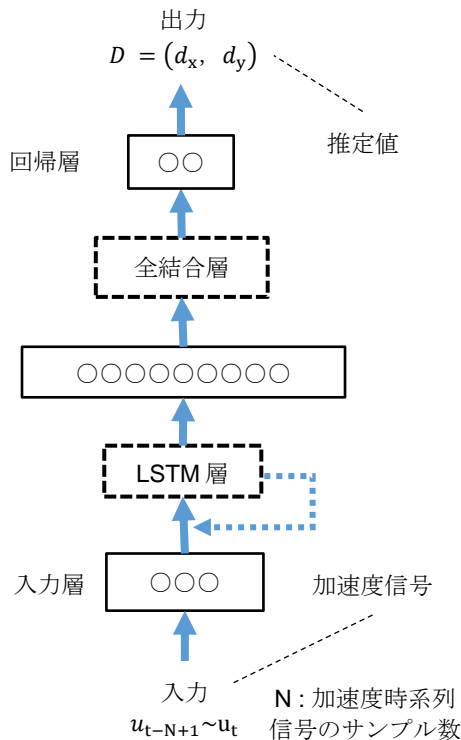


表 2 使用したハイパーパラメータ

RNN の層数	1
RNN の隠れ数	8
ミニバッチサイズ	1
エポック数	6
学習率	0.001

依存モデルの学習を行う。実際のタップ位置と推定したタップ位置の差分が補正後の値である。評価は 10 分割交差検証によって行い, 評価指標には補正前後のタップ位置ずれの  $RMSE$  およびその変化率 (補正率) を用いる。補正前後の  $RMSE$  をそれぞれ  $RMSE_{org}$ ,  $RMSE_{corr}$  とすると補正率  $R$  は以下の式(2)で与えられる。

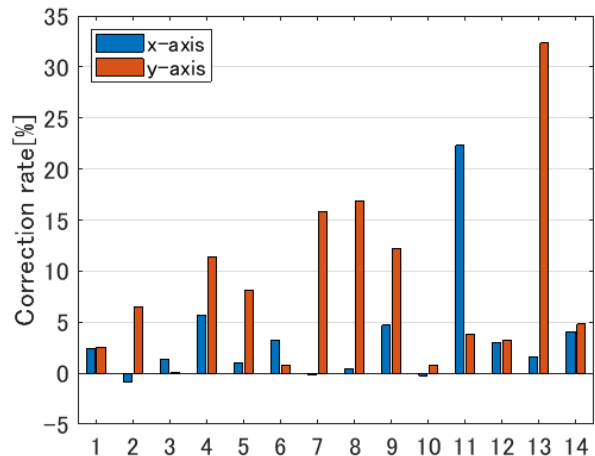
$$R = \frac{(RMSE_{org} - RMSE_{corr})}{RMSE_{org}} \times 100 \quad (2)$$

#### 5.3 実験結果

実験協力者ごとの補正前後の x 軸, y 軸方向のずれの  $RMSE$  をもとに算出した補正率を図 5 に示す。図 5 より, 補正率は実験協力者ごとに大きなばらつきが見られる。タップ位置ずれの  $RMSE$  について, 最も補正効果の大きい実験協力者 #13 で, x 軸方向で 2.35mm から 2.33mm に 1.0%, y 軸方向で 3.03mm から 2.04mm に 32.7% の削減を確認した。一方で, 最も補正効果の小さい実験協力者 #10 で, x 軸方向では 1.72mm で変化なし, y 軸方向で 1.48mm から 1.47mm へと 0.5% の削減を確認した。全 14 名の実験協力者の平均では, x 軸方向で 2.88mm から 2.79mm へと 3.1%, y 軸方向で 2.72mm から 2.49mm へと 8.4% の削減を確認した。また, 補正効果が見られた実験協力者についても, x 軸, y 軸の両軸に補正効果が見られた実験協力者はおらず, どちらか一方の軸方向のみに補正効果が見られた。

### 6. 考察

実験協力者ごとの補正率に大きなばらつきが見られた原因の 1 つとして, 先行研究[3,4,5]において報告されている,



振動以外の要因によって引き起こされるユーザ依存のタップ位置ずれが本実験環境でも影響を及ぼしているのではないかと考えた。また Beringer ら[3]は、端末把持角度がこのずれの大きさに影響すると報告している。そこで、実験協力者ごとに y 軸方向および z 軸方向の加速度信号を用いて実験中の端末把持角度を推定した。

画面の x 軸が水平になるよう端末が把持されていると仮定すると、端末を x 軸方向から見たときの内蔵加速度センサの y 軸, z 軸の向きと重力加速度および端末把持角度(仰角) $\theta$ の関係は図 6 のようになる。このとき y 軸および z 軸方向に含まれる重力加速度の分力をそれぞれ  $g_y$ ,  $g_z$  とすると仰角  $\theta$  は式(3)によって求められる。

$$\theta = \arctan\left(\frac{g_y}{g_z}\right) \quad (3)$$

端末が一定角度で固定されている場合、重力加速度の分力は直流成分であるので、前処理としてタップの度に記録される 3 秒間の加速度信号に対して時間平均をとることで直流成分を抽出した。そして式(3)を用いて対応する仰角を求めた。実験協力者ごとの仰角の平均値とその標準偏差を図 7 に示す。全実験協力者の仰角の平均値は 41.7deg, 標準偏差は 3.31deg であった。

図 5, 7 より、実験協力者 #1, #6, #10 のように端末把持角度が水平あるいは垂直に近い実験協力者は補正率が低いことがわかる。端末把持角度がずれの大きさに影響を及ぼす一因となり、実験協力者ごとの補正率にばらつきが出たのではないかと考える。一方で、端末把持角度が小さくなくても関わらず補正率が低い実験協力者も見られることから、端末把持角度のみならず、視線に対する端末把持の高さ、着座姿勢など振動以外の様々な要因がタップ位置のずれへと影響しているのではないかと考える。

また図 7 の端末把持角度をユーザ間で比較すると個人差は見られたが、標準偏差は概して小さかった。このことから実験を通して各ユーザの端末把持角度は安定していたことがわかる。

## 7. おわりに

本研究では、非定常振動環境におけるタップ位置ずれを補正することを目的とし、路線バス車内においてタッピングデータ収集実験を行った。得られた加速度信号データ及び入力座標データをもとにタップ位置ずれを推定・補正するユーザ依存の RNN モデルを設計・検討した。

その結果、14 名分のユーザ依存モデルにより、タップ位置ずれの RMSE が x 軸, y 軸方向それぞれ平均 3.1%, 8.4% 削減されることを確認した。しかし、タップ位置ずれについて、一部の実験協力者には大きな改善が見られる一方で、ほとんど改善が見られなかった実験協力者もあり、実験協力者ごとの補正率には大きな個人差が確認された。このことから、非定常振動環境におけるタップ位置ずれには振動以外の要素も影響を及ぼしていると考えられる。

今後の展望として、非振動環境における文字入力によるタップ位置ずれデータを用いることでユーザ依存のタップ位置ずれを推定・補正するモデルを設計し、このモデルをベースに非定常振動環境におけるタップ位置ずれデータに適応する手法を検討する予定である。

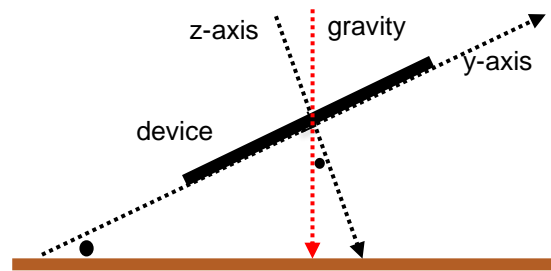


図 6 加速度軸と仰角の関係

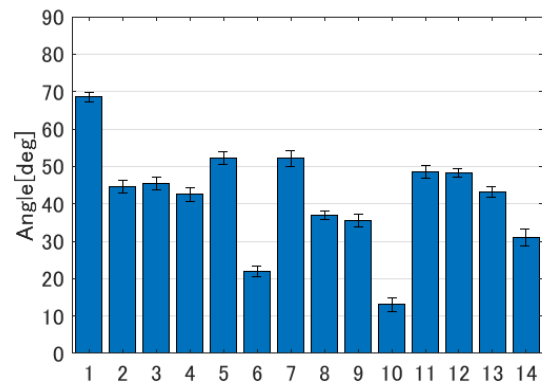


図 7 実験協力者ごとの平均端末把持角度とその標準偏差

## 参考文献

- [1] A. Crossan, R. M. Smith, S. Brewster, J. Kelly, and B. Musizza, "Gait phase effects in mobile interaction" In CHI'05 extended abstracts on Human factors in computing systems, pp. 1312-1315 (2005).
- [2] M. Goel, L. Findlater, and J. O. Wobbrock, "WalkType: using accelerometer data to accommodate situational impairments in mobile touch screen text entry", In Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp. 2687-2696 (2012).
- [3] D. B. Beringer and J. G. Peterson, "Underlying Behavioral Parameters of the Operation of Touch-Input Devices: Biases, Models, and Feedback", Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, vol. 27, no. 4, pp.445-458 (1985).
- [4] A. Sears and B. Shneiderman, "High precision touchscreens: design strategies and comparisons with a mouse", International Journal of Man-Machine Studies, vol. 34, no. 4, pp. 593-613 (1991).
- [5] D. Weir, "Modelling Uncertainty in Touch Interaction", Ph.D. Dissertation, University of Glasgow (2014).
- [6] X. Bi and S. Zhai, "Bayesian Touch - A Statistical Criterion of Target Selection with Finger Touch", In Proceedings of the UIST '13, pp.51-60 (2013).
- [7] D. P. Kingma and M. Welling, "Auto-Encoding Variational Bayes", arXiv: 1312.6114 (ICLR), (2014).
- [8] J. Bradbury, S. Merity, C. Xiong, and R. Socher, "Quasi-Recurrent Neural Networks", arXiv: 1611.01576 (ICLR), (2017).
- [9] K. Ito, K. Ohtani, Y. Ishiguro, T. Nishino, and K. Takeda, "Improving target selection accuracy for vehicle touch screens", In Proceedings of AutomotiveUI '19. ACM, pp. 176-180 (2019).
- [10] OpenWnn, <https://android.googlesource.com/platform/packages/inputmethods/OpenWnn>
- [11] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory", Neural computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780 (1997).
- [12] D. P. Kingma and J. Ba. Adam, "A method for stochastic optimization", arXiv: 1412.6980 (ICLR), (2015).