

修士論文

ユーザの状況を考慮した 携帯端末の内蔵センサを用いた把持姿勢認識手法

A Grasp Recognition Method Using Built-in Sensors of Smartphones
with Considering Users' Situations and Postures

2016年2月4日 提出

指導教員 小川 剛史 准教授

東京大学大学院
工学系研究科 電気系工学専攻
37-146515 朴 燦鎬

要旨

いつでもどこでも利用できる携帯端末であるが、ユーザに適切なインタフェースを提示するためには、ユーザの状況を考慮した把持姿勢を認識することが重要である。これまで、把持姿勢認識に関する研究が盛んに行われているが、新たなセンサを追加しなければ適用することができない手法が多い。携帯端末の内蔵センサのデータを用いて把持姿勢を認識する研究も行われているが、部屋にいる場合や乗り物に乗っている場合など、ユーザの利用環境の違いが考慮されていない。また、ベッドで横になりながら端末を操作するなど、ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識の検討ができていない。本研究では、ユーザの状況を考慮した携帯端末の把持姿勢認識を実現するため、端末の内蔵センサであるジャイロセンサおよび加速度センサのデータ、タッチスクリーンへの入力情報を用いて、機械学習の一つであるサポートベクターマシン (SVM) により把持姿勢認識に関する検討を行った。評価実験では、まず、利用環境に依存しない把持姿勢認識を検討するため、室内と電車内で実施した実験結果について述べる。また、ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識を検討するため、座位状態と側臥位状態での把持姿勢認識を行う。

Abstract

We can use smartphone anytime and anywhere. In order to provide appropriate interface using the smartphones, it is important to recognize hand posture with considering users' situations and postures. Although there are many studies on estimation of grasp posture, most of studies require additional instrumentation of a smartphone. Others have also proposed techniques for recognizing grasp posture using the built-in sensors of a smartphone. However, these studies do not consider the users' situations and postures when users are using the smartphones. For grasp recognition with considering users' situations and postures, the touchscreen information and the sensor data from built-in gyroscope and accelerometer are used. In this paper, we use support vector machine (SVM), which is one of the machine learning systems. And we describe the result of the experiments when users are using the devices in the room and on the train for considering users' situations. And we also experiment grasp recognition when users sit on a chair and lying in bed for considering users' postures.

目次

第1章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	2
1.3	本研究の貢献	3
1.4	本論文の構成	4
第2章	関連研究	5
2.1	把持姿勢認識に関する研究	5
2.2	内蔵センサ情報を活用した研究	7
2.3	内蔵センサを用いた把持姿勢認識に関する研究	9
2.4	本研究の位置づけ	10
第3章	提案手法	12
3.1	端末の内蔵センサを用いた把持姿勢認識手法の提案	12
3.2	システム構成	16
第4章	評価実験	17
4.1	実験タスク	17
4.2	実験1:携帯端末の把持姿勢認識手法の評価	17
4.3	実験2:ユーザの利用環境による携帯端末の把持姿勢認識実験	25
4.4	実験3:ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識実験	27
第5章	考察	35
5.1	評価実験に関する考察	35
5.2	提案手法のリアルタイム処理	38
5.3	応用例	41

第 6 章 結論	44
6.1 結論	44
6.2 今後の課題	45
謝辞	46
発表文献	47
付録	52

目 次

1.1 ユーザがおかれている状況による様々な把持姿勢パターン: (a) 片手操作と両手操作; (b) 片手操作のみ	2
1.2 ユーザの状況に応じる携帯端末の把持姿勢: (a) 横画面操作と縦画面操作; (b) 横になりながら操作	3
2.1 静電容量センサを用いた把持姿勢認識 [1]	6
2.2 iRotateGrasp[2][3]	6
2.3 Touch & Activate[4]	6
2.4 iRotate[5]	6
2.5 Sensor synaesthesia[6]	7
2.6 ジェスチャ認識の例 [7]	7
2.7 ユーザのコンテキスト推定の研究例 [8]	8
2.8 端末の周辺を利用した研究例 [9]	8
2.9 Beyondtouch[10]	9
2.10 ForceTap[11]	9
2.11 Tapprints[12]	9
2.12 GripSense[13]	10
2.13 画面配置システムの例 [14]	10
3.1 システムの概要	13
3.2 HPF の原理: (a) 加速度センサの値; (b) HPF を通過した場合の加速度センサの値	14
3.3 プロトタイプ	16
4.1 実験アプリケーション	18
4.2 実験 1 で認識する把持姿勢	19
4.3 左手で端末を把持し, 右人差し指でアプリケーションを操作する例	19

4.4	実験の様子:室内における座位状態での端末操作	20
4.5	実験 1-1 の訓練データセット: (a) 実験タスクとデータセットの分割; (b)5- 分割交差検定	21
4.6	実験 1-2 でのデータセット	24
4.7	電車内での状況: (a) 座る; (b) ドアの横にもたれる; (c) つり革を持つ; (d) 立つ	26
4.8	加速度センサの軸: (a) 内蔵された加速度センサの 3 軸; (b) 端末の側面図と 傾き	28
4.9	ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢	29
4.10	ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢 L-LaR2 の例	30
4.11	ユーザの姿勢を考慮した 3 種類の画面表示	32
5.1	両親指操作 (B-Th) のパターン: (a) 両手の位置が一致; (b) 右手の位置が高 い; (c) 左手の位置が高い	36
5.2	実験 3-2: 特徴ベクトル D における特徴量の重み	39
5.3	提案手法のリアルタイム処理の例	40
5.4	把持姿勢認識のタイミング: (a) 4 桁ロック解除; (b) アイコン選択	41
5.5	画面の縮小配置	42
5.6	キーボードの配置	42
5.7	ボタン配置	42

表 目 次

3.1	特徴ベクトル	15
4.1	実験 1-1 の特徴ベクトルによる認識精度と順位	22
4.2	実験 1-1 の把持姿勢認識結果: (a) (d) 特徴ベクトル A D	23
4.3	実験 1-2 の特徴ベクトルによる各被験者の認識精度 (6-分割交差検定)	24
4.4	実験 1-2 の特徴ベクトル D による把持姿勢認識結果: (a)5 パターンの把持 姿勢; (b)4 パターンの把持姿勢	25
4.5	電車内でのデータ	27
4.6	実験 2-1 の特徴ベクトルによる把持姿勢認識結果; (a) 認識精度; (b) 順位	28
4.7	実験 3-1 の結果: 個人使用環境における把持姿勢認識精度	31
4.8	実験 3-2 の結果:複数人使用環境における把持姿勢認識精度	32
4.9	実験 3-2: 特徴ベクトル D による 12 種類の把持姿勢に対する把持姿勢認識 結果	33
4.10	実験 3-2: 特徴ベクトル D による 3 種類の画面表示で判定する場合の認識結果	34
5.1	実験 3-2: 特徴ベクトル C における特徴量の重み順位	38
5.2	実験 3-2: 特徴ベクトル D における特徴量の重み順位	38

第1章 序論

1.1 研究背景

スマートフォンやタブレットなどの携帯端末の普及に伴い、電話やメッセージ機能だけでなく、ウェブ検索やゲーム、映画など様々な作業がいつでもどこでもできるようになった。携帯端末の操作は、操作タスクにより片手で行うこともあれば、両手で行うこともある。また、携帯端末に内蔵された複数のセンサを用いることで端末の位置や向きを検出でき、横に長いコンテンツを見たい場合には、端末を横にして把持することで自動的に画面が切り替えることができる。このように表示するコンテンツに応じて、適切な端末の把持姿勢が存在する。

一方、日常生活では、電車の座席で片手で端末を保持しつつ、もう一方の手で端末を操作したり、街中で片手に荷物を持ちながら空いた手で地図を参照したり (図 1.1)、ベットで横になりながらウェブを見たり (図 1.2) と、利用者の状況に応じて把持姿勢が決まるため、それに応じる適切なインタフェースの提供が重要である。

従来の把持姿勢認識に関する研究 [1][2][15] では、ユーザが端末のどの部分を触れているのかを直接検出するために静電容量センサを用いており、一般に普及している端末に手法を適用することは容易ではない。端末の内蔵センサのみを利用した研究 [13] も存在するが、認識できる把持姿勢の種類が少なかったり、把持姿勢が変化したことを即座には認識できないといった問題がある。さらに、日常生活において、我々は室内だけでなく屋外や移動中の乗り物内など、いつでもどこでも携帯端末を利用しているが、従来研究では屋内と乗り物内といったように異なる場所での利用については検討されていない。

ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識に関する研究では、加速度センサのセンサ値から重力方向を検出して画面を切り替えるシステムが提案されている [14][16]。ユーザが横 (縦) 画面にして操作したい場合、端末を横 (縦) 向きに把持するだけで自動的に画面の表示が回転し、アイコンなども再配置される。しかし、例えば縦画面でウェブを見ながらベットに横になると画面が意図せず回転して操作が中断されるなど、姿勢を気にせず利用することは困難である。また、ジェスチャ認識による画面の提示システム [6] では、ユーザがスク

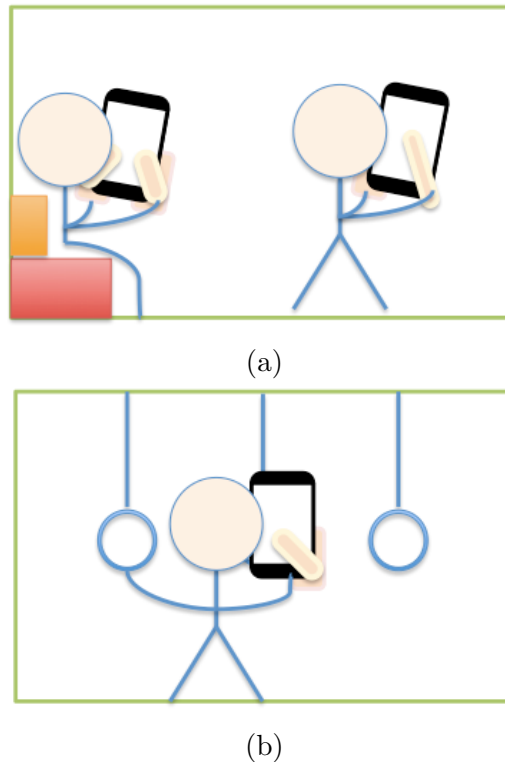


図 1.1 ユーザがおかれている状況による様々な把持姿勢パターン: (a) 片手操作と両手操作; (b) 片手操作のみ

リーンをタッチしながら端末を回転させると、画面の表示を保持する操作を実現しているが、ユーザは表示を変えるために意図的なタップ操作やスライド操作など新しいジェスチャを学ぶ必要がある。

1.2 研究目的

本論文では、携帯端末の内蔵センサのみを用いて、ユーザの状況を考慮した端末の把持姿勢を認識できる手法を提案する。具体的には、内蔵センサとして加速度センサ、ジャイロセンサ、タッチスクリーンから得られるデータに基づき、機械学習により把持姿勢を認識する。端末の利用環境としては、普段の利用を想定した室内と通勤通学時などでの利用を想定した電車内の2種類について検討する。また、ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識を検討するため、端末を縦画面と横画面にして座っている状態で操作する場合だけでなく、ユーザが横になっている状態での操作も想定して把持姿勢認識を行う。

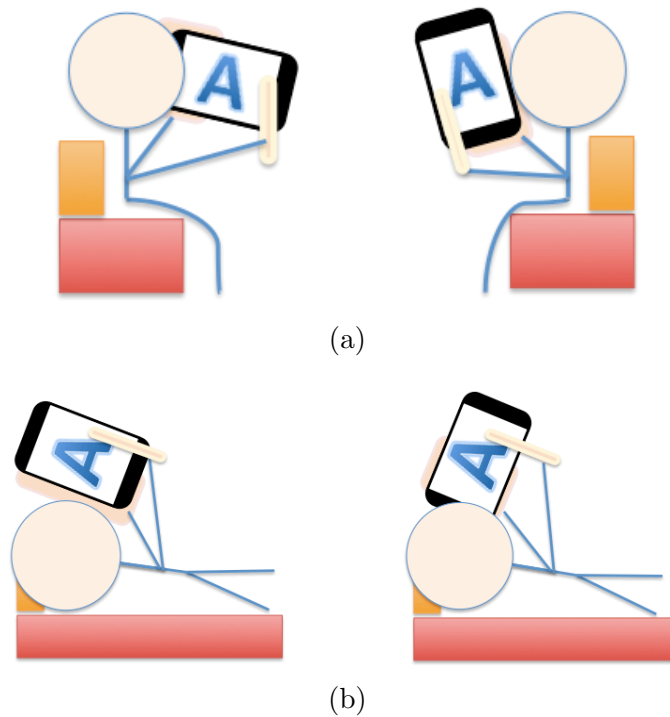


図 1.2 ユーザの状況に応じる携帯端末の把持姿勢: (a) 横画面操作と縦画面操作; (b) 横になりながら操作

1.3 本研究の貢献

本研究で提案した把持姿勢認識手法は、端末に内蔵されたセンサのみを用いてタッチスクリーンを1回タッチした時にSVM(Support Vector Machine)により端末の把持姿勢を認識する。新たなセンサの追加コストが不要で、アプリケーション実行時や利用中など1回の入力操作が行えば、即時に把持姿勢を認識することができる。認識する把持姿勢は、持ち手として右手、左手、両手の3通り、操作する指として、人差し指と親指の2通りの組み合わせについて把持姿勢を認識する。また、室内と電車で想定できる姿勢で端末の把持姿勢を認識し、利用環境に依存しない把持姿勢認識の可能性を検討した。さらに、ユーザの姿勢が変わることで端末の向きがそれぞれ異なった従来研究に対し、本研究では座位状態と側臥位状態における端末を縦画面と横画面にして操作する場合を想定することで、ユーザの姿勢に依存しないな把持姿勢認識を実現した。

1.4 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである．第2章では，把持姿勢認識の関連研究を紹介する．第3章では，提案する把持姿勢認識手法について述べる．第4章では，把持姿勢認識精度を検証するために行った評価実験について述べる．第5章では，評価実験の結果および考察を行い，提案手法の応用例に関する考察を述べる．最後に，第6章で本論文のまとめと今後の課題について述べる．

第2章 関連研究

本章では，携帯端末の把持姿勢認識に関する研究，端末の内蔵センサ情報を活用した研究，端末の内蔵センサを用いた把持姿勢認識に関する研究について述べる．また，既存研究の課題について考察する．

2.1 把持姿勢認識に関する研究

スマートフォンなどの携帯端末の把持姿勢認識に関する研究 [1][2][3][4][15][17] が盛んに行われている．Kim らは，携帯端末における代表的なアプリケーションである「電話」，「メッセージ」，「カメラ」，「動画」，「ゲーム」に対して 8 種類の把持姿勢を定義し，加速度と端末に触れた手の形状データから把持姿勢を認識する手法を提案している [1]．手の形状データの取得には，端末に追加した 64 個の静電容量センサのデータを用いており，高精度な認識を実現している (図 2.1)．Cheng らは，静電容量センサのデータから認識した把持姿勢に基づいて (図 2.2) 携帯端末の表示を自動的に切り替えるインタフェースを提案している [2][3]．加速度センサを用いてユーザが把持姿勢を変更したタイミングを検出し，画面表示の切り替えに利用している．これらの研究は，端末に標準では搭載されていない静電容量センサの利用を前提としており，一般に普及している端末をそのまま利用することはできない．

静電容量センサ以外にも新たなセンサを端末に追加して把持姿勢を認識する研究が存在する．Ono ら [4] は，物体の持ち方や持つ強さによって物体表面における音の伝わり方が異なることに着目し，物体に取り付けた振動スピーカとピエゾマイクを用いて物体の把持姿勢を認識する手法を提案している (図 2.3)．7 種類の把持姿勢と 3 種類の把持力を区別できることが報告されている．実験ではユーザが座った場合のみの認識精度が示されているが，立って把持するなど利用状況が変わると端末へ加わる荷重分布が変化して音の伝わり方が変化するため，認識精度が低下する可能性があることや，静電容量センサを用いた研究と同様に，新たなセンサが必要であることが課題となっている．また，iRotate[5] は端末に搭載されたカメラからの映像を用いて顔認識を行うことでユーザの姿勢を考慮した把持

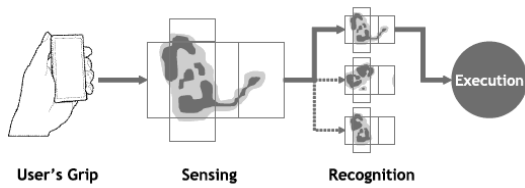


図 2.1 静電容量センサを用いた把持姿勢認識 [1]



図 2.2 iRotateGrasp[2][3]

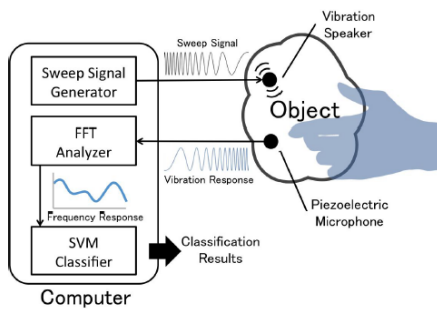


図 2.3 Touch & Activate[4]

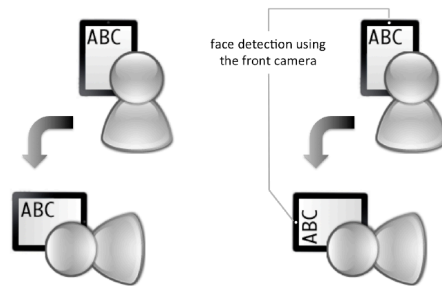


図 2.4 iRotate[5]

姿勢を認識している (図 2.4) . ユーザの顔の向きに合わせた画面の提示ができるが , 端末の動きによってカメラ画像にブレが発生した場合や前方カメラを指で覆ってしまった場合 , 顔がカメラの画角に入らない場合などには正確な顔認識が難しい .

ジェスチャ認識による画面の提示システム [6][7] も提案されている . Sensor synaesthesia[6] では , 端末に内蔵された加速度センサ及びジャイロセンサの値から端末の動きを読み取り , その動きとタッチジェスチャを組み合わせることにより入力語彙を拡張した . 特に , ユーザがスクリーンをタッチしながら端末を回転させると , 画面の表示を保持する操作を実現することで , ユーザに適切な画面提示を実現している (図 2.5) . また , Ording ら [7] は , 二本の指でスクリーンの上で回転するようなジェスチャを行うことで画面を回転させるインタフェースを開発した (図 2.6) . しかし , 画面の表示を変えるために , ユーザは意識的なタップ操作やスライド操作などの新しいジェスチャを学ぶ必要がある .

本研究では , 携帯端末の把持姿勢を認識するために , 新たなセンサは使わず , 内蔵センサのみを用いることとしている . また , 把持した手の形状や新しいジェスチャなどで把持姿勢を認識するのではなく , 自然に携帯端末のスクリーンをタップした時のタップ情報と

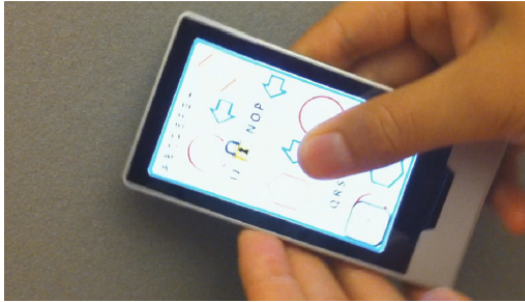


図 2.5 Sensor synaesthesia[6]

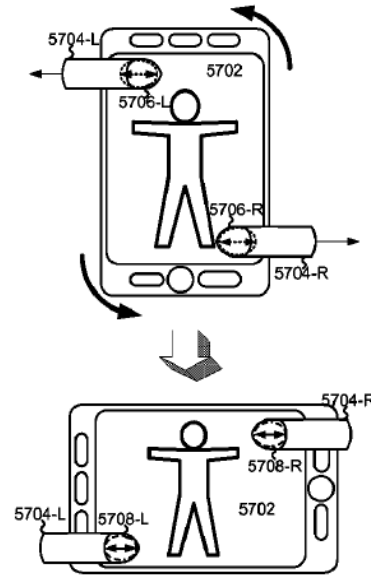


図 2.6 ジェスチャ認識の例 [7]

端末の動きによるジャイロセンサと加速度センサの値に関する情報を用いて把持姿勢を認識する。

2.2 内蔵センサ情報を活用した研究

携帯端末の内蔵センサ情報を活用した様々な研究例が存在する。まず、ユーザのコンテキスト推定に関する研究を紹介する。行動認識の分野ではユーザの動きを判定するために主に加速度センサを用いた研究 [8][18][19][20][21][22] が盛んに行われている。Laerhovenら [8] は、ユーザの動きを区分するため、ウェアラブルデバイスに加速度センサを用いて「歩く」、「走る」、「階段に上がる」などのユーザのコンテキストを推定した (図 2.7)。そして Schmidr らは、加速度センサの生データと 3 軸合成値などの情報から、「把持している」、「テーブルにおいてある」、「靴の中に入っている」などのデバイスの位置を区分した [22]。

次に、携帯端末の周辺を利用して入力を拡張する研究 [9][10][11][23][24][25] も存在する。McGrathら [9] は、片手で把持しているときに空いた手でデバイスの側面をタップする操作で、入力インタフェースを拡張した (図 2.8)。側面をタップする時のデバイスの動きによる加速度センサの変化量を用いて、タップの位置とユーザの持ち手 (左手, 右手) を推定している。BeyondTouch[10] は、片手操作と両手操作、テーブルにおいてある場合に想



図 2.8 端末の周辺を利用した研究例 [9]

図 2.7 ユーザのコンテキスト推定の研究例 [8]

定できる側面/裏面のタップ操作やスライド操作による新しい入力イベントを拡張した(図 2.9)。内蔵センサであるジャイロセンサと加速度センサ,裏面のマイクを用いてデータを取得し,平均,標準偏差だけでなく,周波数成分分析により特徴量を抽出することで実現している。Heoら[11][24][25]は加速度センサの値からユーザの端末へのタッチの強さを推定する ForceTap を提案した(図 2.10)。この手法を用いて端末にかかる力に応じる入力語彙の拡張を実現した。Serranoら[26]は,ユーザがベゼルへタップした際に生じる加速度の変化量を用いて,端末がスリープ状態である場合においても早くコマンドを実行できる入力手法, Bezel-Tap Gesture を提案した。

また,端末のスクリーンをタップしたときに実際にどの部分をタップしたかを予測する研究[12]もある。内蔵センサであるジャイロセンサとともに加速度センサからの情報を用いて特徴量を抽出し,タップ位置を特徴することで,アイコン選択やキーボードインタフェースなどの応用について考察を行った(図 2.11)。

以上のように,携帯端末の内蔵センサ情報を活用して,ユーザのコンテキストを推定する研究や,端末周辺を利用して入力を拡張する研究,また,スクリーンのどの部分をタップしたかを予測する研究など,様々な研究が行われている。そこで,本研究では端末のスクリーンをタップした際の内蔵センサの変化量を用いて特徴量を抽出し,把持姿勢認識を

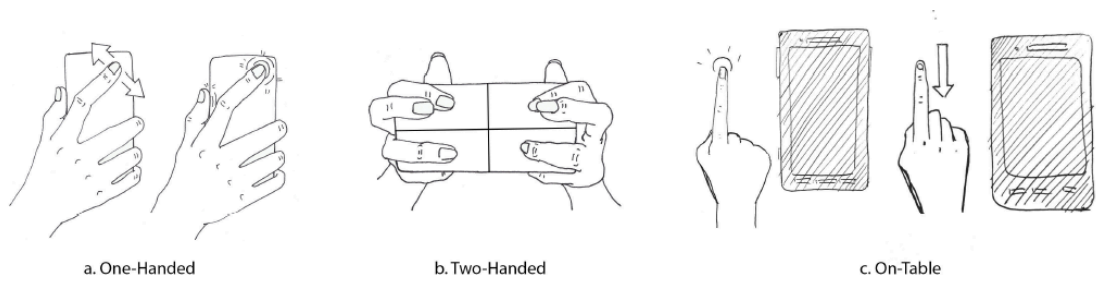


図 2.9 Beyondtouch[10]

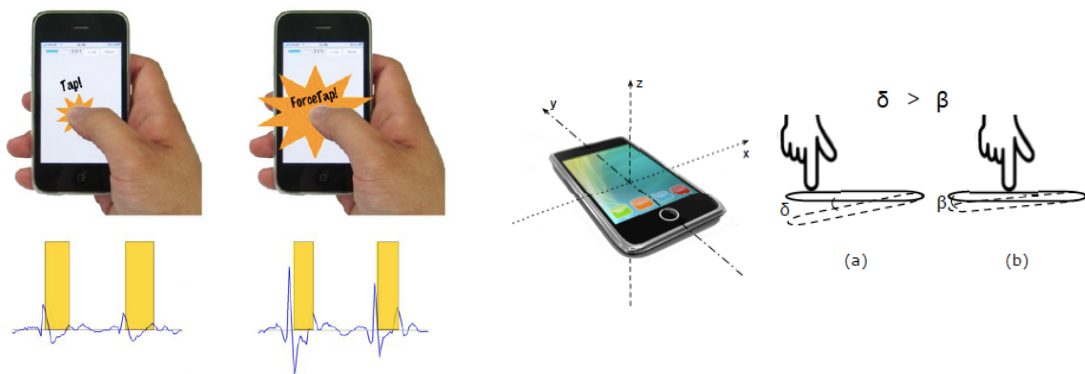


図 2.11 Tapprints[12]

図 2.10 ForceTap[11]

行う．特に，単純に把持姿勢を認識するだけでなく，ユーザの状況を考慮した認識について検討を行う．

2.3 内蔵センサを用いた把持姿勢認識に関する研究

携帯端末の内蔵されたセンサのみを利用して把持姿勢を認識する手法 [13][14][16] も提案されている．Goel らは，タッチスクリーン上でのタップ操作とスワイプ操作から把持姿勢を認識するシステムを構築している [13]．ジャイロセンサから得られた端末の傾きデータ，タッチスクリーンに触れている指の面積とスライド操作における指先の軌跡を特徴量とし，「片手操作」2種類と「両手操作」1種類の操作方法を区別すべき把持姿勢としている (図 2.12)．把持姿勢判定には，利用者が5回以上連続して端末を操作した際のセンサデータを用いるため，把持姿勢を変更した際に即座にその変更を認識することは困難であったり，両手操作の場合には持ち手と打ち手の認識ができないといった制限がある．

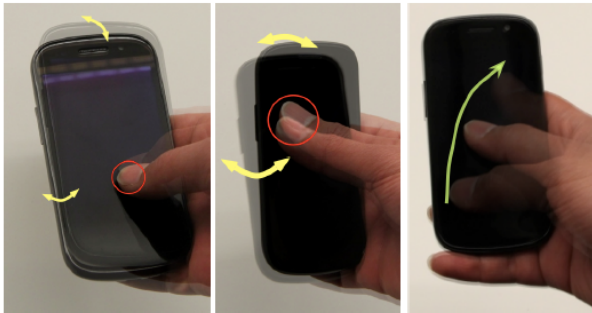


図 2.12 GripSense[13]

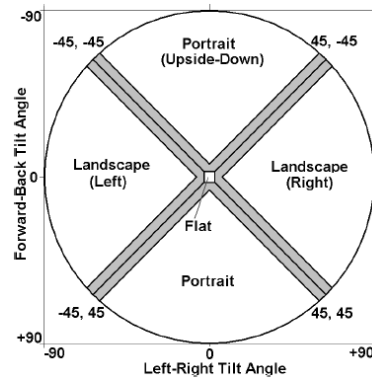


図 2.13 画面配置システムの例 [14]

また，Hinckley ら [14] は，傾きセンサ (2 軸加速度センサ) を用いて端末の傾き角度に応じて画面を提示するシステムを提案した．傾き角度を 45 度ごとに閾値を決め，「Portrait」，「Portrait (Upside Down)」，「Landscape (Left)」，「Landscape (Right)」の 4 種類で分類し画面を配置した (図 2.13)．現在のスマートフォンなどの多くの端末には加速度センサなどで検出した重力加速度に基づくシステムとして構築されている．しかし，ユーザが横になっている状態などで端末操作を行うと画面が不自然に回転してしまう問題点が存在する．

本研究においても，端末の内蔵センサのみを用いるという点に関してはこれらの研究と同様であるが，アプリケーション実行時や利用中などにタッチスクリーン上で 1 回の入力操作が行われれば，即座に把持姿勢を認識する点が異なる．また，認識する把持姿勢を，持ち手と打ち手，左右の認識もできるようにしていることや，実環境での利用を想定して，部屋と電車内で座った状態や立った状態，横になっている状態での認識について検討している点，ユーザの姿勢を考慮して，端末を縦画面と横画面にして操作するときを想定した点も異なっている．

2.4 本研究の位置づけ

本研究では，携帯端末の把持姿勢を認識するために，新たなセンサは使わず，内蔵センサの加速度センサとジャイロセンサ，タッチスクリーンからの情報を用いることとしている．既存研究での把持した手の形状や新しいジェスチャなどで把持姿勢を認識するのではなく，自然に携帯端末のスクリーンをタップした時のタップ情報と端末の動きによるセンサ値の変化量を用いて，把持姿勢を認識する．特に，利用環境に依存しない把持姿勢認識

を検討するため、部屋と電車内で想定できるユーザの状況を考えたり、ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識のため、座っている状態だけでなく、横になっている状態での操作も想定して検討を行う。次章では、本研究の提案手法について述べる。

第3章 提案手法

本研究では，新たなセンサを追加せず，携帯端末の内蔵センサのみを用いて把持姿勢を判定する．システムの概要を図 3.1 に示す．

提案システムは，ユーザが携帯端末のスクリーンをタッチした際の内蔵センサの計測値を取得し，それらの計測データから特徴量を抽出する．特徴量には，端末の把持姿勢認識を実現している文献 [13] を参考にジャイロセンサの値とスクリーンにおけるタッチ情報から得られる特徴と，ユーザのコンテキスト推定など [9][10][18][19][20] で良く利用される端末の加速度センサの値から得られる特徴を採用する．識別器にはサポートベクターマシン (SVM, Support Vector Machine) を用い，抽出した特徴量を学習させる．

3.1 端末の内蔵センサを用いた把持姿勢認識手法の提案

3.1.1 データ取得

本研究では，端末のスクリーンのタッチイベントをトリガとして各データを取得する．タッチスクリーンに関する情報は，タッチ座標 (x 座標, y 座標) とタッチ面積 (pixels) を記録する．また，内蔵センサであるジャイロセンサと加速度センサについては，サンプリング周波数 50Hz で値を計測し，タッチイベントの前後 0.2 秒間のデータを記録する．

加速度センサの計測値については，ハイパスフィルタ (High Pass Filter, HPF) を適用した値についても利用することとした．HPF は低域周波数の成分を逓減させ，高周波数領域に注目するフィルタである．

図 3.2 には加速度の計測値および HPF を通過したものの 3 軸合成した値を示していて，被験者が室内で座位状態で端末を把持している際に計測した．HPF を通過したデータは重力加速度成分が除去された端末自身の動きに関する加速度であると考えられ，本論文ではこの加速度を線形加速度と呼ぶ．

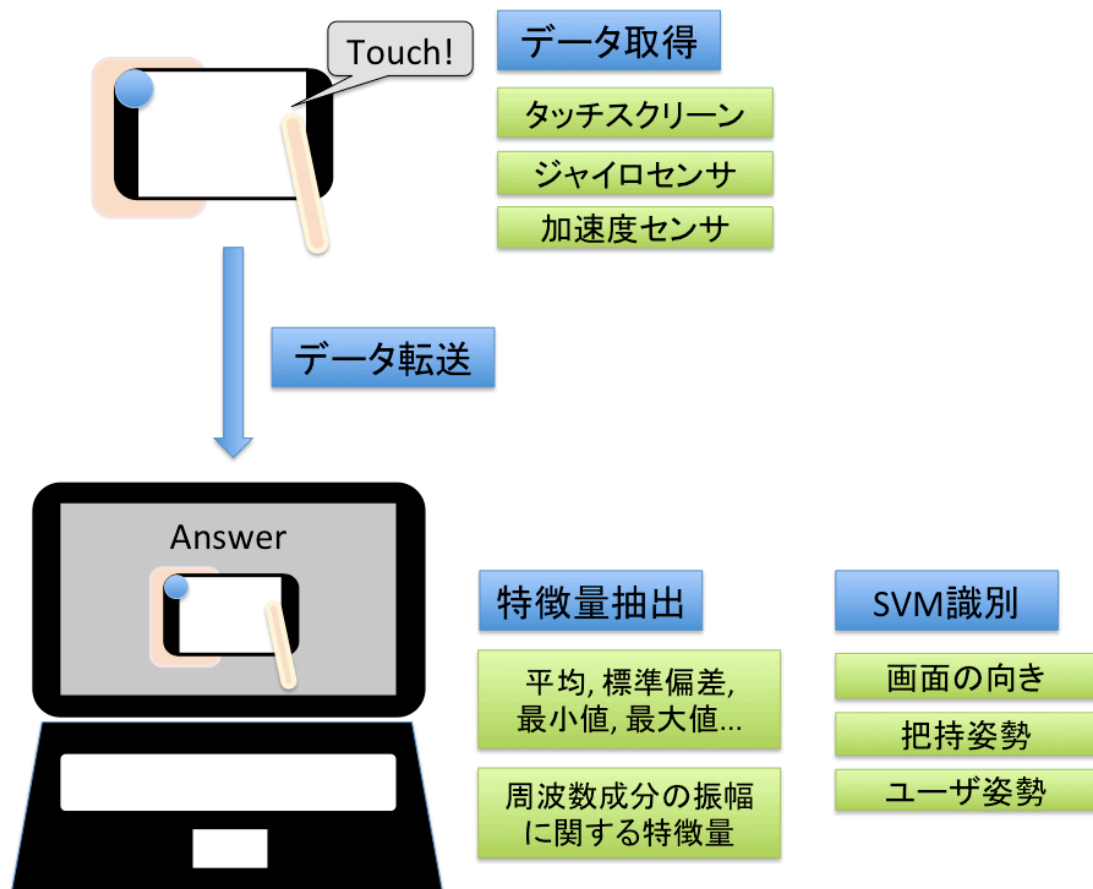


図 3.1 システムの概要

3.1.2 特徴量抽出

タッチスクリーンからのデータは、ユーザの把持姿勢によりデータが変化するとされる。特に、スクリーンをタップする部分の座標によりデバイスの動きが異なったり、前回にタップした部分の座標が何かによって、次にタップする際のデバイスの動きが変化するとされる。本研究では、ユーザがタッチした座標と前回タッチした座標、およびその座標差と距離、タッチ面積の8次元を特徴量として用いた。これは文献 [13] で用いられている特徴量を参考にしてしている。

内蔵センサ（ジャイロセンサおよび加速度センサ）のデータはタップ操作による端末の動き（回転）や、タップ力、手ぶれ、外部環境からの雑音に関する情報が含まれている。

ウェアラブルセンシングに基づくユーザの行動認識研究 [8][19][20][21][22][27] では、サ

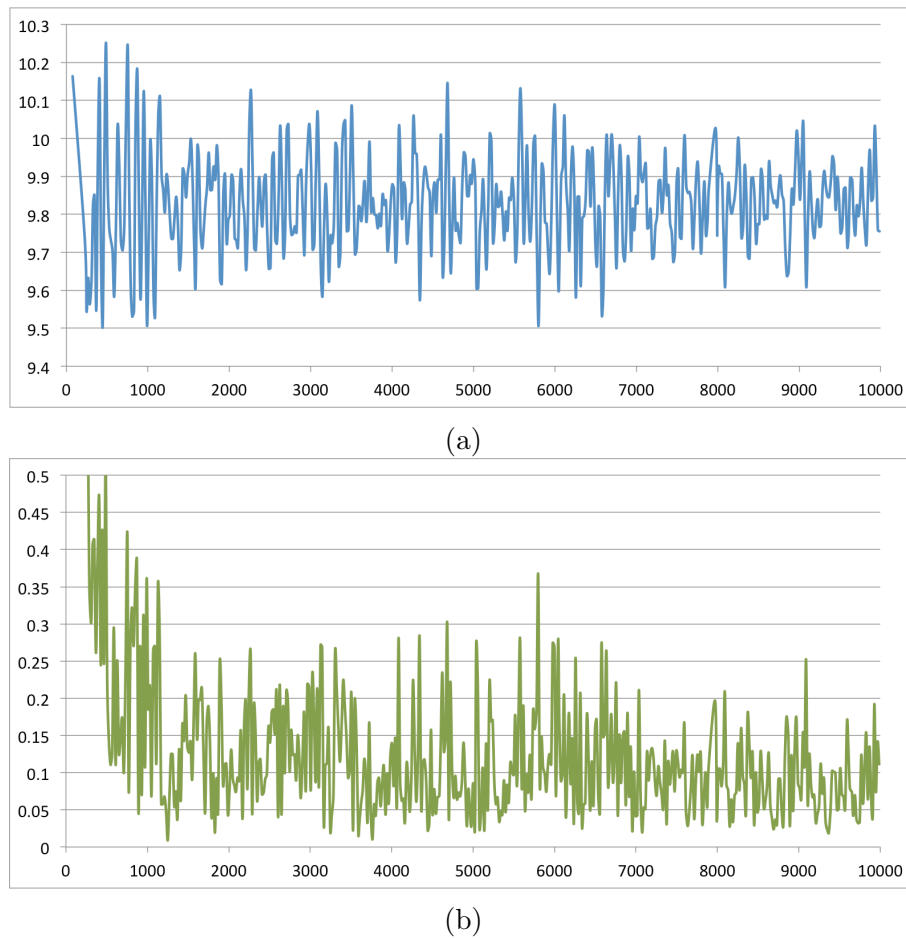


図 3.2 HPF の原理: (a) 加速度センサの値; (b) HPF を通過した場合の加速度センサの値

ンプリングしたセンサ値だけでなく、平均・標準偏差・相関係数・最大値・最小値などが特徴量として用いられている。本研究では、タッチした瞬間に内蔵センサ（3 軸）から取得したデータと低周波数領域と高周波数領域におけるデータ（LPF と HPF を適用するため、タッチした瞬間と 20 ミリ秒後のセンサデータを用いて計算）が各 3 次元、タップ前後の連続した 11 個のデータ（タップした時刻を基準にして前後 5 フレームのデータ）を用いて平均、標準偏差、相関係数、RMS、軸間の相関係数、最大値、最小値が各 3 次元ずつ、3 軸合成値の平均が 1 次元で計 31 次元を特徴量とする。

また、内蔵センサのデータに関しては、周波数成分分析により、周波数に関する特徴量を抽出する。周波数成分分析は、行動認識や音声認識などの分野 [18][19][20][27] においてもよく利用されており、把持姿勢推定に関する研究 [4] でも利用されている。本研究では、タッチ

表 3.1 特徴ベクトル

特徴ベクトル	ジャイロスコープ	タッチスクリーン	加速度	線形加速度	次元
A			×	×	69
B				×	130
C			×		130
D					191

した瞬間と前後のデータの中で8個のデータ（高速フーリエ変換（Fast Fourier Transform, FFT）のため、2のn乗のデータ）を用いてFFTを行った。周波数成分から抽出できる特徴量を用いた予備実験を行った結果、把持姿勢認識に大きく寄与すると考えられる周波数成分の振幅に関するもの（振幅の最大値、2番目に大きい値、2番目に大きい値のインデックス、軸間の相関係数が各3次元）を特徴量として用いた。周波数成分分析は低周波数領域と高周波数領域におけるデータに対しても適用し、振幅に関する情報（振幅の最大値、標準偏差、相関係数が各3次元）を加えて計30次元とした。特徴量抽出ではJAVAを用いて実装し、特に周波数成分の振幅を求めるため、JTransform[28]を用いてFFTを行った。

以上、タッチスクリーンから8次元、内蔵センサ1つに対して61次元の特徴量を用いることになる。表3.1のように使用するセンサに応じて、特徴ベクトルAからDを定義した。すべての特徴量を用いる場合（特徴ベクトルD）は最大191次元となる。

3.1.3 SVMによる識別

本研究では、把持姿勢認識のため、既存研究の手法でも多く利用されている機械学習手法の一つであるSVM（Support Vector Machines）を用いて、前節で述べた特徴量と把持状態の関係を学習し、判別を行った。線形SVMの1vs1法を複数使い、多値分類を行った。実装には、SVMライブラリの一つであるLIBSVM[29]を使用した。

識別のため、取得した特徴量からLIBSVM形式データに変換し、スケール調整を行っている。RBFカーネル関数を用い、最適なパラメータCと γ を求めるために、交差検定からグリッド探索を行った。訓練データに対してモデルを生成し、最後にテストデータに適用した。SVMの判別により学習された把持姿勢パターンの中から1つのパターンに分類する。

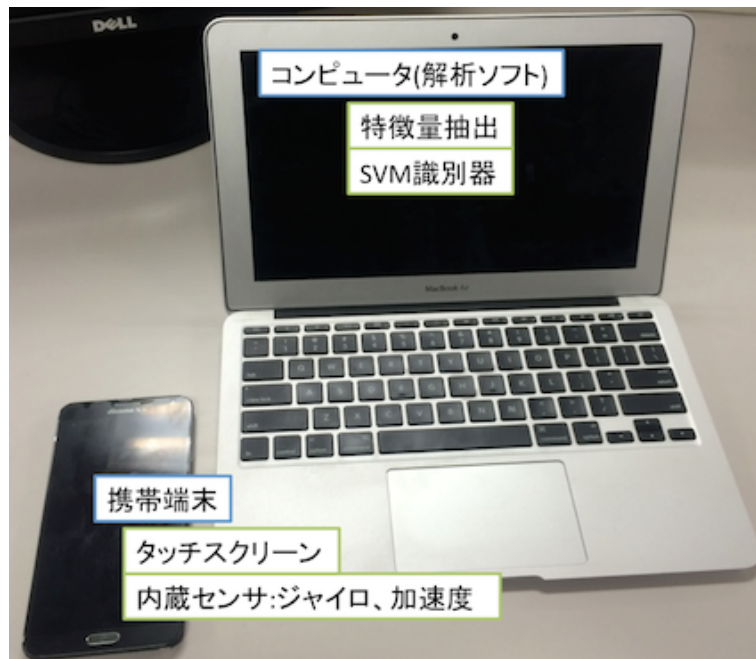


図 3.3 プロトタイプ

3.2 システム構成

携帯端末には Samsung Galaxy Note3(モデル名: SC-01F) を用い、標準で内蔵されているジャイロセンサと加速度センサからの計測値を利用する。OS は Android OS バージョン 5.0, 重さは 168 グラム, 画面サイズは 5.7 インチ (解像度: 1080 × 1920 ピクセル) である。

取得したデータからの特徴量抽出と機械学習および把持姿勢認識は Apple 社の MacBook Air(CPU: Intel Core i5, RAM: 4GB) を用いてオフライン処理にて実施した。

第4章 評価実験

評価実験では，特徴量の違いによる把持姿勢の認識精度の違いを検証するため，表 3.1 に示す特徴ベクトルを用いて判別実験を行った．まず，実験 1 では提案した把持姿勢の認識精度を検証する評価実験を行った．実験 2 では，ユーザの利用環境による携帯端末の把持姿勢認識精度を検証するため，室内と電車内における評価実験を実施した．実験 3 では，ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識を検討するため，座位状態と側臥位状態で想定できる把持姿勢認識の評価実験を行った．次節以降で，各実験の詳細について述べる．

4.1 実験タスク

本手法は，ユーザが携帯端末を操作している間の自然なタップ操作によりデータを取得するため，評価実験では端末のスクリーンをタップした際の各センサのデータを記録するアプリケーションを用意した．アプリケーションの画面例を図 4.1 に示す．スクリーンを縦 8 個，横 5 個のセルに分割し，ランダムに選択したセルに円を表示する．ユーザが円をタップすると，その瞬間のセンサ値を記録し，0.5 秒後に次の円をランダムに選択した場所に表示する．すべてのセルに円を表示するまで，以上の手続きを繰り返し行う．

4.2 実験 1: 携帯端末の把持姿勢認識手法の評価

提案手法の認識精度を検証するため，室内における座位状態での把持姿勢認識を予備実験として行う．

4.2.1 認識する把持姿勢

認識する端末の把持姿勢は，通常の操作でよく見られる 5 パターンとした．図 4.2 に認識する把持姿勢を示す．

片手操作は，片方の手で携帯端末を把持し，把持した手の親指で行う操作である．つまり，左親指操作 (Left Thumb: L-Th) と右親指操作 (Right Thumb: R-Th) の 2 パターンと

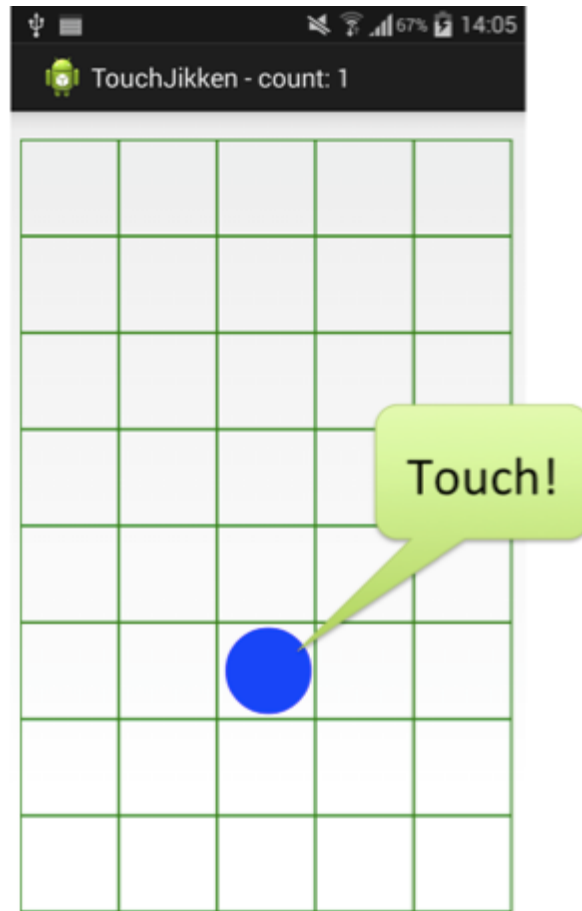


図 4.1 実験アプリケーション

なる．両手操作は一方の手で携帯端末を把持しながら，他方の手の人差し指で操作する場合 (Right Index finger: R-In, Left Index finger: L-In) と両手で携帯端末を把持し，親指で端末を操作する場合 (Both Thumbs: B-Th) の3パターンとした．実験1では，この5パターンの把持姿勢について認識する．

4.2.2 実験 1-1:個人使用環境における認識実験

実験目的と内容

まず，個人使用環境における座位状態での把持姿勢認識を検証する．被験者に室内の椅子に座らせ4.1節のアプリケーションを起動し，図4.2の5パターンの把持姿勢でタスクを実施した．被験者は，肘を机などに固定しないで，タップ操作を行った(図4.4)．各タスク


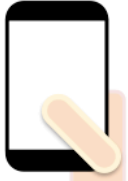



<p>One-handed interaction</p>	 Left Thumb(L-Th)	 Right Thumb(R-Th)	
<p>Two-handed interaction</p>	 Both Thumbs (B-Th)	 Right Index finger(R-In)	 Left Index finger(L-In)

図 4.2 実験 1 で認識する把持姿勢

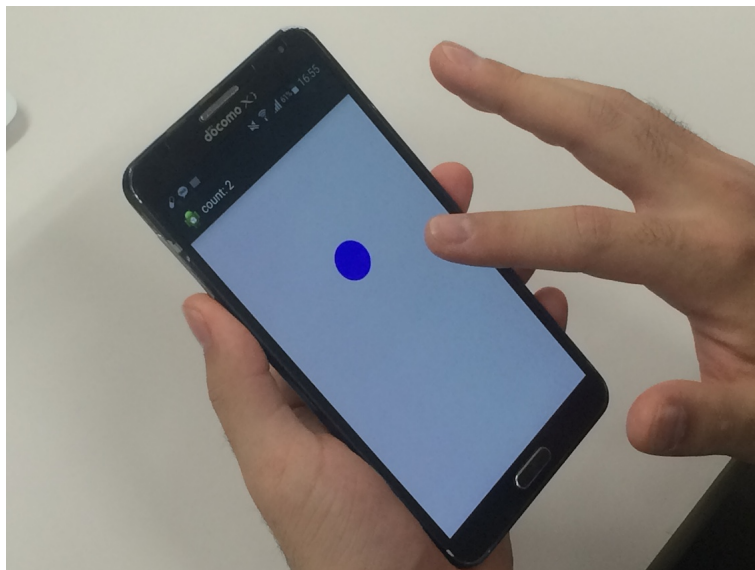


図 4.3 左手で端末を把持し，右人差し指でアプリケーションを操作する例

では，図 4.1 のスクリーン上の 40 個のセルをランダムな順序で被験者にタッチさせることで 1 試行とした．一度，携帯端末を把持すると，1 試行中はほぼ同じ持ち方で入力したデー



図 4.4 実験の様子:室内における座位状態での端末操作


タとなるが、1回入力する毎に端末をおいてもよいと指示した。被験者には、各把持姿勢に対して実験タスクを5回試行させたため、合計で25試行を実施し、タスクを5回試行した後は、10分程度の休憩時間を取った。

訓練データには、各把持姿勢における200回分(5通りの把持姿勢で合計1000回分)の入力データがあり、学習モデルを決定する際の適切なパラメータ(C ,)を決定するために、各把持姿勢における入力データを5等分し、5-分割交差検定を行った(図4.5)。このようにして構築した学習モデルを用いて、学習には用いていないテストデータ(1000回分の入力データ)を識別し、その認識精度を検証した。

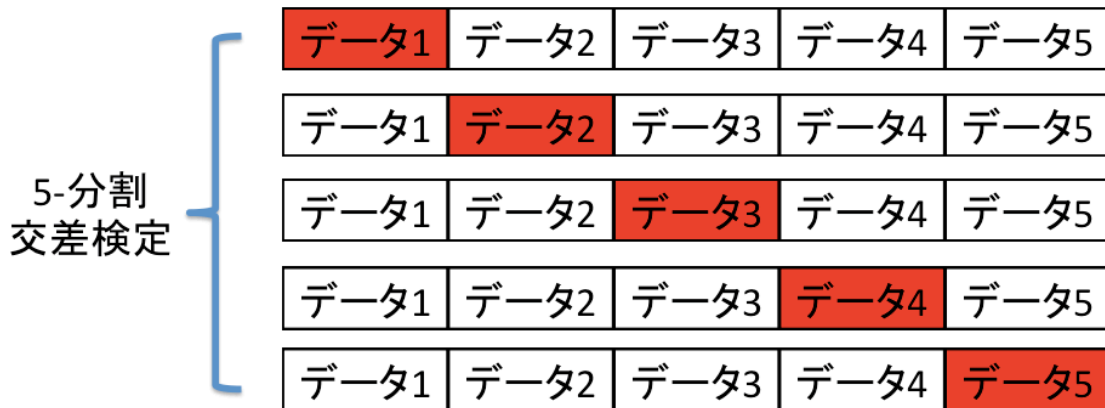
実験結果と考察

特徴ベクトルごとの認識精度と順位を表4.1に示す。すべての特徴ベクトルにおいて把持姿勢の認識精度が90%以上(91.8~95.8%)となった。また、特徴ベクトルB, C, Dが特徴ベクトルAより高い認識精度を示しているため、加速度に関する情報が認識に有効であると考えられる。特に加速度に関する情報を用いた特徴ベクトルBがより高い認識精度

データ1	データ2	データ3	データ4	データ5
L-Th	L-Th	L-Th	L-Th	L-Th
R-Th	R-Th	R-Th	R-Th	R-Th
B-Th	B-Th	B-Th	B-Th	B-Th
R-In	R-In	R-In	R-In	R-In
L-In	L-In	L-In	L-In	L-In

 : 1試行(タッチ40回分のデータ)

(a)



(b)

図 4.5 実験 1-1 の訓練データセット: (a) 実験タスクとデータセットの分割; (b) 5-分割交差検定

を示している。3軸加速度センサの値に占める重力加速度成分は大きく、各軸における加速度の変化量の多くは線形加速度成分ではなく重力加速度成分となっていることから、特徴ベクトルBは末端の向きに関する情報が含まれていると考えられる。室内で座っている状態では、端末自身の動きより、末端の向きに関する情報が把持姿勢認識により寄与していることが分かった。

表 4.2 に特徴ベクトルごとの各把持姿勢の認識結果を示す。表の縦軸は被験者が行った実際の把持姿勢、横軸は認識した把持姿勢を示している。多くの姿勢に対して 90%以上の

表 4.1 実験 1-1 の特徴ベクトルによる認識精度と順位

特徴ベクトル	A	B	C	D
認識精度 (%)	91.8	95.8	93.2	95.4
認識精度の高い順位	4	1	3	2

認識率を示しているが、片手操作の左親指操作 (L-Th) の場合は他の姿勢よりも認識率が低くなっており、特に両親指操作 (B-Th) と誤る場合が多かった。両親指操作では、実験に利用した 5.7 インチスクリーンの上部をタッチする際、指が届かずデバイスが動くことがあったことが影響していると考えられる。スクリーン上でタッチする場所によっても把持姿勢認識の精度が異なるため、把持姿勢認識を行うスクリーンの領域や端末の大きさなどについても検討する必要がある。

4.2.3 実験 1-2:複数人使用環境における認識実験

実験目的と内容

実験 1-1 では、同一人物のデータを学習に用いれば端末の把持姿勢を高い確率で識別することが可能であることが分かった。一方、他人の学習モデルで把持姿勢を認識することが可能とすれば、システムの導入コストを大きく低減することができ、システムの有用性が向上すると考えられる。実験 1-2 では、複数の被験者に対して実験を行うことで、ある特定の被験者の訓練データから他のユーザの把持姿勢も認識できるかどうかを検証するとともに、被験者に依存しない把持姿勢認識への検討を目的とする。

実験では 6 人 (男性 5 人, 女性 1 人, 23 ~ 25 歳) の被験者から図 4.2 の 5 パターンの把持姿勢で図 4.1 のタスクを実施した。4.2.2 項の実験 1-1 と同じ室内における座位状態でのデータを用いるので、各被験者ごとに 1000 回分の入力データ (合計 6000 回分) を取得した。実験で収集した全てのデータを使用して、6-分割交差検定 (5 人のデータを訓練データとして用い、残りの 1 人のデータをテストデータとして用いる) を行い、認識精度を評価した (図 4.6)。

実験結果と考察

特徴ベクトルによる各被験者 (被験者 1 ~ 6) の認識精度を表 4.3 に示す (例えば、3 番目の被験者 (被験者 3) のデータがテストデータで、残りの被験者 (被験者 1, 2, 4, 5, 6) のデータを訓練データとして学習させ、特徴ベクトル D により把持姿勢を認識すると 95.1% にな

表 4.2 実験 1-1 の把持姿勢認識結果: (a) (d) 特徴ベクトル A D

特徴ベクトル A	認識率 (%)				
把持姿勢	L-Th	R-Th	B-Th	R-In	L-In
L-Th	89.5	1.0	9.0	0.0	0.5
R-Th	1.0	95.5	3.5	0.0	0.0
B-Th	1.5	0.0	87.5	6.0	5.0
R-In	0.0	1.0	2.5	93.5	3.0
L-In	0.0	0.0	0.0	7.0	93.0

(a)

特徴ベクトル B	認識率 (%)				
把持姿勢	L-Th	R-Th	B-Th	R-In	L-In
L-Th	91.5	0.5	8.0	0.0	0.0
R-Th	0.5	96.0	3.5	0.0	0.0
B-Th	1.0	0.0	98.0	1.0	0.0
R-In	0.0	0.5	0.5	95.5	3.5
L-In	0.0	0.0	0.5	1.5	98.0

(b)

特徴ベクトル C	認識率 (%)				
把持姿勢	L-Th	R-Th	B-Th	R-In	L-In
L-Th	88.0	1.5	10.0	0.0	0.5
R-Th	0.0	96.5	3.5	0.0	0.0
B-Th	1.5	0.0	92.0	4.0	2.5
R-In	0.0	1.0	2.5	93.5	3.0
L-In	0.0	0.0	0.5	3.5	96.0

(c)

特徴ベクトル D	認識率 (%)				
把持姿勢	L-Th	R-Th	B-Th	R-In	L-In
L-Th	91.0	0.0	9.0	0.0	0.0
R-Th	0.0	97.0	3.0	0.0	0.0
B-Th	1.0	0.0	98.5	0.5	0.0
R-In	0.0	0.0	1.0	95	4.0
L-In	0.0	0.0	0.5	4.0	95.5

(d)

る.)。まず、複数人環境においても特徴ベクトル B, C, D が特徴ベクトル A より高い認識精度を示しているため、被験者に依存せずに加速度センサからの情報が認識に有効であ

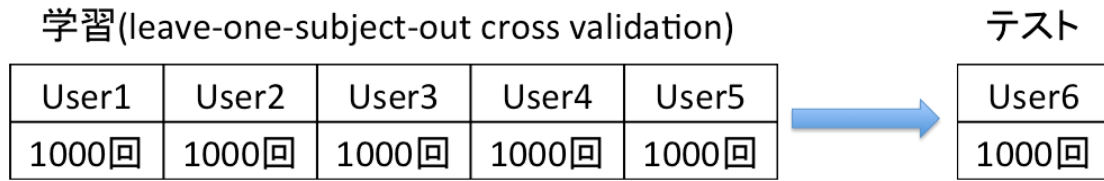


図 4.6 実験 1-2 でのデータセット

表 4.3 実験 1-2 の特徴ベクトルによる各被験者の認識精度 (6-分割交差検定)

特徴ベクトル	認識率 (%)						平均
	被験者 1	被験者 2	被験者 3	被験者 4	被験者 5	被験者 6	
A	81.3	70.2	76.4	81.5	86.0	76.2	78.6
B	74.6	87.5	93.4	87.8	94.2	79.0	86.1
C	86.7	77.5	81.9	86.0	90.0	82.6	84.1
D	79.3	88.5	95.1	88.5	94.5	80.5	87.7

ると考えられる。特に、平均的に特徴ベクトル D が把持姿勢認識精度が一番高く、端末の傾きに関する情報が入っている加速度のデータとともに、端末自身の動きに関する情報が含まれている線形加速度のデータが把持姿勢認識に有効に作用していることが分かった。

しかし、すべての特徴ベクトルについて、複数人環境における認識精度 (78.6 ~ 87.7%) が個人環境における認識精度 (91.8 ~ 95.8%) より低くなった。実験では、被験者に図 4.2 の 5 パターンの把持姿勢で端末操作を行うことを指示したが、携帯端末を把持したときの手の位置やタップを行うときの操作方法などが被験者ごとに異なったことが、把持姿勢認識精度の低下の理由の一つであると考えられる。それ以外にも、各被験者の手 (または、指) の大きさを調査し、手の大きさに応じて端末の動きがどう変わるかを解析することで、認識率の改善が期待できる。

認識精度が一番高い特徴ベクトル D における把持姿勢認識結果を表 4.4(a) に示す。特に、両親指操作 (B-Th) の場合平均 77.6% で、他の 4 パターンの把持姿勢 (87.8 ~ 95.6%) より著しく低かった。また、B-Th の把持姿勢を除いた 4 パターンの把持姿勢に対する把持姿勢認識結果を表 4.4(b) に示す。各把持姿勢に対する認識精度はすべて 90% 以上 (90.5 ~ 98.1%) となり、平均 94.4% の認識率を示した。

表 4.4 実験 1-2 の特徴ベクトル D による把持姿勢認識結果: (a)5 パターンの把持姿勢; (b)4 パターンの把持姿勢

特徴ベクトル D	認識率 (%)				
	L-Th	R-Th	B-Th	R-In	L-In
把持姿勢					
L-Th	89.3	0.3	9.8	0.0	0.5
R-Th	0.5	95.6	3.4	0.0	0.5
B-Th	8.5	5.4	77.6	5.0	3.5
R-In	0.0	0.5	6.4	87.8	5.3
L-In	0.7	0.7	4.8	5.4	88.4

(a)

特徴ベクトル D	認識率 (%)			
	L-Th	R-Th	R-In	L-In
把持姿勢				
L-Th	96.8	1.0	0.5	1.7
R-Th	0.8	98.1	0.7	0.5
R-In	0.1	1.3	92.1	6.5
L-In	1.3	0.8	7.4	90.5

(b)

4.3 実験 2: ユーザの利用環境による携帯端末の把持姿勢認識実験

ユーザの利用環境に非依存な把持姿勢認識を実現するため、室内における座位状態に加え、室内における立位状態、また、電車内での座位、立位状態における把持姿勢認識精度を検証した。

4.3.1 ユーザの利用環境と認識する把持姿勢

実験 2 でのユーザの利用環境として、室内で座っている状態だけでなく、立っている状態、また図 4.7 に電車内で想定する利用状況を示す 4 パターン（座って操作、ドアの横にもたれて操作、つり革を持ちながら操作、立って操作）を考慮し、実験 1 で用いた図 4.2 の 5 パターンの把持姿勢を認識した。特に、電車内で立っている場合は、通常、片手ではつり革を掴んでいることが多いと考えられるため、右（左）手でつり革を持って左（右）手で操作する把持姿勢を L-Th (R-Th) とする。また、車内で何にも掴まらずに立ち、両手で携帯端末を操作する状況を想定し、B-Th, R-In, L-In の 3 通りを考慮した。

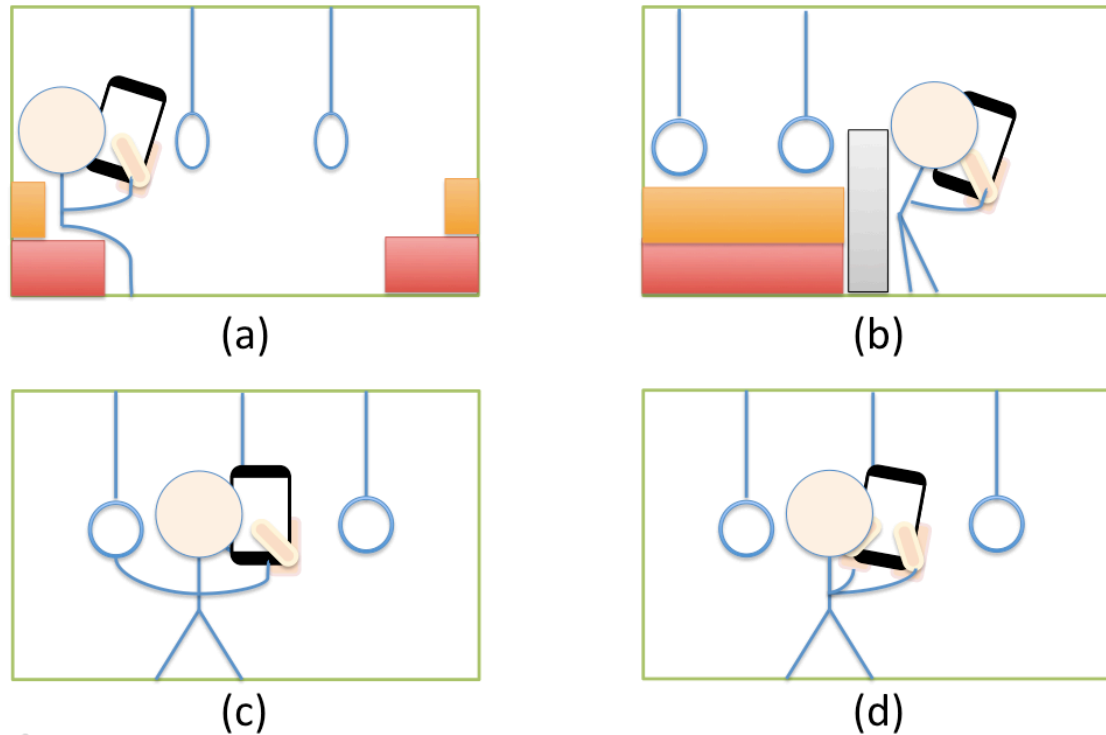


図 4.7 電車内での状況: (a) 座る; (b) ドアの横にもたれる; (c) つり革を持つ; (d) 立つ

4.3.2 実験 2-1: 利用環境による把持姿勢認識精度の評価実験

実験目的と内容

各特徴ベクトルによる、利用環境における把持姿勢の認識精度の違いを検証することが本実験の目的である。利用環境以外には実験環境を同じく設定するため、被験者は筆者1人(男性, 25歳)である。訓練データは実験 1-1(4.2.2 項)の訓練データと同じデータを用い(室内座位状態での 1000 回分の入力データ)、テストデータは室内と電車内で想定できる 5 つの環境(室内座位状態を含めた)でそれぞれ取得した 1000 回分(合計: 5000 回分)の入力データを利用した。電車内で取得したデータを表 4.5 に示す。電車内でのデータはすべて電車の走行中に取得した。

実験結果と考察

実験結果を表 4.6 に示す。各特徴ベクトルに対する把持姿勢の認識精度は、室内の座っている状態に比べて他の利用環境での認識精度が低くなった。特に、室内の立っている場合

表 4.5 電車内でのデータ

状態	進行方向	データ数	場所
座る	右	1000 個	山手線 (大崎～西日暮里)
ドアの横にもたれる	前	1000 個	
つり革を持つ 立つ	右	1000 個	

には、特徴ベクトル C が高い認識精度を示している。座っている状態と立っている状態で端末の持ち方に違いがあるかどうかを検証するため、人差し指操作時の端末の傾きについて調査した。端末に内蔵された加速度センサの 3 軸と被験者が端末を把持しているときの端末の向きを図 4.8 に示す。重力加速度の x 軸成分は非常に小さい値であったため、 $0m/s^2$ と近似して、重力加速度の y 軸成分と z 軸成分から被験者が端末を把持している際の水平面からの傾き θ を (4.1) 式で求めると、座位状態で約 29 度、立位状態で約 19 度となり、被験者の姿勢により、携帯端末を見る視線方向と端末の傾きが変化していることが分かった。

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\text{重力加速度の } y \text{ 軸成分}}{\text{重力加速度の } z \text{ 軸成分}}\right) \quad (4.1)$$

以上のように、訓練データが座位状態でテストデータが立位状態の場合は端末の向きが異なるため、重力加速度を含む特徴ベクトル B と D の認識精度が低くなり、端末自身の動きに関する特徴量は似ているため、特徴ベクトル C の方が有効であると考えられる。

電車内の場合も加速度に関する情報を利用することで認識精度の改善ができたが、室内環境にはない揺れといった外界からの影響が把持姿勢の認識精度を低下させていると考えられる。

被験者の状況によって認識精度の高い特徴ベクトルが異なっているが、平均的に特徴ベクトル D を用いた方が良かったことが分かった。概ねジャイロと加速度に関する情報を組み合わせて考えた場合が認識精度を高めていると考えられるが、特徴量の決定方法についてさらに検討することで、利用環境に依存しない把持姿勢認識手法への実用可能性が期待できる。

4.4 実験 3: ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識実験

ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識を検討するため、室内における座っている状態に加え、横になって寝ている状態における把持姿勢認識を行った。実験 3-1 では、まず個人

表 4.6 実験 2-1 の特徴ベクトルによる把持姿勢認識結果; (a) 認識精度; (b) 順位

認識精度 (%)		特徴ベクトル			
場所	状況	A	B	C	D
室内	座る	91.8	95.8	93.2	95.4
	立つ	89.3	75.9	90.4	79.2
電車内	座る	80.4	87.2	86.4	88.7
	ドアの横にもたれる	81.4	87.3	82.4	86.7
	つり革を持つ/立つ	82.0	82.8	84.9	83.8

(a)

認識精度の順位		特徴ベクトル			
場所	状況	A	B	C	D
室内	座る	4	1	3	2
	立つ	2	4	1	3
電車内	座る	4	2	3	1
	ドアの横にもたれる	4	1	3	2
	つり革を持つ/立つ	4	3	1	2

(b)

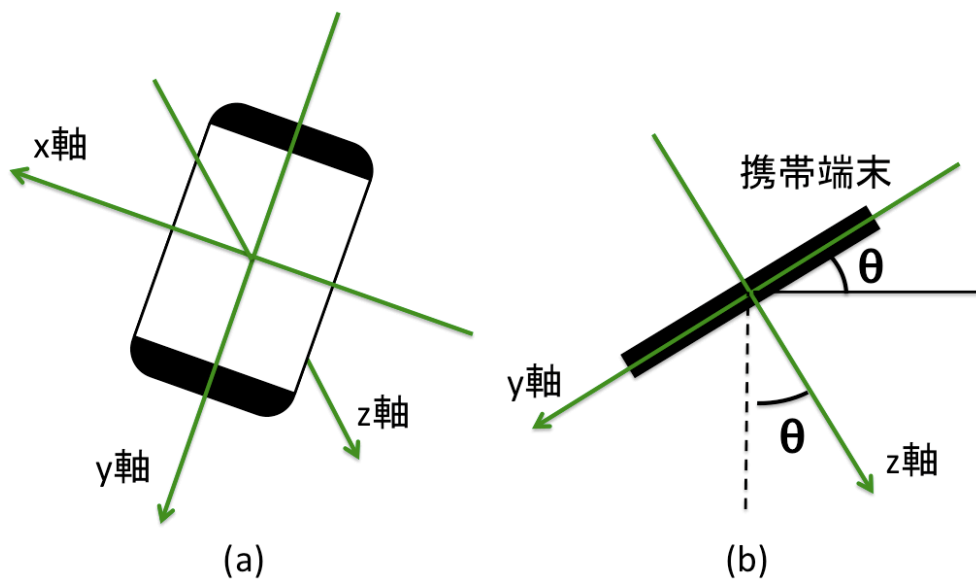


図 4.8 加速度センサの軸: (a) 内蔵された加速度センサの3軸; (b) 端末の側面図と傾き













ユーザ姿勢	縦画面(Po)		横画面(LaL)		横画面(LaR)	
	右手操作(R)	左手操作(L)	右手操作(R)	左手操作(L)	右手操作(R)	左手操作(L)
座位状態	 R-Po1	 L-Po1	 R-LaL1	 L-LaL1	 R-LaR1	 L-LaR1
側臥位状態	 R-Po2	 L-Po2	 R-LaL2	 L-LaL2	 R-LaR2	 L-LaR2

図 4.9 ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢

使用環境における把持姿勢認識精度を検証し、実験 3-2 では、複数人使用環境における把持姿勢認識精度を検証する。

4.4.1 ユーザの姿勢と認識する把持姿勢

まず、座位状態(椅子に座っている状態)および側臥位状態(体の右側(左側)を下にしてソファに寝ている状態)の姿勢を考慮した。また、端末の把持姿勢として、右手(左手)で端末を持ち、左人差し指(右人差し指)で画面を操作する状態を対象とした。図 4.9 に示した 12 通りの組み合わせを提案システムで認識すべき、ユーザの姿勢を考慮した端末の把持姿勢とする。側臥位状態では、端末の持ち易さを考慮し、体の下側になる手で端末を持つこととしている。

例えば、把持姿勢 R-Po1 は、右手(R: Right)による画面操作を行う状況で、端末はユーザから見て縦画面(Po: Portrait)、ユーザは座位状態(1)であることを示し(図 4.4)、把持姿勢 L-LaR2 は、左手(L: Left)による画面操作を行う状況で、端末はユーザから見て横画面(縦画面の状態から端末を右に 90 度回転した状態 LaR: Landscape Right)、ユーザは側臥位状態(2)であることを示している(図 4.10)。



図 4.10 ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢 L-LaR2 の例

4.4.2 実験 3-1:個人使用環境における評価実験

実験目的と内容

ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識を検討するため、まず予備実験として個人使用環境における把持姿勢認識精度を検証する。実験では、5人の被験者(全員男性、23~25歳)によりデータを収集した。被験者に12種類の把持姿勢をについて説明し、図4.1に示すデータ記録用アプリケーションを用いて、各把持姿勢におけるデータを取得した。実験アプリケーションのタスクを各把持姿勢について5回実施した。把持姿勢を変更する際には、適宜休憩時間をとった。すべての被験者が各タスクを行うことで得られるデータの数、12000回分のタッチデータ(12種類の把持姿勢×40箇所のセル×5回タッチ×5人の被験者)となる。

特徴量は表3.1で用いたものを基本的に利用しているが、本実験の応用システムでは、1回のタッチでユーザの姿勢と端末の把持姿勢を認識するため、連続するタッチに関するデータは考慮しない。つまり、タッチスクリーンからの特徴量は、端末操作中の自然なタップ操作1回で把持姿勢を認識するため、ユーザがタッチした座標とタッチ面積の3次元のみを特徴量として用いた(例えば、すべての特徴量を用いる特徴ベクトルDは186次元になる)。

各特徴ベクトルによる把持姿勢認識精度の違いを検証するため、被験者ごとの2400回分の入力データに対して、5-分割交差検定を行った。

表 4.7 実験 3-1 の結果: 個人使用環境における把持姿勢認識精度

被験者	認識精度 (%)			
	特徴ベクトル			
	A	B	C	D
被験者 1	88.1	99.7	99.0	99.8
被験者 2	85.5	99.9	99.1	100.0
被験者 3	83.6	99.9	97.5	99.9
被験者 4	92.1	100.0	98.0	100.0
被験者 5	85.3	100.0	96.8	100.0

実験結果と考察

表 4.7 に被験者ごとの特徴ベクトルによる認識精度を示す。どの被験者も特徴ベクトル D が一番高い認識精度を示している。また、特徴ベクトル B, C, D が特徴ベクトル A より高い認識精度 (96.75 ~ 100%) を示しているため、加速度に関する情報が認識に有効であると考えられる。

実験 1, 実験 2(4.2 節, 4.3 節) では、ジャイロセンサの値と線形加速度の値は端末の動きに関する情報で、加速度センサの値は端末の傾きに関する情報であると考えられ、利用環境により重要な特徴量がそれぞれ異なった。

一方、ユーザの姿勢を考慮する場合には、ジャイロセンサと線形加速度の値だけでなく、重力加速度の情報が含まれている加速度センサの値も把持姿勢認識に有効に作用したと考えられる。

4.4.3 実験 3-2: 複数人使用環境における評価実験

実験目的と内容

続いて、複数人使用環境におけるユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識精度を検証する。各被験者の 2400 個のタッチデータ (各把持姿勢に対して 5 回試行) から 480 個のタッチデータ (1 試行: 12 種類 × 40 箇所のセル) を用いて、合計 2400 個のデータ (480 個 × 5 被験者) を用いて 5-分割交差検定を行った。

実験結果と考察

表 4.8 に特徴ベクトルによる認識精度を示す。

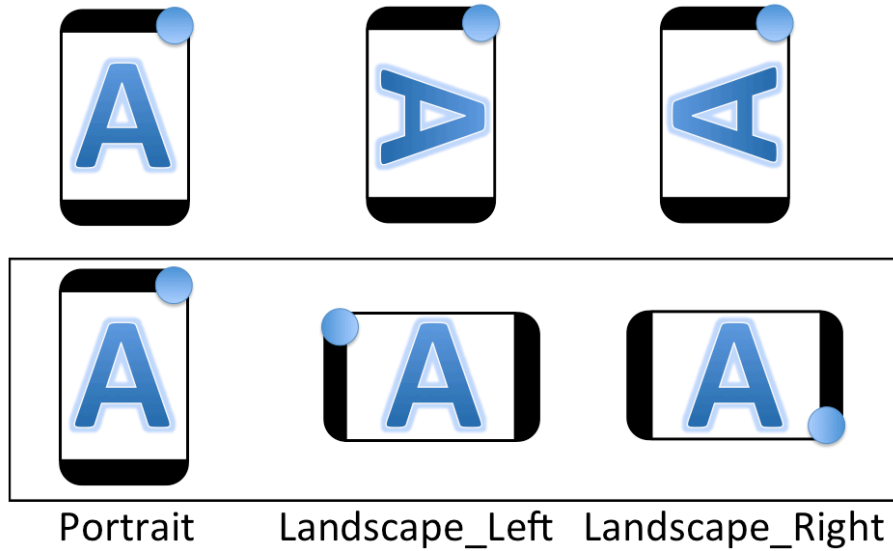


図 4.11 ユーザの姿勢を考慮した 3 種類の画面表示

表 4.8 実験 3-2 の結果:複数人使用環境における把持姿勢認識精度

把持姿勢	認識精度 (%)			
	特徴ベクトル			
	A	B	C	D
12 種類	50.8	97.1	77.0	97.7

複数人使用環境では、前節の個人使用環境の場合と比較して認識精度が低下した。特に、特徴ベクトル A と C の場合、より顕著に低下している。端末の動きに関する情報から把持姿勢を認識する場合、複数人のデータを用いると把持姿勢を認識することが難しい。一方、特徴ベクトル B, D の場合は複数人使用環境においても高い認識精度を示している。ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識では、端末の動きと向きに関する情報が有効に作用し認識精度を高くしているものと考えられる。

最も認識率の高かった特徴ベクトル D を用いた場合の把持姿勢認識に関する混同行列を表 4.9 に示す。ユーザの姿勢を区別すると 12 種類の把持姿勢となるが、端末に表示する画面の向きを基準に区別すると図 4.11 に示すように、「Portrait」、「Landscape Left」、「Landscape Right」の 3 種類の画面表示の中で、どの表示を選択すればよいかが判定できればよい。つまり、各画面モードの 4 種類の把持姿勢を同一であると考えることが可能で、その認識精度は 99.7%の認識精度となった。

表 4.10 実験 3-2: 特徴ベクトル D による 3 種類の画面表示で判定する場合の認識結果

把持姿勢	Portrait				Landscape_Left				Landscape_Right			
	R-Po1	R-Po2	L-Po1	L-Po2	R-LaL1	R-LaL2	L-LaL1	L-LaL2	R-LaR1	R-LaR2	L-LaR1	L-LaR2
R-Po1		200					0					0
R-Po2		200					0					0
L-Po1		200					0					0
L-Po2		198					0					2
R-LaL1		0					200					0
R-LaL2		0					200					0
L-LaL1		0					200					0
L-LaL2		0					199					1
R-LaR1		2					0					198
R-LaR2		2					0					198
L-LaR1		0					0					200
L-LaR2		0					0					200

第5章 考察

5.1 評価実験に関する考察

5.1.1 センサ値に関する考察

本研究では、内蔵センサの各軸のデータに対して特徴量を考えたが、各軸のデータを合成した3軸合成値についてはセンサからの生データのみ特徴量として用いた。ユーザがスクリーンをタップする際のデバイスの動きによりセンサ値が変化するが、3軸合成値の絶対値から動きの大きさが分かる。スクリーンをタップする際の端末の動きの大きさは、把持姿勢により異なると考えられるが、3軸合成値の前後のデータを用いた様々な特徴量を検討することで、認識精度の改善が期待できる。

実験2では、内蔵センサから得られる情報を用いることで、利用環境が異なっても比較的高い認識精度を実現することができた。しかし、これらの情報には把持姿勢の違いによるデバイスの動きやスクリーンをタッチする力の強さだけでなく、外部環境からの雑音が入る可能性が高い。例えば、電車内で端末操作を行う状況を考えると、電車の揺れや進行方向への加速度影響によりセンサ値が変化し、訓練データとして用いた室内で座っている状態での操作と比べデータが大きく異なると考えられる。今後、室内座位状態での操作と外部環境に影響がある場所との差を小さくするため、室内座位状態でのデータと実環境でのデータの差を除去し、変動幅が小さい差分を用いて把持姿勢を推定し判別精度を検証する必要がある。

5.1.2 両親指操作に関する考察

今回実験1,2で用いた5パターンの把持姿勢の中で両親指操作と他の4パターンの操作との間での誤認識が比較的多く見受けられた。特に、両親指で操作する場合には、端末の上部をタップする際、指が届かずデバイスが動くことがあったことが影響し、片手操作の左親指操作と同じシチュエーションだと判定した。

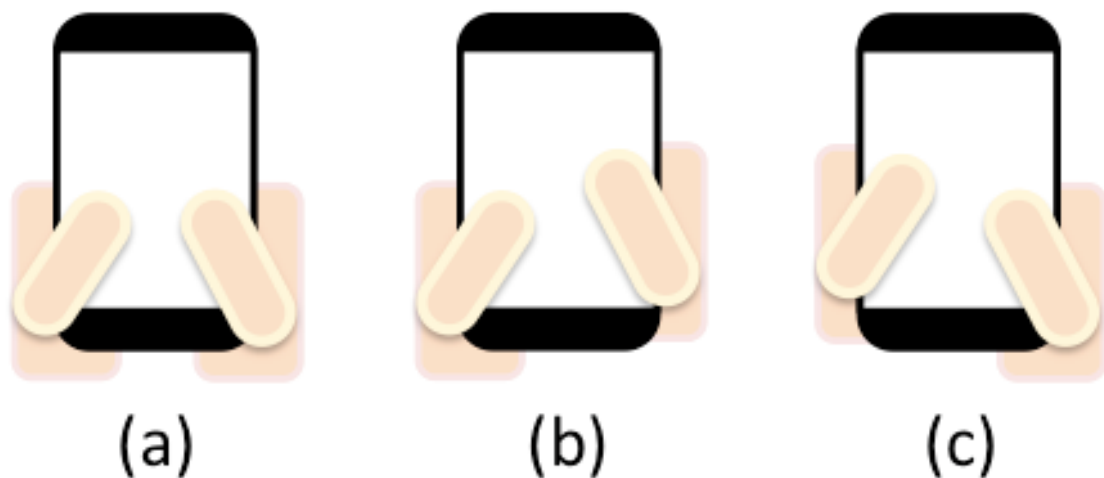


図 5.1 両親指操作 (B-Th) のパターン: (a) 両手の位置が一致; (b) 右手の位置が高い; (c) 左手の位置が高い

実験の際、被験者には図 4.2 で示した 5 種類の把持姿勢で携帯端末を操作するように指示したが、携帯端末のどの位置に指を添え把持するかといった詳細な指示は与えず、操作に利用する指を指示するのみで、自由に被験者に携帯端末を持たせた。被験者の両親指操作時の把持姿勢を確認したところ、図 5.1(a) のように端末の同じ高さの場所に両手を添えるのではなく、図 5.1(b) のように左手よりも少し高い位置に右手を添えていたことが分かった。

実験端末が画面サイズが 5.7 インチのファブレット (Phablet) であったことから、被験者は指が届きづらい場所を少なくするために手の高さを変えていたと考えられる。しかし、スクリーンの左上は依然として、操作しづらい場所となっており、指の届きづらさという点では左親指操作 (L-Th) と両親指操作 (R-Th) で同様であったと推察され、タップ時の特徴量が似た値となることで、誤認識が発生したと考えられる。一方、スクリーン右上の操作は、右手を少し上に添えているために、親指が届きやすくなることで、右親指操作 (R-Th) を両親指操作 (B-Th) と誤認識する割合が減少したと考えられる。普段画面サイズが大きいファブレットを利用しているユーザは図 5.1 の 3 通りの把持姿勢で両親指操作を行うことが分かった。このような同じ操作指であっても把持姿勢が異なる場合を考慮して、把持姿勢認識の精度向上に向けた検討する必要がある。

また、実験タスクでは、スクリーン上にランダムに円が登場し繰り返してタップする操作であったが、このようなタスクの場合は、把持した手を端末から離さずに操作した方が

時間を短くし、疲労を減らすことができる。しかし、実際にユーザがスクリーンが大きい端末で操作を行うときには、把持した手を離したり、把持姿勢を変える傾向がある [30]。特に、ユーザが両親指操作を行った後に (キーボードインタフェース) 上部をタップする際には、片手を離して、その手で上部をタップすることが多い。今後、両親指操作の 패턴について更に考察し、他の把持姿勢との同じシチュエーションだと判定する誤認識に対する対策を考える必要がある。

5.1.3 重力加速度に関する考察

実験3では、ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識手法としての可能性について検討を行った。評価実験の結果により、ジャイロと線形加速度のデータ (端末の動きに関する情報) だけでなく、重力加速度の情報が含まれている加速度センサの値 (端末の傾きに関する情報) も把持姿勢認識に有効に作用していることが分かった。

どのような特徴量が把持姿勢認識に一番寄与しているのかを考察するため、実験3-2の複数人使用環境で用いた訓練データから学習するときの特徴量の重みを用いて重要な特徴量を調査した。特徴ベクトルC (重力加速度の情報が含まれていない) と特徴ベクトルD (重力加速度の情報が含まれている) における、特徴量の重み順位を以下の表5.1, 5.2のように示す。ここで学習させた訓練データは、被験者2, 3, 4, 5のデータとなる。

特徴ベクトルCを用いた場合 (表5.1) の特徴量の重み順位は線形加速度に関する特徴量が高い順位を示している。実際に線形加速度とジャイロ、タッチスクリーンに関する特徴量の重みの比はそれぞれ55.0%と42.0%, 3.0%で、線形加速度とジャイロに関する特徴量両方とも把持姿勢認識に重要な特徴量であることが分かる。

一方、特徴ベクトルDを用いた場合 (表5.2) の特徴量の重み順位の10位までは全て加速度に関する特徴量となっている。実際に加速度に関する特徴量の重みの比は60.0%であり (図5.2)、端末の傾きに関する情報が一番大きく寄与していることが分かった。評価実験では12種類の把持姿勢に関するすべてのデータを訓練データとして用いたため、高い認識精度を示している。しかし、それ以外に考えられる姿勢 (例えば、ユーザの体を90度右側 (左側) にするだけでなく、60度, 30度にする、あるいは仰臥位状態など) で取得したデータをテストデータとして用いる場合を考えると、端末の傾きより動きに関する情報がより大きく寄与することが望ましい。端末の動きに関する特徴量の重みをより大きくすることで、どのような姿勢でも適用可能なシステムへの検討を行う必要がある。

表 5.1 実験 3-2: 特徴ベクトル C における特徴量の重み順位

特徴量番号	センサデータ	特徴量名	軸
f142	線形加速度	低周波数領域における周波数成分の振幅の標準偏差	x
f70	ジャイロ	軸間の相関係数	x-y
f133	線形加速度	低周波数領域における周波数成分の振幅の最大値	x
f71	ジャイロ	軸間の相関係数	y-z
f41	線形加速度	LPF を通したデータ	y
f67	線形加速度	軸間の相関係数	x-y
f68	線形加速度	軸間の相関係数	y-z
f143	線形加速度	低周波数領域における周波数成分の振幅の標準偏差	y
f40	線形加速度	LPF を通したデータ	x
f88	ジャイロ	最大値	x

表 5.2 実験 3-2: 特徴ベクトル D における特徴量の重み順位

特徴量番号	センサデータ	特徴量名	軸
f37	加速度	LPF を通したデータ	x
f10	加速度	平均	x
f1	加速度	生データ	x
f140	加速度	低周波数領域における周波数成分の振幅の標準偏差	y
f131	加速度	低周波数領域における周波数成分の振幅の最大値	y
f73	加速度	最小値	x
f95	加速度	周波数成分の振幅の最大値	y
f56	加速度	二乗平均平方根	y
f82	加速度	最大値	x
f38	加速度	LPF を通したデータ	y
f11	加速度	平均	y

5.2 提案手法のリアルタイム処理

本研究では、想定する把持姿勢の認識精度を評価するために、携帯端末の内蔵センサで取得したデータを PC 上で処理した。しかし、この処理はオフラインで行われている。最終的には携帯端末で把持姿勢を認識する必要があり、オンライン処理を行う必要がある。本研究では、機械学習を用いて携帯端末の把持姿勢とセンサ値の関係を学習し、スクリーンをタッチした際の把持姿勢を認識しているが、実運用の際に携帯端末で行うべき処理は、センサデータの取得、特徴量抽出、把持姿勢認識である。把持姿勢認識には、1 回のタッチに関して、座標などタッチスクリーンから得られるデータと、タッチした瞬間を基準とし

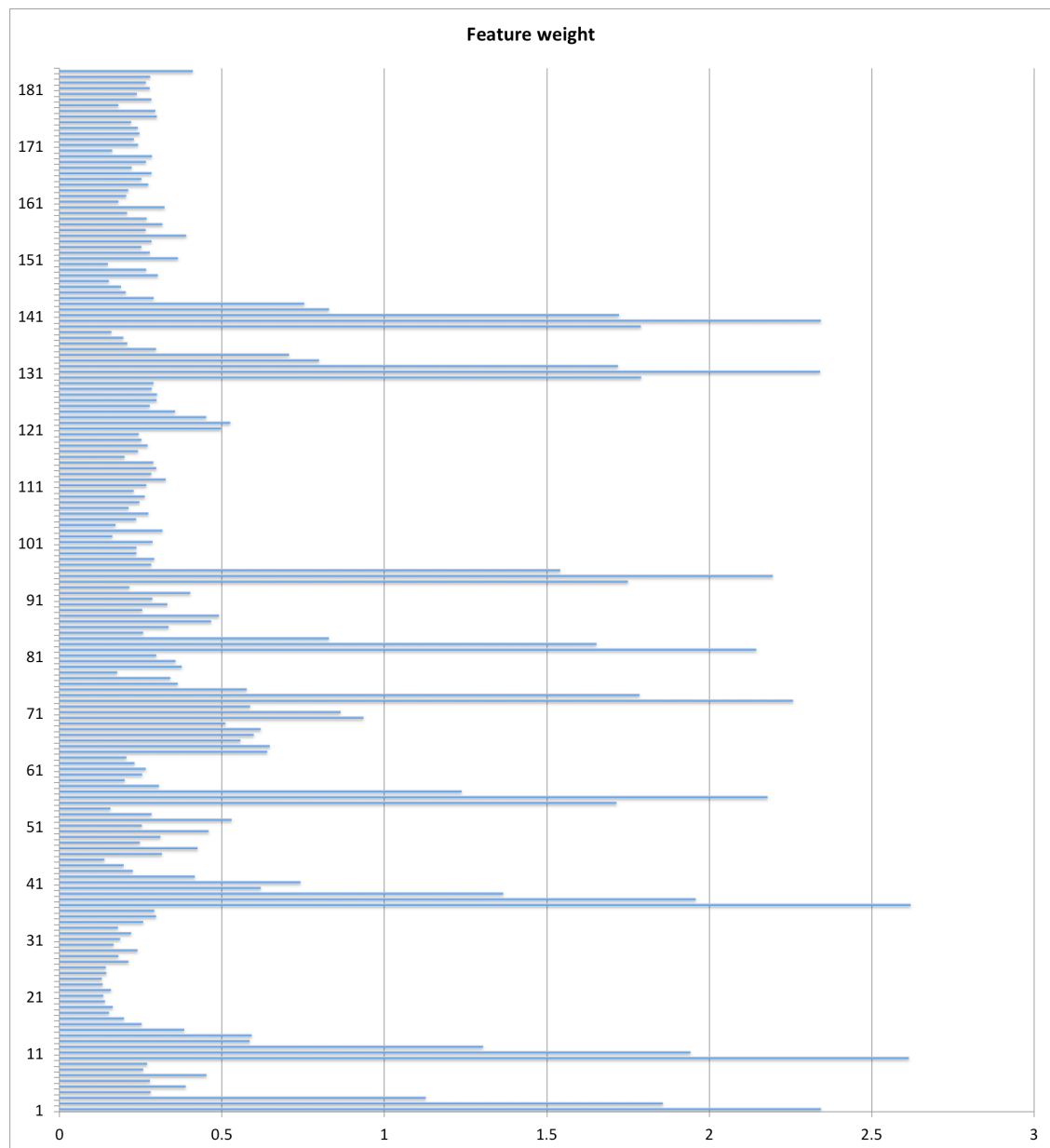


図 5.2 実験 3-2: 特徴ベクトル D における特徴量の重み

て前後 100 ミリ秒間の加速度センサおよびジャイロセンサのデータを利用するため、データ取得に 100 ミリ秒必要である。特徴量抽出では、取得したデータの FFT 解析やデータの平均、標準偏差などを計算するために約 70 ミリ秒、学習モデルにテストデータを投入し、把持姿勢を認識するために約 15 ミリ秒必要となる。これらの処理時間は、データ取得を除

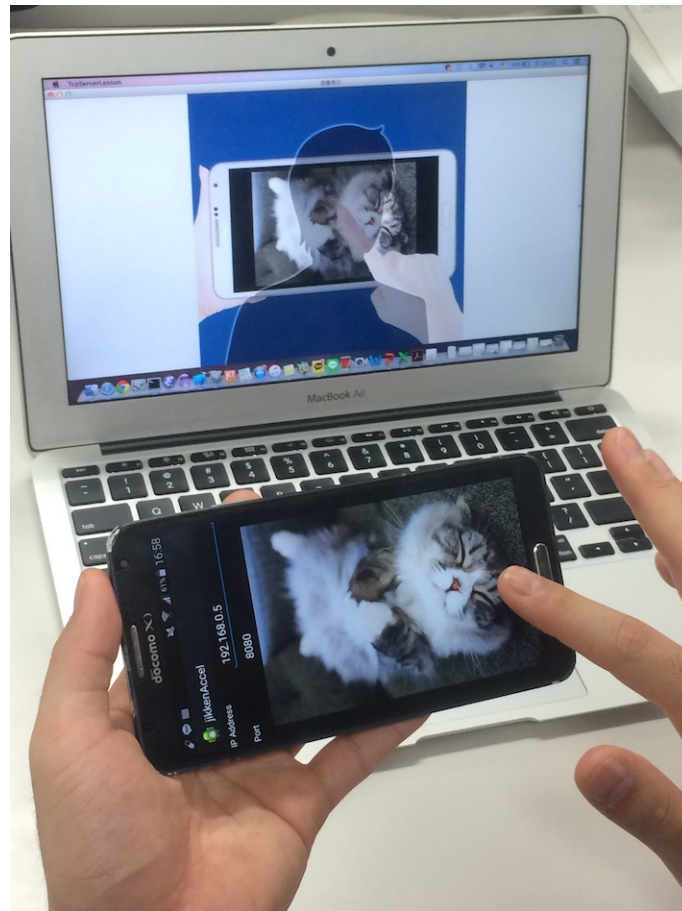


図 5.3 提案手法のリアルタイム処理の例

き、オフライン処理したノート PC 上で計測した時間で、タッチ操作から約 200 ミリ秒後に把持姿勢を認識できていることになる。

提案手法のリアルタイム処理の例を図 5.3 に示す。ユーザの把持姿勢をリアルタイムで処理するため、ソケット通信により端末と PC の間でデータ通信を行う。端末 (Client) では、ユーザがタップ操作を行う際にデータを取得し、PC 側に送信する。また、PC (Server) では特徴量を抽出して LIBSVM[29] 形式にデータを変換し、スケール調整を行う。最後に予め学習された SVM 学習器により把持姿勢認識を行い、ユーザの姿勢と端末の向き、把持姿勢を PC の画面に表示させることになる。

なお、携帯端末上で一連の処理を行った場合については、ノート PC より多くの時間を要することが予想されるが、ほぼリアルタイムでの認識が可能であると思われる。

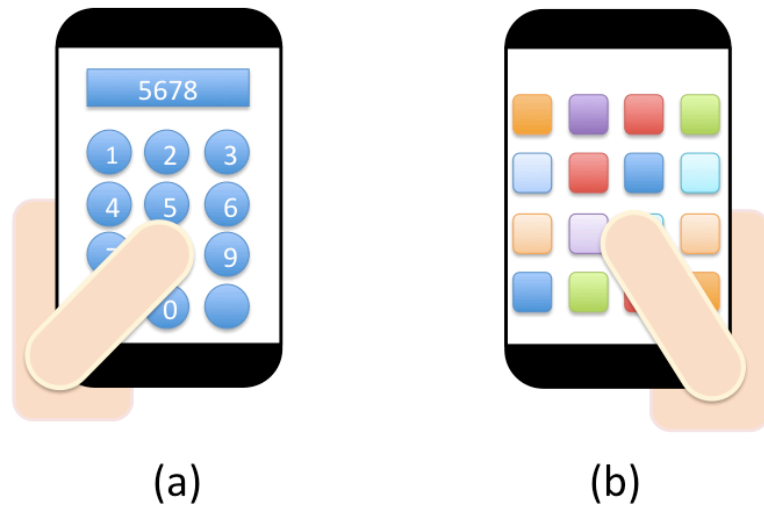


図 5.4 把持姿勢認識のタイミング: (a) 4桁ロック解除; (b) アイコン選択

5.3 応用例

5.3.1 把持姿勢認識のタイミング

提案手法では、スクリーンのタップ操作で把持姿勢を推定するため、タップ操作を行った後で適切な入力インターフェースを提示することが考えられる。例えば、端末のロックに用いられる4桁の数字を入力する際のデータやアプリケーションを実行するためにアイコンをタップする際のデータから端末の把持姿勢を推定し、その把持姿勢に応じた適切な入力インターフェースを提示することが考えられる(図5.4)。以上のような例を実現するために、どのような把持姿勢に対してもユーザがタップし易い部分を考慮する、もしくは認識精度が高い部分のみ使用することが考えられる。

5.3.2 把持姿勢に応じる適切なインターフェース

本研究ではユーザの利用環境と姿勢を考慮した把持姿勢の認識手法を提案し、認識精度を検証した。本研究の提案手法を用いて把持姿勢に応じた適切なインターフェースを提示することが考えられる(図4.11, 図5.5, 図5.6, 図5.7)。

まず、縦画面と横画面それぞれに応じた画面の表示が考えられる(図4.11)。現在の多くの端末には重力加速度を用いて実現できているが[14][16]、ユーザが側臥位状態などで端末



図 5.5 画面の縮小配置

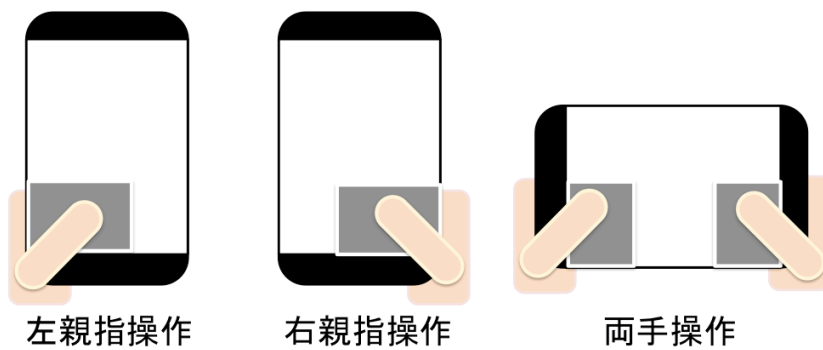


図 5.6 キーボードの配置



図 5.7 ボタン配置

操作を行うと画面が不自然に回転してしまう問題点が存在した。そこで本研究の提案手法を用いることで、ユーザの持ち方(図 4.11)により自然に画面を提示することが期待できる。

次に、片手操作と両手操作における適切なインタフェースの例として画面の縮小配置(図 5.5)とキーボード配置(図 5.6)が考えられる。近年、大画面のモバイル端末の需要が大きく

なっており、今後さらに増えるとされている [31]。大画面のモバイル端末を使用することで、一度に表示可能な情報量が増えたり、大きくコンテンツを表示することができる。しかし、片手操作を行う際に、親指の届かない領域が存在し、そこに触れることが困難な場合が存在する。そこで、本研究の提案手法により把持姿勢を認識し、片手操作と両手操作に応じた適切な画面とキーボードを配置することが考えられる。

また、打ち手が左手・右手かに応じて適切にボタンを配置することが考えられる (図 5.7)。例えば、ゲームなどのコンテンツは画面を見ながらスクリーンをタップ・スライド操作を行うことが多い。しかし、ボタンなどをタップする際に、画面を指で覆ってしまう場合には画面が見えなくなる問題点がある。本研究の提案手法を用いて打ち手を認識し、図 5.7 のように打ち手に合わせてボタンを配置することでオクルージョンを回避することが期待できる。

第6章 結論

6.1 結論

本研究は、ユーザの状況を考慮した端末の把持姿勢を認識することを目的としており、携帯端末のタッチスクリーンと内蔵センサであるジャイロセンサと加速度センサからの情報を利用してSVMにより把持姿勢を認識するシステムの構築を目指した。まず、評価実験1では、端末を縦画面で把持して操作する際によく見られる5パターンの把持姿勢(図4.2)について室内で座っている状態での認識実験を行い、個人使用環境において91.8~95.8%、複数人使用環境(6-分割交差検定)において78.6~87.7%となった。特に、タッチスクリーンとジャイロセンサ情報に加えて、加速度センサの情報が判別に有効であることが分かった。次に、評価実験2では、ユーザの利用環境における端末把持姿勢の認識実験を行い、室内で立っている状態と電車内での状態での認識精度は個人使用環境において75.9~90.4%となった。端末の動きに関する特徴量(ジャイロ、線形加速度)はユーザの利用環境に依存せず、把持姿勢認識に有効であることが分かったが、端末の向きに関する特徴量(加速度)は被験者の状況によって異なった。また、評価実験3では、ユーザの姿勢を考慮して、左(右)手で端末を持ち右(左)人差し指で画面を操作する12パターンの組み合わせ(図4.9)について認識実験を行った。個人使用環境において83.58~100%、複数人使用環境(5-分割交差検定)において50.79~97.71%となった。特に、ユーザの姿勢を考慮した把持姿勢認識では、ジャイロと線形加速度の値に加えて、重力加速度の情報が含まれている加速度の値も有効に作用し、認識精度を高めていることが分かった。

以上の結果から、携帯端末の内蔵センサのみを用いて、ユーザの状況に非依存な把持姿勢認識手法としての可能性を確かめることができた。本研究の提案手法は、新たな構成が不要で、自然に端末操作を行う際に1回の入力操作が行われれば、端末内で即時に把持姿勢を認識することが期待できる。本手法を用いることにより、把持姿勢に応じた適切なインタフェースを提示することが可能であると考えられる。

6.2 今後の課題

今後の課題としては、まず、端末内でのリアルタイム処理が考えられる。携帯端末上で把持姿勢認識を行うプロトタイプを実装して、オンラインでの認識実験を行う必要がある。提案手法を用いて端末内で把持姿勢を認識し、それに応じた適切なインタフェースを提示することが考えられる。

次に、提案手法の一般性を高めることである。本研究では、室内と電車内で想定できる状況のみを検討してきたが、バスや飛行機内、歩行中などで端末を操作する状況も考慮し、特徴量の決定方法についても考察する必要がある。また、座位状態と立位状態、側臥位状態以外にも様々な体勢が存在するので、それらについても認識精度を検証することで、さらに一般性を高めることができる。

認識精度の向上も課題の一つである。5.1.2項では、同じ両親指操作でも被験者により様々な持ち方が存在した。他に片手操作の場合にも、被験者により端末を小指に乗せたり、端末の側面に指を掛けて握ったりする様子が見られた。端末の大きさや手指の長さ、利き手などが原因であると考えられるが、さらに考察することで、認識精度の改善が期待できる。一方、従来研究では指の接触面積を用いる研究 [32] と指の向きを用いる研究 [33][34] が挙げられる。従来研究より、タップ操作を行う際の指の種類や向きを認識することで、把持姿勢の認識精度の向上が期待できる。最後に、SVM 以外の様々な識別器との比較実験を行うことで、最適な識別器を決めることが考えられる。

謝辞

本研究および大学院修士課程2年間の生活にあたって、先生方、同期、先輩方、後輩と多くの方からご助力を頂きました。私の2年間の研究生活は皆様の支えなしには成り立たなかったと感じております。ご協力下さった皆様に感謝いたします。具体的な研究の進め方から論文執筆、そして研究者としての姿勢までご指導いただいた指導教員である東京大学の小川剛史准教授に深く感謝を申し上げます。また、本研究を進めるにあたり、直接の指導教員ではないのにも関わらず、異なる角度からの様々な意見を与えて下さった東京大学の工藤知宏教授、中山雅哉准教授、関谷勇司准教授、妙中雄三助教、宮本大輔助教に心より感謝いたします。研究室での生活においては、小川研究室の先輩である新島有信氏をはじめ、同期である北原俊氏、中張遼太郎氏、向井寛人氏、後輩の浅井一輝氏、また心優しいCNLの同期、先輩、後輩の皆様には研究生活のみならず日常生活においても大変お世話になりました。ここに感謝の意を表します。研究室外では、日韓共同理工系学部留学生の皆様と東京大学韓国人留学生の皆様、また、留学生活で知り合った皆様のお陰で、6年間の留学生活を楽しく過ごすことができました。本当にありがとうございます。最後に、長い学生生活、留学生活を支えて下さった家族に深く深く心より感謝をいたします。

発表文献

論文誌

1. 朴 燦鎬 , 小川 剛史 . “携帯端末の利用環境に依存しない把持姿勢認識手法”, 情報処理学会論文誌 (デジタルコンテンツ), Vol. 4, No. 1, pp. XX-XX (Feb. 2016, to appear).

国際会議

1. Chanho Park, Takefumi Ogawa. “A Study on Grasp Recognition Independent of Users’ Situations Using Built-in Sensors of Smartphones”, Proc. of ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST2015), Charlotte, NC, Poster, pp.69-70 (Nov. 2015).

国内会議 (査読なし)

1. 朴 燦鎬 , 小川 剛史 . “ユーザの姿勢を考慮した携帯端末の把持姿勢認識に関する一検討”, 情報処理学会研究報告, Vol. 2016-DCC-12, No. 33 (Jan. 2016).
2. 朴 燦鎬 , 小川 剛史 . “携帯端末の利用環境に依存しない端末把持姿勢推定に関する一検討”, 情報処理学会研究報告, Vol. 2015-DCC-10, No. 3 (June. 2015).

参考文献

- [1] K.-E. Kim, W. Chang, S.-J. Cho, J. Shim, Lee H., J. Park, Y. Lee, and S. Kim. Handgrip pattern recognition for mobile user interfaces. In *the 18th conference on Innovative applications of artificial intelligence Volume 2, IAAI'06*, pp. 1789–1794, 2006.
- [2] L.-P. Cheng, M.-H. Lee, C.-Y. Wu, F.-i. Hsiao, Y.-t. Liu, H.-S. Liang, Y.-C. Chiu, M.-S. Lee, and M. Y. Chen. irotategrasp: Automatic screen rotation based on grasp of mobile devices. In *Proc. CHI'13, ACM*, pp. 3051–3054, 2013.
- [3] L.-P. Cheng, H.-S. Liang, C.-Y. Wu, and M. Chen. igrasp: Grasp-based adaptive keyboard for mobile devices. In *Proc. CHI'13, ACM*, pp. 3037–3046, 2013.
- [4] M. Ono, B. Shizuki, and J. Tanaka. Touch & activate: Adding interactivity to existing objects using active acoustic sensing. In *Proc. UIST'13, ACM*, pp. 31–40, 2013.
- [5] L.-P. Cheng, F.-I. Hsiao, Y. Liu, and M.Y. Chen. irotate: Automatic screen rotation based on face orientation. In *Proc. CHI'12, ACM*, pp. 2203–2210, 2012.
- [6] K. Hinckley and H. Song. Sensor synaesthesia: touch in motion, and motion in touch. In *Proc. the 2011 annual conference on Human factors in computing systems, ACM*, pp. 801–810, 2011.
- [7] B. Ording, M. Van Os, and I. Chaudhri. Screen rotation gestures on a portable multifunction device. In *US Patent 7978182*, 2011.
- [8] K. Van Laerhoven and O. Cakmakci. What shall we teach our pants? wearable computers. In *Proc. The 4th International Symposium, IEEE*, pp. 77–83, 2000.

- [9] W. McGrath and Y. Li. Detecting tapping motion on the side of mobile devices by probabilistically combining hand postures. In *Proc. UIST'14, ACM*, pp. 215–219, 2014.
- [10] C. Zhang, A. Guo, D. Zhang, C. Southern, R. Arriaga, and G. Abowd. Beyondtouch: Extending the input language with built-in sensors on commodity smartphones. In *Proc. IUI'15, ACM*, pp. 67–77, 2015.
- [11] S. Heo and G. Lee. Forcetap: Extending the input vocabulary of mobile touch screens by adding tap gestures. In *Proc. the 13th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services, MobileHCI'11, ACM*, pp. 113–122, 2011.
- [12] E. Miluzzo, A. Varshavsky, S. Balakrishnan, and R. R. Choudhury. Tapprints: Your finger taps have fingerprints. In *Proc. MobiSys'12, ACM*, pp. 323–336, 2012.
- [13] M. Goel, J.O. Wobbrock, and S.N. Patel. Gripsense: Using built-in sensors to detect hand posture and pressure on commodity mobile phones. In *Proc. UIST'12, ACM*, pp. 545–554, 2012.
- [14] K. Hinckley, J. Pierce, M. Sinclair, and E. Horvitz. Sensing techniques for mobile interaction. In *Proc. UIST'00, ACM*, pp. 91–100, 2000.
- [15] B. Taylor and V. Bove. Graspables: grasp-recognition as a user interface. In *Proc. the 27th international conference on Human factors in computing systems, CHI'09*, pp. 917–926, 2009.
- [16] J.F. Bartlett. Rock 'n' scroll is here to stay. *iee computer graphics and applications*. In *IEEE*, pp. 40–45, 2000.
- [17] Z. He and L. Jin. Gesture recognition based on 3d accelerometer for cell phones interaction. In *IEEE Circuits and Systems*, pp. 217–220, 2008.
- [18] L. Bao and S.S. Intille. Activity recognition from user-annotated acceleration data. In *Proc. the 2nd International Conference on Pervasive Computing*, pp. 1–17, 2004.

- [19] L. Sun, D. Zhang, B. Li, B. Guo, and S. Li. Activity recognition on an accelerometer embedded mobile phone. In *Proc. Ubiquitous Intelligence and Computing*, pp. 548–562, 2010.
- [20] 太田和也, 岩崎正裕, 藤波香織. 携帯端末を用いた行動認識における端末格納場所情報を用いた認識パラメータ更生法に関する検討. 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2013) シンポジウム, pp. 641–646, 2013.
- [21] T. Chodhury, G. Borriello, S. Consolvo, D. Haehenl, B. Harrison, B. Hemingway, J. Hightower, P. Klasnja, K. Koscher, A. LaMarca, J.-A. Landay, L. LeGrand, J. Lester, A. Rahimi, A. Rea, and D. Wyatt. The mobile sensing platform: An embedded activity recognition system. pervasive computing. In *Proc. IEEE*, pp. 32–41, 2008.
- [22] A. Schmidt, K. Aidoo, A. Takaluoma, U. Tuomela, K. Van Laerhoven, and W. de Velde. Advanced interaction in context. In *Proc. the 1st International Symposium on Handheld and Ubiquitous Computing*, pp. 89–101, 1999.
- [23] K. Seipp and K. Devlin. Backpat: One-handed off-screen patting gestures. In *Proc. MobileHCI'14, ACM*, pp. 77–80, 2014.
- [24] S. Heo and G. Lee. Force gestures: Augmented touch screen gestures using normal and tangential force. In *Proc. CHI'11 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, CHI EA '11, ACM*, pp. 1909–1914, 2011.
- [25] S. Heo and G. Lee. Force gestures: Augmenting touch screen gestures with normal and tangential forces. In *Proc. the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST'11, ACM*, pp. 621–626, 2011.
- [26] M. Serrano, E. Lecolinet, and Y. Guiard. Bezel-tap gestures: Quick activation of commands from sleep mode on tablets. In *Proc. the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI'13, ACM*, pp. 3027–3036, 2013.
- [27] J. Martinez, H. Perez, E. Escamilla, and M.M. Suzuki. Speaker recognition using mel frequency cepstral coefficients (mfcc) and vector quantization (vq) techniques. In *Proc. Electrical Communications and Computers (CONIELECOMP), 2012 22nd International Conference, IEEE*, pp. 248–251, 2012.

- [28] JTransform: <https://sites.google.com/site/piotrwendykier/software/jtransforms>.
- [29] C.-C. Chang and C.-J. Lin. Libsvm: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, Vol. 2, No. 3, pp. 27:1–27:27, 2011.
- [30] Hooper, S.: The Rise of the Phablet: Designing for Larger Phones. (<http://www.uxmatters.com/archives/2014/11/the-rise-of-the-phablet-designing-for-larger-phones.php>) (retrieved 2015.12.4).
- [31] P. Brown. Smartphone owners want thin devices with larger displays. In *Proc. Technical report Wireless Device Lab*, 2012.
- [32] S. Boring, D. Ledo, X.-A. Chen, N. Marquardt, A. Tang, and S. Greenberg. The fat thumb: Using the thumb 's contact size for singlehanded mobile interaction. In *Proc. the 14th International Conference on Human-computer Interaction with Mobile Devices and Services Companion, MobileHCI'12, ACM*, pp. 39–48, 2012.
- [33] F. Wang and X. Ren. Empirical evaluation for finger input properties in multi-touch interaction. In *Proc. the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI'09, ACM*, pp. 1063–1072, 2009.
- [34] F. Wang, X. Cao, X. Ren, and P. Irani. Detecting and leveraging finger orientation for interaction with direct-touch surfaces. In *Proc. the 22nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST'09, ACM*, pp. 23–32, 2009.

付録 A 把持姿勢認識のための特徴量候補一覧

特徴量番号	特徴量名	軸
f1-9	生データ	x, y, z
f10-f18	平均	x, y, z
f19-f27	標準偏差	x, y, z
f28-f36	タッチ前後間の相関係数	x, y, z
f37-f45	LPF を通したデータ	x, y, z
f46-f54	HPF を通したデータ	x, y, z
f55-f63	二乗平均平方根	x, y, z
f64-f72	軸間の相関係数	x-y, y-z, z-x
f73-f81	最小値	x, y, z
f82-f90	最大値	x, y, z
f91-f93	3 軸合成値の平均	x-y-z
f94-f102	周波数成分の振幅の最大値	x, y, z
f103-f111	周波数成分の振幅の二番目に大きい値	x, y, z
f112-f120	周波数成分の振幅の二番目に大きい値のインデックス	x, y, z
f121-f129	周波数成分の軸間の相関係数	x-y, y-z, z-x
f130-f138	低周波数領域における周波数成分の振幅の最大値	x, y, z
f139-f147	低周波数領域における周波数成分の振幅の標準偏差	x, y, z
f148-f156	低周波数領域における周波数成分の軸間の相関係数	x-y, y-z, z-x
f157-f165	高周波数領域における周波数成分の振幅の最大値	x, y, z
f166-f174	高周波数領域における周波数成分の振幅の標準偏差	x, y, z
f175-f183	高周波数領域における周波数成分の軸間の相関係数	x-y, y-z, z-x
f184-f185	タップした座標	x, y
f186	タップ面積	
f187-f188	前回タップした座標	x, y
f189-f190	前回タップした部分との座標差	x, y
f191	前回タップした部分との距離	