

操作・姿勢推定に基づく静かな  
ウェアラブル端末インタラクション

2023年3月

久保 勇貴

操作・姿勢推定に基づく静かな  
ウェアラブル端末インタラクション

久保 勇貴

システム情報工学研究科  
筑波大学

2023年3月

## 概要

ウェアラブル端末と呼ばれる、身につけ利用するコンピュータの利用が進んでいる。一方、ウェアラブル端末は身につけ利用する形態であり、かつ複数の端末を身につけ利用する特徴から、その操作が煩雑になっている。よって、操作動作、動作量、操作端末の増加により、操作に伴う行動量が増加し、ウェアラブル端末の操作はユーザにとって忙しくなく、疲れやすいものとなっている。そのため、操作動作の回数、動作量、センサ数が少なく済むウェアラブル端末の形態に適した操作方法を検討する必要がある。

本研究では、操作回数、操作動作量、センサ数が多く、操作が忙しくなく騒がしくなっているウェアラブル端末インタラクションについて、これらすべてが少なく済む、かつ、ウェアラブル端末の形態に適する形を考慮した、静かなウェアラブル端末インタラクションを提案する。すなわち、操作回数が少ない、かつ、操作動作量が少ない、かつ、センサ数が少ない、静かなウェアラブル端末インタラクションの実現を目指す。本研究を実現するために、ウェアラブル端末インタラクションの主要素である、直接操作および間接操作、端末切替操作のそれぞれについて、操作および姿勢推定に基づくウェアラブル端末インタラクションの検討を行った。具体的には、操作推定および姿勢推定手法により、ウェアラブル端末インタラクションのショートカット操作および自動化を可能とし、静かなウェアラブル端末インタラクションを実現する。各研究テーマにおいて、本研究によりウェアラブル端末インタラクションの操作回数および操作動作量を軽減できることを、アプリケーションによる具体例を用いて示した。

本研究の貢献は以下のとおりである。第一に、ウェアラブル端末インタラクションの課題を提起するとともに、これを解決する1つの方策として、静かなウェアラブル端末インタラクションを実現するための要件を定義し、これらを設計するための方針をまとめた。第二に、新たな推定手法に基づいた操作方法を確立し、静かなウェアラブル端末インタラクションを実現した。第三に、提案した各要素を単一だけでなく場合に応じて使い分けることによって、ウェアラブル端末インタラクションの操作自由度を高められることを示し、ウェアラブル端末の操作性向上に貢献した。第四に、他のウェアラブル端末への、静かなウェアラブル端末インタラクションの適用可能性を示した。

# 目次

第1章 序論	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究目的	1
1.3 研究内容	3
1.3.1 B2B-Swipe: ベゼル間の距離の短さを利用した超小型端末向けタッチジェスチャ	4
1.3.2 AudioTouch: アクティブ音響センシングを用いたマイクロジェスチャ認識手法	4
1.3.3 SynCro: 状況に応じたスマートフォンおよびスマートウォッチを用いたクロスデバイスインタラクション	4
1.4 研究の貢献	4
1.5 本論文の構成	5
第2章 B2B-Swipe: ベゼル間の距離の短さを利用した超小型端末向けタッチジェスチャ	6
2.1 関連研究	6
2.1.1 超小型端末への入力手法	7
2.1.2 超小型端末におけるアイズフリー入力	8
2.1.3 ベゼルを用いたジェスチャ	8
2.2 B2B-Swipe	9
2.2.1 特徴	9
2.2.2 操作としての長所	9
2.2.3 実装	11
2.3 アプリケーション例	11
2.3.1 アプリケーションマネージャ	11
2.3.2 アラーム	12
2.3.3 メッセージャ	12
2.4 B2B-Swipe の性能評価実験	13
2.4.1 被験者	13
2.4.2 実験機器	14
2.4.3 実験設計	14
2.4.4 実験手順	14
2.4.5 実験結果	16
エラー率	16
試行時間	18

アンケート	21
2.4.6 考察	21
2.5 議論および今後の課題	24
2.6 まとめ	25
<b>第3章 AudioTouch: アクティブ音響センシングを用いたマイクロジェスチャ認識手法</b>	<b>26</b>
3.1 関連研究	27
3.1.1 入力に関する認識手法	27
カメラによるジェスチャ認識手法	27
画像を用いないジェスチャ認識手法	27
指輪型およびデータグローブに基づくジェスチャ認識手法	28
身体上における認識手法	28
3.1.2 音響センシング	29
3.1.3 力推定に関するセンシング手法	29
3.2 実装	30
3.2.1 センシング原理	30
3.2.2 ハードウェア	30
3.2.3 ソフトウェア	31
3.3 ジェスチャ認識性能評価実験	32
3.3.1 実験協力者	32
3.3.2 実験手順	33
3.4 実験1: マイクロジェスチャ認識精度評価	33
3.4.1 実験手順	34
3.4.2 結果	34
3.5 実験2: タッチ圧力認識評価実験	34
3.5.1 実験手順	35
3.5.2 結果	36
3.6 実験3: センサ再装着時の再現性に関する評価	36
3.6.1 実験手順	36
3.6.2 結果	37
3.7 実験4: センサ貼り付け位置によるジェスチャ認識精度への影響調査	37
3.7.1 実験手順	38
3.7.2 結果	38
3.8 議論および考察	39
3.8.1 正確性および認識精度	39
3.8.2 他のセンサ位置における認識	40
3.8.3 制約	40
3.8.4 受容性	41
3.8.5 システムの小型化	41
3.8.6 機械学習アルゴリズム	41

3.8.7	そのほかの調査項目	42
3.9	アプリケーションシナリオ	42
3.9.1	テンキー	43
3.9.2	メニュー選択	43
3.10	まとめ	43
<b>第4章</b>	<b>SynCro: 状況に応じたスマートフォンおよびスマートウォッチを用いたクロスデバイスインタラクション</b>	<b>45</b>
4.1	関連研究	46
4.1.1	コンテキスト認識手法	46
4.1.2	クロスデバイスインタラクション	49
4.1.3	コンテキストに基づくUI	49
4.2	インタラクション設計	50
4.2.1	コンテキスト	50
4.2.2	スマートフォンおよびスマートウォッチクロスデバイスインタラクションのためのUI	50
ミラーリング		50
手首回転ジェスチャ		52
4.2.3	各コンテキストにおける利用可能なUI	54
4.2.4	各コンテキストにおけるUIの利用優先度	54
4.2.5	アプリケーション例	58
地図アプリケーション		58
通知マネジメントシステム		58
マルチタスクアプリケーション		59
音楽プレーヤ		59
ビデオチャット		59
4.3	実装	61
4.3.1	利用端末および設定	61
4.3.2	コンテキスト認識器	65
4.4	コンテキスト認識精度評価実験	65
4.4.1	実験参加者	66
4.4.2	実験手順	66
4.4.3	結果	66
ユーザ自身のデータ利用時の認識精度		67
他者データ利用時の認識精度		67
過去データ利用時のユーザごとの認識精度		68
他者の過去データ利用時の認識精度		68
学習に必要なデータ量		68
1つの端末のみを用いた場合の認識精度		70
認識に重要な特徴量		71
4.4.4	結果に関する考察	71

4.5	議論および課題	73
4.6	まとめ	74
<b>第5章</b>	<b>結論</b>	<b>75</b>
5.1	提案手法	75
5.2	研究の貢献	76
	謝辞	78
	参考文献	79
<b>付録A</b>	<b>B2B-Swipeに関連する付録</b>	<b>95</b>
A.1	試行回数にて表記した混同行列	95
A.1.1	B2B-Swipe 入力精度実験	95
	被験者によるミスを検討する前の混同行列	95
	被験者によるミスを検討した混同行列	95
A.1.2	B2B-Swipe 併用実験	95
	フリックのエラー率変更前の混同行列	95
	フリックのエラー率変更後の混同行列	95
A.2	B2B-Swipe 併用実験におけるそれぞれのジェスチャの試行時間	95
A.2.1	Bezel Swipe およびフリックの試行時間	95
<b>付録B</b>	<b>SynCroに関連する付録</b>	<b>101</b>
B.1	ユーザごとのデータ利用時の認識精度の混同行列	101
B.2	他者データ利用時の平均認識精度の混同行列	101
B.3	過去データ利用時における平均認識精度の混同行列	101
B.4	一方の端末のみ利用時における認識精度の混同行列	101
	著者論文リスト	119

# 目次

1.1	スマートフォンおよびスマートウォッチにおける操作回数の比較. アラーム設定の例 . . . . .	2
2.1	B2B-Swipe. 開始ベゼルおよび終了ベゼルが (a) 異なる B2B-Swipe, (b) 同一の B2B-Swipe の例 . . . . .	7
2.2	B2B-Swipe の実装 . . . . .	11
2.3	Global Functions. (a) アラームアプリケーションの画面. (b) 下ベゼルをクロスすると Global Functions の GUI が表示される. (c) 下ベゼルから上ベゼルへの B2B-Swipe を行うことにより, ホーム画面に戻ることができる . . .	12
2.4	アラームアプリケーション. (a) アラームアプリ画面, (b) 右ベゼルをクロスさせると, Local Functions の GUI を表示. (c) アラームをセット . . . . .	13
2.5	メッセージアプリケーション. (a) Local Functions に設定した定型文を GUI 表示. (b) B2B-Swipe による定型文の入力. (c) タップによってメッセージを送信 . . . . .	13
2.6	実験にて使用した2つの条件および実験姿勢. (a) sighted 条件, (b) eyes-free 条件. (c) 実験姿勢 . . . . .	14
2.7	各ジェスチャのエラー率 . . . . .	18
2.8	各ジェスチャの試行時間 . . . . .	18
2.9	16通りの B2B-Swipe の試行時間 . . . . .	19
2.10	2種類の B2B-Swipe およびフリックの試行時間の比較 . . . . .	19
2.11	アンケートの回答結果 . . . . .	20
3.1	アクティブ生体音響センシングを用いた新たなマイクロジェスチャ認識手法 AudioTouch. (a) ユーザの指および手のひらへのセンサの装着を必要としない, アクティブ生体音響センシングに基づくマイクロジェスチャ認識手法 AudioTouch. (b) 指を用いる多様なジェスチャの微小な違いに基づくマイクロジェスチャを認識する. (c+d) 指にかかる力の認識も可能であり, インタクション手法をさらに拡張する. (e) モバイル利用時における端末を用いない入力など, 魅力的なアプリケーションを実現する . . . . .	27
3.2	手形状における共振スペクトルの例. 手の内部形状を含む形状の違いが, 音響的共振スペクトルの違いとして観測できる . . . . .	31
3.3	システム概要および piezo 素子. (a) AudioTouch は piezo 素子製マイクおよびスピーカ, オーディオインターフェース, ノートパソコンにより構成される. (b) piezo 素子 (25 × 12 × 6 mm) には, アクリル板およびホットボンドが取り付けられている . . . . .	32

3.4	実験中の様子. (a) 実験中, 実験参加者は左肘を机の上, 左手首を肘掛の上に配置し実験を大なってもらった. (b, c) AudioTouch の再現性調査のため, 実験参加者に2つのピエゾ素子の位置に印 (手の甲上の2つの赤い長方形) を描いてもらった様子 . . . . .	33
3.5	Thumb-to-finger ジェスチャセットおよびこれらジェスチャの生体音響特性の例. Thumb-to-finger ジェスチャは親指が各指の各指骨に触れるように行うジェスチャである . . . . .	34
3.6	Thumb ジェスチャおよびこれらジェスチャの生体音響特性の例 . . . . .	35
3.7	Palm-touch ジェスチャセットおよびこれらジェスチャの生体音響特性の例 . . . . .	35
3.8	ピンチジェスチャセット . . . . .	36
3.9	実験4に利用した手の甲上に描かれた補助線 . . . . .	37
3.10	調査した手の甲上のピエゾ素子位置 . . . . .	38
3.11	各ピエゾ素子位置におけるピンチジェスチャ平均認識精度. エラーバーは参加者間における認識精度の標準偏差を意味する . . . . .	39
3.12	実験1におけるマイクロジェスチャ認識精度の混同行列. 左図:全ジェスチャ, 右:Thumb-to-Finger ジェスチャセットの小指を用いるジェスチャを除いた全ジェスチャの認識精度に関する混同行列 . . . . .	40
3.13	ウェアラブル型 AudioTouch のプロトタイプ . . . . .	42
3.14	メニュー選択アプリケーション. (a) 指先の力を弱くピンチジェスチャを行うとメニュー内容が表示され, メニューの項目を確認しながら閲覧できる. (b) 指先の力を強くピンチジェスチャを行うと, 対応したメニュー項目が選択され, 対応するアクションが実行される. (c) メニュー選択結果 . . . . .	43
4.1	SynCro の使い勝手を示すための両端末を用いる地図アプリケーション. スマートフォンの広い画面を使って地図を閲覧し, 親指により目的地を選択することができる . . . . .	46
4.2	SynCro の使い勝手を示すためのスマートウォッチのみを用いる場合の地図アプリケーション. 目的地を選択すると, スマートウォッチに目的地までの距離および方向を示す矢印が表示される. 表示する情報量は必要最低限のものとするにより, 歩きながらでも簡単に見ることができる . . . . .	47
4.3	SynCro の使い勝手を示すためのスマートフォンのみを用いる場合の地図アプリケーション. ユーザが左腕を下げている場合, スマートウォッチの画面がスマートフォンにミラーリングされる. 手首回転ジェスチャにて地図の拡大・縮小が可能である . . . . .	47
4.4	本手法において対象とするコンテキスト一覧 . . . . .	51
4.5	3つの要素のうちの2つである (a) <i>grip</i> 要素および (b) <i>arm</i> 要素 . . . . .	52
4.6	コンテキストに基づく UI の例. (a) および (b) ミラーリング. (c) 手首回転ジェスチャ . . . . .	54

4.7	マルチタスク対応アプリケーション. (a) ユーザは画面上のボタンを押下し、現在のアプリケーションをスマートウォッチ上にも表示することができる. 送信後、スマートウォッチからもそのアプリケーションを操作することができる. (b) 2つのアプリケーションをそれぞれ各端末に表示することにより、同時に使用できる . . . . .	60
4.8	マルチタスク対応アプリケーション. (c) ユーザが (b) の状態から左腕を下げると、スマートウォッチの画面がスマートフォンにミラーリングされ表示される. スマートフォン上において2つのアプリケーション操作が可能となるため、マルチタスクを継続し行える . . . . .	61
4.9	音楽プレーヤ. (a) ユーザは画面を親指にてダブルタップし音楽を選択する. (b) 選曲後、スマートウォッチに再生プレーヤが表示される . . . . .	62
4.10	音楽プレーヤ. (c) (b) の状態から左腕を下げると、スマートウォッチの画面がスマートフォンにミラーリングされ表示される. (d) 左手首回転ジェスチャにより、スマートウォッチ片手操作にて簡単に選曲を行える . . . . .	63
4.11	ビデオチャットアプリケーション. (a) スマートウォッチ上において簡単に連絡先を選択できる. (b) スマートウォッチを音声録音デバイスとして使用し、両端末利用時音声メモを記録できる . . . . .	64
4.12	ビデオチャットアプリケーション. (c) 接続先の相手がどちらの端末も利用できない状況の場合、相手が現在画面を見れない状況であることを通知する. (d) ユーザが歩きながらアプリを利用している場合、両端末画面に注意が表示される . . . . .	64
4.13	訓練データ量および認識精度の関係 . . . . .	70
4.14	コンテキスト a よび d. これらのコンテキストは、左手をスマートフォン操作に利用しているどうか異なる . . . . .	73
5.1	操作回数の比較. アラーム設定の例 . . . . .	76

# 表 目 次

2.1	B2B-Swipe (#1-#16) および実験にて使用する Bezel Swipe およびフリック (#17-#24). オレンジ色の円が開始ベゼル, 青色の円が終了ベゼルを表す . . . . .	10
2.2	sighted 条件における判定結果の混同行列 . . . . .	15
2.3	eyes-free 条件における判定結果の混同行列 . . . . .	17
2.4	各ジェスチャのスイープ距離 . . . . .	22
2.5	sighted 条件における各ジェスチャ間におけるスイープ距離および試行時間の比較 . . . . .	23
2.6	eyes-free 条件における各ジェスチャ間におけるスイープ距離および試行時間の比較 . . . . .	23
4.1	静止状態における <i>grip</i> および <i>arm</i> 要素の関係図 . . . . .	53
4.2	歩行状態における <i>grip</i> および <i>arm</i> 要素の関係図 . . . . .	53
4.3	各コンテキストに適した UI. 「✓」はユーザが各コンテキストにおいて利用可能な UI, 「-」は利用できない UI を示す. $L^1$ は右手の動きを認識できない状態, $L^2$ は簡単な動作 (例: タップのみ行える) のみ利用可能であることを示す. 例えば, d の場合, ユーザは両手にてスマートフォンを操作し, スマートフォンの画面のみ利用可能である . . . . .	55
4.4	各コンテキストに適した UI. 「✓」はユーザが各コンテキストにおいて利用可能な UI, 「-」は利用できない UI を示す. $L^1$ は右手の動きを認識できない状態, $L^2$ は簡単な動作 (例: タップのみ行える) のみ利用可能であることを示す. 例えば, j の場合, ユーザはスマートフォンを利用できない. しかし, ユーザは手首回転ジェスチャを利用可能であり, スマートウォッチ画面のみ利用可能であることを示す . . . . .	56
4.5	各コンテキストにおける設定した利用する UI の優先度 . . . . .	57
4.6	通知管理システム . . . . .	58
4.7	1, 2 ラウンドのデータにおけるユーザごとのデータ利用時における平均認識精度. 括弧内の値は標準偏差値を示す . . . . .	67
4.8	1, 2 ラウンドにおける他者データ利用時における平均認識精度. 括弧内の値は標準偏差値を示す . . . . .	67
4.9	1 ラウンド目の他者データ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列 . . . . .	69
4.10	2 ラウンド目の他者データ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列 . . . . .	69

4.11 過去データ利用時におけるユーザごとおよび他者データ利用時における平均認識精度. カッコ内の値は標準偏差値を意味する . . . . .	69
4.12 スマートフォンもしくはスマートウォッチのデータのみを用いた場合におけるユーザのごとのデータ利用時における平均認識精度 . . . . .	70
4.13 1 ラウンドの他者データ利用時における重要な特徴量分析結果. 平均不純度変少量 (MDI, Mean Decrease Impurity) が高いほど重要な特徴量であることを意味する . . . . .	72

# 第1章 序論

## 1.1 研究背景

ウェアラブル端末と呼ばれる、身に着け利用するコンピュータの利用が進んでいる。一方、ウェアラブル端末は身に着け利用する形態であり、かつ複数の端末を身に着け利用する特徴から、その操作が煩雑になっている。一般に、操作する対象が増えれば操作は煩雑になることが予想されるが、これに加えて、ウェアラブル端末の持つ特徴も操作の煩雑さに影響している。具体的に述べると、ウェアラブル端末は端末自体および画面の小型化が進んでおり、タッチ入力ではないジェスチャを用いた端末外における操作の利用も見られる。加えて、ある用途に特化した端末を補完的に利用することから、複数の端末を利用する場面も見られる。これらの特徴から、操作動作回数（例：画面が小さいために何度も画面を操作する）、および操作動作量（例：大きな身振り手振りを用いて操作）、装着端末数（例：複数の端末を使うことから端末切り替え動作の発生）の増加が見られ、ウェアラブル端末の操作が煩雑な場合がある。よって、操作動作、動作量、操作端末の増加により、操作に伴う行動量が増加し、ウェアラブル端末の操作はユーザにとって忙しくなく、疲れやすいものとなっている。そのため、操作動作の回数、動作量、センサ数が少なく済むウェアラブル端末の形態に適した操作方法を検討する必要がある。

## 1.2 研究目的

本研究の目的は、操作回数、操作動作量、センサ数が多く、操作が忙しくなく騒がしくなっているウェアラブル端末インタラクションについて、これらすべてが少なく済む、かつ、ウェアラブル端末の形態に適する形を考慮した、「静かなウェアラブル端末インタラクション」の実現である。このために、ウェアラブル端末インタラクションの操作回数および操作動作量を軽減できる手法を確立する。

本研究が扱うウェアラブルデバイス端末インタラクションに関連するモバイルインタラクションにおいて、入力語彙の拡張を目指し多数の研究が提案されている。例えば、モバイルインタラクションにおいて、マルチタッチ入力を可能とする枠組み確立し、その入力語彙を拡張した研究がある [DL01, Rek02]。そのほか、スマートフォンにおけるマルチタッチ入力および、テーブルトップディスプレイの大画面におけるマルチタッチインタラクションも対象とし、複数本の指を用いた入力語彙の拡張に関連する研究が多数ある [HC11, AGWF11, CN14]。一方、ウェアラブル端末においては、画面が小さいために複数の指を用いることが困難である場合、および端末の制約としてシングルタッチのみしか検出できない場合もある。これらの理由を含む要因により、ウェアラブル端末インタラクションの操作回数はモバイル端末インタラクションと比べ増加する傾向にある。例えば、スマートフォンおよびスマート

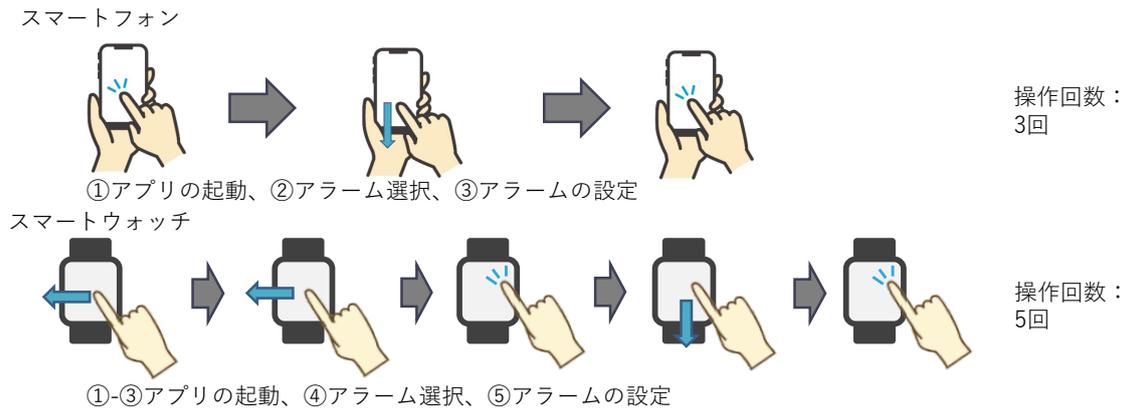


図 1.1: スマートフォンおよびスマートウォッチにおける操作回数の比較. アラーム設定の例

ウォッチにおけるアラームを設定する場合の操作を例にそれぞれの操作回数について比較する(図 1.1). スマートフォンにおいては操作回数が3回, スマートウォッチにおいては5回と, スマートウォッチにおいてはその画面の小ささから一度に表示できる情報が限られ, タッチ操作を多く行う必要があるために, 操作回数が増加する傾向にある. 以上のようなウェアラブル端末の形態に起因した従来の研究とは異なる問題により, ウェアラブル端末の操作回数は増加する傾向にあり, これらを解決するためにウェアラブル端末の入力語彙を拡張する手法が求められている.

本研究が扱うウェアラブルデバイス端末インタラクションに用いられるインタラクション手法の内の1つである, 端末に触れず腕自体を動かし操作するジェスチャ操作に関する研究も提案されている. 例として, Put-that-there [Bol80]では, 腕の動作および発声を組み合わせたインタラクションが提案されている. そのほかにも, 手首を動かす, 手および腕の動作を必要とするような, 操作のために大きな動作を求める手法も提案されている [Rek96, KHI<sup>+</sup>12, LXH16, AST16, TTT<sup>+</sup>17, XGB<sup>+</sup>22]. ウェアラブル端末においては, 画面の制約から画面外での動作を用いた操作もモバイル端末操作と比べ多く, 端末に触れず行う操作についてもその操作回数および操作動作量を軽減することが重要である,

本研究が扱うウェアラブル端末インタラクションの入力語彙拡張に向け, 多数のセンサを活用することによって入力語彙の拡張を試みた研究が提案されている. 例えば, 手全体を覆うような形態およびセンサが連なり配置されたセンサアレイを用いて, 認識できる動作の解像度が高いセンシング手法が提案されている [DP14, LWH<sup>+</sup>15, ZXH16, MMF17, GWP<sup>+</sup>19]. これらはセンサ数が多く, ウェアラブル端末に実装するコスト面およびユーザへの装着性の観点から問題があり, センサ数の少ないかつ対象とする動作の認識解像度の高い手法が求められる.

これらの研究は, タッチ操作であればタッチ操作, ジェスチャ操作であればジェスチャ操作と, 対象とするインタラクションが限定されており, ウェアラブル端末インタラクション全体を対象とし, ウェアラブル端末インタラクションの操作回数および動作量, センサ数の増加という問題の解決を試みようとした研究はこれまでに提案されていない. 本研究では, 端末に触れ行うタッチ操作, および端末に触れず行うジェスチャ操作を含む, ウェアラブル端末インタラクション全体を対象とし, 静かなウェアラブル端末インタラクションの実現

によりこれら問題の軽減を試みる。

本研究では、ウェアラブル端末の形態に起因し増加している操作回数および操作動作量を軽減することを目指す。静かなウェアラブル端末インタラクションとは、英語にすると、Calm Wearable Interaction と言い表せることができる。これは、Dr. Mark Weiser によって述べられた Calm Technologies [WB97] にちなんだものである。Calm Technologies において、情報技術は周囲と馴染み、必要な時にのみその機能を果たすことが重要であると述べられている。周囲と馴染んでいる例としては、スマートフォン操作があげられる。スマートフォン操作はタッチパネルの実現により、親指のみによる操作を可能とし、微小な動作によって周囲に馴染みながらも端末操作を可能としている。一方、ウェアラブル端末インタラクションの操作場面を想定すると、操作回数および操作動作量の増加により、操作が騒がしく忙しないものとなり、操作に伴い周囲の注意をひく場合がある。よって、本研究では、ウェアラブル端末インタラクションにおける操作回数、および操作動作量、センサ数の軽減を目指す。すなわち、本研究での「静かな」とは、操作回数が少ない、かつ、操作動作量が少ない、かつ、センサ数が少ない、ことを意味する。

操作回数が少ないとは、上に述べた「静かな」を達成するためには、ある機能を用いるまでできるだけ操作回数を少なく済むようにする必要があることを指す。操作動作量が少ないとは、操作に伴う身体の使用部位および同一な身体部位を用いる場合には動作回数が少ないものほどよいことを指す。例えば、腕、手、手首、指のように、使用する部位が小さな部位を用いるほど望ましいとする。よって、操作動作量が少ないとは使用する身体部位が小さく、かつその部位の操作に伴う動かす回数が少ないことを指す。センサ数が少ないとは、実装にかかるコストおよび多数のセンサをユーザに装着することによる煩雑さを軽減するために、できるだけ少ないセンサ数を用いて実装する必要があることを指す。

### 1.3 研究内容

静かなウェアラブル端末インタラクションの実現に向け、3つの主なウェアラブル端末インタラクションに対して、新たなインタラクション手法を提案する。ウェアラブル端末インタラクションは主に直接操作、および間接操作、端末切替操作の3つからなる。よって、これら要素に関して新たなインタラクション手法を実現し、静かなウェアラブル端末インタラクションの実現を目指す。本研究における、直接操作とはユーザが端末に直接接触して行う操作とする（例：タッチ操作）。間接操作とは、ユーザが端末に触れずに行う操作とする（例：ジェスチャ操作）。

静かなインタラクションを実現するために、新たな操作・姿勢推定手法を確立する。操作推定および姿勢推定手法により、ウェアラブル端末インタラクションのショートカット操作および自動化を可能とし、静かなウェアラブル端末インタラクションを実現する。各研究テーマにおいては、これらを実現する操作・姿勢推定手法が実際に安定し利用できるかどうかを示すために、提案した操作・姿勢推定手法の認識精度を実験により評価した。各研究テーマにおいて、本研究によりウェアラブル端末インタラクションの操作回数および操作動作量を軽減できることを示す方法として、アプリケーション例により示すことを用いる。次に、本研究を構成する研究について述べる。

### 1.3.1 B2B-Swipe: ベゼル間の距離の短さを利用した超小型端末向けタッチジェスチャ

腕時計型の情報端末であるスマートウォッチは、その画面の小ささから入力方法に乏しく、何度も小さな画面に触れ操作する必要があるという課題があった。この課題に対し、画面の小ささを逆に利用した指1本にてタッチパネル上の画面縁を2度交差するようになぞる新たな操作手法を提案した。この手法は、追加センサなしに、既存の腕時計型端末に適用でき、入力方法に乏しかった矩形型の腕時計型端末に追加機器なしに16通りもの入力方法を増やすことを可能とした。

### 1.3.2 AudioTouch: アクティブ音響センシングを用いたマイクロジェスチャ認識手法

ウェアラブル端末は多様な場面における操作が想定されるため、操作には道具を使わずに主に手の動きを用いるジェスチャにより操作を行う場合がある。ジェスチャ操作は、空中に表示されている情報および端末に触れて操作するために腕を上げる必要がある。これに対し、わずかな手の動きを入力として用いるための生体内音響伝搬を用いた新たな手形状認識手法を提案した。本手法は、音の伝搬を用いることにより、2つのセンサを手の甲に貼り付けさえすれば、グローブや指輪を用いず、かつ手指の動きを妨げることのない、細かな手形状を認識できる。

### 1.3.3 SynCro: 状況に応じたスマートフォンおよびスマートウォッチを用いたクロスデバイスインタラクション

スマートフォンに加えて、腕時計型の情報端末も持ち歩く人も増えている。すなわち、あるユーザは複数の携帯型情報端末を身につけていることになる。ただし、これらの情報端末は、現在、それぞれが独立して情報の提示を行い、操作も独立している。例えば、一方の端末を使用している際にもう一方の端末に通知が行われてしまうなど、複数の端末を利用することにより操作がより煩雑となっている場面がある。本手法は、装着したスマートフォンおよびスマートウォッチの両端末に内蔵されたセンサによりユーザの操作状況を認識し、認識した状況に応じて自動的に両端末の画面レイアウトおよび各端末への操作方法、通知等のフィードバック方法を変容するシステムを提案した。これにより、操作端末切り替えに伴う動作を軽減する。これらの情報端末が、動きを検出するセンサ（加速度センサ、ジャイロセンサ）を備えていることに着目し、これらからのデータを同時に使えば、情報端末の状況（例：置かれている、持たれている、鞆などにしまわれている）およびそれを身につけている人の状況（例：歩いている、静止している）の認識が機械学習を用いることにより高精度に行えることを実端末上において示した。

## 1.4 研究の貢献

本論文の貢献は以下のとおりである。

- 現状のウェアラブル端末インタラクションの課題を提起するとともに、これを解決する1つの方策として、静かなインタラクションを実現するための要件を定義し、これら設計するための方針をまとめた。
- 各インタラクション要素について新たな推定手法に基づいた操作方法を確立し、静かなウェアラブル端末インタラクションを実現した。
- 提案した各要素を単一だけでなく場合に応じて使い分けることによって、ウェアラブル端末インタラクションの操作自由度を高められることを示し、ウェアラブル端末の操作性向上に貢献した。
- 他のウェアラブル端末への静かなウェアラブル端末インタラクションの適用可能性を示した。

## 1.5 本論文の構成

本論文は次の5章から構成される。第1章では、研究の背景および目的を示すとともに、ウェアラブル端末インタラクションを分類し、これに基づき研究の内容および貢献を述べる。第2章では、ウェアラブル端末インタラクションの直接操作における入力語彙が少ないという問題を分析し、解決策の具体例として、超小型端末ゆえのベゼル間の距離の短さを活かした新たなタッチジェスチャについて述べる。第3章では、ウェアラブル端末インタラクションの間接操作に要する装置の規模を小さくするという課題に対し、その具体例として、アクティブ音響センシングを用いたマイクロジェスチャ認識手法を示す。第4章では、複数のウェアラブル端末を利用する際の、操作端末の切り替えにおける課題を分析し、状況に応じたユーザインタフェースの自動切り替えを可能にするクロスデバイスインタラクションを示す。最後に、第5章では、本論文全体のまとめとして本研究の成果を整理するとともに、本成果を展開できる応用先についても述べる。

## 第2章 B2B-Swipe: ベゼル間の距離の短さを 利用した超小型端末向けタッチジェス チャ

スマートウォッチなどの超小型タッチパネル端末（以降、超小型端末）におけるタッチジェスチャは主にタップ、スワイプ、およびフリックと、主に1本指を用いたものに限られる。この理由は、超小型端末のタッチパネルは小さく（例：1.6インチ（約28mm四方, SONY SmartWatch 3）、1.5インチ（約30mm×24mm, Apple Watch 38mm））、複数本の指を用いることが困難なためである。このため、超小型端末における入力語彙はスマートフォンおよびタブレットに比べて少ない。

そのため、タッチジェスチャ以外の超小型端末向けの入力手法が提供されている。例として、超小型端末を取り付けた腕を素早く回転させる操作（例：SONY SmartWatch 3）および手首を振るシェイク（例：モトローラ Moto 360）が挙げられる。また音声入力を提供する端末もある（例：Apple Apple Watch）。しかし、これらの手法は行いづらい場合がある。例えば、人混みの中にて腕を回転させること、図書館など声を発せられない場所において音声入力を用いることは難しい。

また、超小型端末への入力語彙を増やすことを目的として、端末外における操作を可能とする手法が多数提案されている（例：[LXC<sup>+</sup>14, OI15, PLEG13]）。しかし、これらの手法を用いるためには端末にセンサを追加する必要がある。

我々は超小型端末向けの新しいタッチジェスチャとして、ベゼルからベゼルへのスワイプジェスチャ Bezel to Bezel-Swipe（以降、B2B-Swipe）を示す（図 2.1）[KST16b, 久保 15]。矩形の超小型端末の場合、B2B-Swipe は 16 通り存在する。また、B2B-Swipe を行う際、ユーザは指の触覚から各ベゼルを見ることなく区別できるため、B2B-Swipe をアイズフリーに行える。さらに、超小型端末のベゼル間の距離は短いために B2B-Swipe を素早く行える。加えて、B2B-Swipe は Bezel Swipe [RT09]、フリック、およびタップと共存可能である。これらにより、超小型端末への入力語彙を増やすことが可能である。

### 2.1 関連研究

本研究はベゼルを活用することによって超小型端末におけるアイズフリー入力可能な入力語彙を増やした研究である。本研究と同様に、超小型端末への入力手法、超小型端末におけるアイズフリー入力、およびベゼルを用いたジェスチャに関する先行研究は数多く存在する。

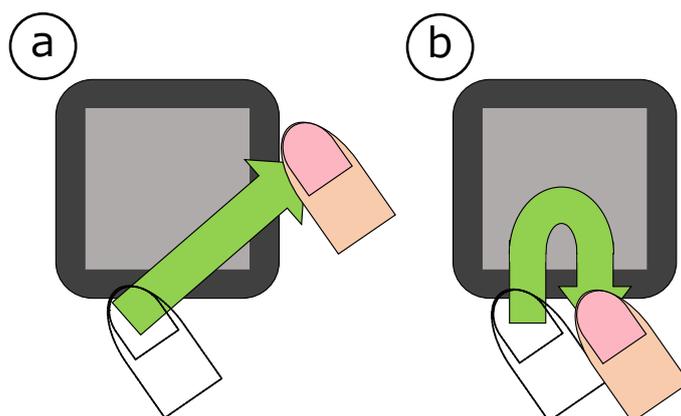


図 2.1: B2B-Swipe. 開始ベゼルおよび終了ベゼルが (a) 異なる B2B-Swipe, (b) 同一の B2B-Swipe の例

### 2.1.1 超小型端末への入力手法

センサ, 外部機器, もしくは端末に備わったタッチパネルのみを用いて超小型端末の入力語彙を増やす試みについて述べる.

センサを用いて超小型端末の入力語彙を増やす研究がある. 例えば, 赤外線センサ [KHLS07, LXC+14, OI15, 青山 15], 磁力センサ [HH09], 加速度センサ [福本 99], タッチセンサ [WLB+15], カメラ [HAL15] 等のセンサを用いた研究がある. その他に, 超音波 [横田 16], 電気インピーダンストモグラフィ [ZH15], ジョイスティックセンサ [XLH14], 電極 [ZZLH16] を用いた研究もある. 外部機器を用いた入力手法の研究として, 指先に極小のスタイラスを取り付けた研究 [XGF15], 視線検出器を用いた超小型端末への視線入力を可能とした研究 [EVBG15] がある. センサおよび外部機器を用いて入力語彙を増やす研究に対して, B2B-Swipe は超小型端末に備わったタッチパネルのみを用いて実装が可能である. また, B2B-Swipe はセンサおよび外部機器を用いる手法とは実装方法が異なるため同一端末において共存可能である.

本研究の B2B-Swipe と同様に, タッチパネルのみを用いて超小型端末の入力語彙を増やす操作手法として Beats [OLIE15] 等がある. Beats は端末のタッチパネルへの 2 本指によるタッチダウンおよびタッチアップのパターンを組み合わせた 18 通りの入力である. ただし, Beats の実装には 2 本指のタッチダウンおよびタッチアップを認識するためにマルチタッチが検出可能なタッチパネルを必要とする. 一方, B2B-Swipe は 1 本指にて行えるため, マルチタッチ未対応のタッチパネルでも実装可能である. また, Lafreniere ら [LGCG16] は, 画面に表示された 2 つのボタンを逐次的にタップする *TwoTap* と, 2 つのソフトボタンを同時にタップする *WristTap* を提案した. B2B-Swipe はアイズフリーでも行えるタッチジェスチャであり, マルチタッチ未対応のタッチパネルでも実装可能である. Ashbrook ら [ALS08] はタッチパネルを有した円形の超小型端末において, ベゼルに沿うように配置されたボタンの最適な大きさを調査した. B2B-Swipe は Beats, Lafreniere らの手法, および Ashbrook らが調査したベゼル上のボタンの選択手法と共存可能である.

### 2.1.2 超小型端末におけるアイズフリー入力

Blaskóら [BF04] は、ユーザが画面を見ずにタッチパネル上の指の位置を知る手がかりとしてベゼルを用いた操作手法を提案した。WatchIt [PLEG13] は、センサを腕時計型端末のバンド部分に組み込むことにより、バンドをなぞる、タップする、および2本指により掴むといった端末を見ることなく行えるジェスチャを提案している。Pasqueroら [PSS11] は静電容量センサおよび圧力センサなどのセンサを組み込んだ腕時計型端末を掴む、覆う、および端末表面にてスワイプを行うジェスチャの提案を行っている。これらと同様に、B2B-Swipeも操作対象を知る手がかりを端末の物理的特徴に求めた操作である。ただし [PSS11], [PLEG13] とは異なり、その手がかりは追加したデバイスではなく [BF04] と同様に端末本体として

### 2.1.3 ベゼルを用いたジェスチャ

ベゼルを用いた操作の研究は多数行われている [RT09, HPSH00, JB12, 中島 12, 黒澤 13]。まず、B2B-Swipeと特に関係のある研究を述べる。黒澤ら [黒澤 13] はモバイル端末のベゼルの2度通過するダブルクロッシングジェスチャ Bezel Check を提案した。Bezel Check は1ストロークの動作にて、データをベゼル上に配置し保存することができる。B2B-Swipeは超小型端末のベゼル間の距離が短いことを利用し、同じベゼルだけでなく異なるベゼル間のスワイプでも高速に行える。さらに、矩形の端末の場合 B2B-Swipe は Bezel Check よりも入力語彙が12通り豊富である。Bezel Swipe [RT09] は端末のベゼルのタッチすることをジェスチャ開始の合図とし、スワイプすることにより画面内オブジェクトの選択を行うジェスチャである。ベゼルに設置された異なる色のバーをユーザが選択することにより、テキストの範囲選択およびテキストの単語選択などの機能を使い分けることができる。Bezel Swipe および B2B-Swipe はそれぞれのジェスチャを区別しながら共存できることが本研究の実験にて示された。Bezel Menus [JB12] は、モバイル端末におけるアイズフリー操作のための、ベゼルジェスチャのマーキングメニューレイアウトの評価を行った研究である。Bezel Menus は Bezel Swipe を起動ジェスチャとしたマーキングメニュー選択手法であり、B2B-Swipe は Bezel Swipe を行った後さらにベゼルのクロッシングするタッチジェスチャである。Bezel Menus および B2B-Swipe はそれぞれ Bezel Swipe を行った後の操作が異なるため共存可能であると考えられる。

スマートフォンおよびタブレットなどのモバイル端末において、ベゼルの活用した研究が存在する。Bezel Copy [CPZO14] は、ベゼルジェスチャを用いたテキストのコピー手法である。最初にコピーしたい文を含む段落を Bezel Swipe によりユーザが選択する。選択後、画面下部に表示されるアイコンをユーザが選択しユーザの行いたい操作を行う。Bezel-Tap Gestures [SLG13] は、ベゼルを用いたコマンド入力手法である。ベゼルのタップした後、即座にタッチパネルへタップを行うことをコマンドの入力としたものである。なお、B2B-Swipe とこれらの手法は共存可能であると考えている。また、超小型端末にてベゼルの活用した研究も存在する。Interaction on the Edge [OL14] は、赤外線センサを端末のベゼルに組み込み、ベゼル上の指の検知を可能とし、ベゼル上における端末操作方法の検討を行った。Interaction on the Edge に対して、B2B-Swipe はセンサを追加せずに実装可能である。

## 2.2 B2B-Swipe

B2B-Swipeとは超小型端末のベゼルからベゼルへのスワイプジェスチャである。ここで、ターゲットを横切るようにスワイプを行うことをクロッシングと呼ぶこととする。B2B-Swipeを行うために、まずユーザは超小型端末のいずれかのベゼル（開始ベゼル）を画面外からクロッシングし、その後タッチパネル内へと指を動かす。続いて、タッチパネル内を指にて触れたままいずれかのベゼル（終了ベゼル）をクロッシングし、指を画面から離す。また、B2B-Swipeには開始ベゼルと終了ベゼルが異なるもの（図 2.1a）と、同一のもの（図 2.1b）の2種類のB2B-Swipeがある。図 2.1bのような開始および終了ベゼルが同一なB2B-SwipeはBezel Checkと同様なタッチジェスチャである。

### 2.2.1 特徴

B2B-Swipeは開始ベゼル数×終了ベゼル数通り存在する。タッチパネルが矩形の端末にはベゼルが4辺あるため、 $4 \times 4$ 通り、すなわち16通り存在する（表 2.1）。また、ユーザはB2B-Swipeを行う際、各ベゼンを区別する必要があるため、B2B-Swipeはタッチパネルが多角形の超小型端末向けのジェスチャである。B2B-Swipeは2度ベゼルとクロッシングしている点が他のタッチジェスチャと異なるため、Bezel Swipe [RT09]、フリック、およびタップと共存可能である。

B2B-Swipeは1本指による1回のスワイプであるため、超小型端末が備えるタッチパネルのみを用いて実装可能である。したがって、B2B-Swipeは端末に何も追加することなく、既存のタッチジェスチャと共存しつつ超小型端末の入力語彙を増やすことができる。

### 2.2.2 操作としての長所

B2B-Swipeは以下に示す長所を持つ操作である。

#### アイズフリー

ユーザは超小型端末に触れることにより端末を見ることなく各ベゼンを区別できるため、アイズフリーにてB2B-Swipeを行える。

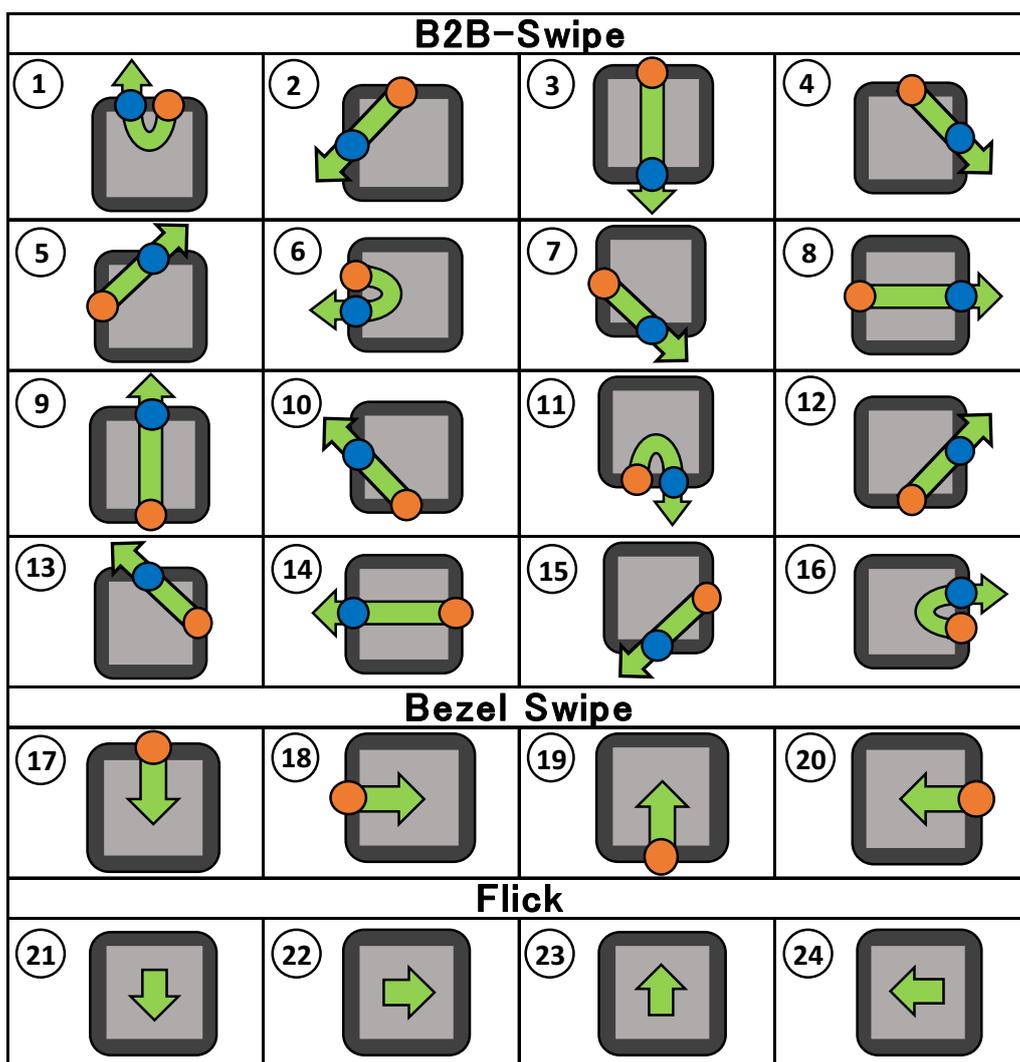
#### 高速

超小型端末のベゼル間の距離は短い。このため、ベゼルからベゼルへのスワイプジェスチャであるB2B-Swipeをユーザは素早く行える。

#### 高精度

B2B-Swipeを行う際ユーザの指はタッチパネルの端を2回クロスすることになるため、B2B-Swipeは一種のダブルクロッシングジェスチャである。中村ら [中村 13] の研究において、ダブルクロッシングジェスチャはシングルクロッシングに比べ操作誤りが少ないことが示されている。したがって、ユーザはB2B-Swipeを高精度に行えると考えられる。

表 2.1: B2B-Swipe (# 1-# 16) および実験にて使用する Bezel Swipe およびフリック (# 17-# 24).  
 オレンジ色の円が開始ベゼル, 青色の円が終了ベゼルを表す



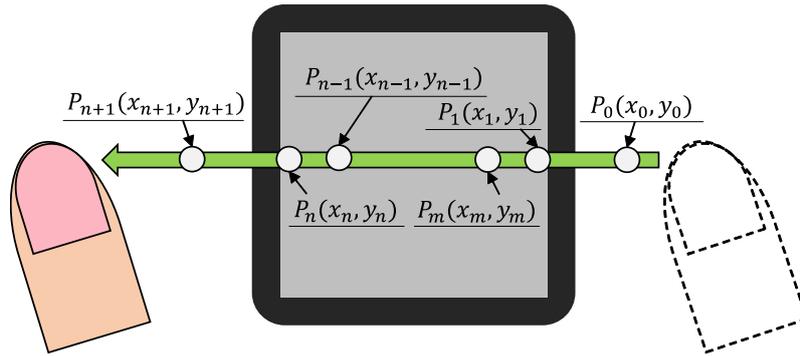


図 2.2: B2B-Swipe の実装

### 2.2.3 実装

B2B-Swipe の検出にはいずれかのベゼルがクロッシングされたことを検出する必要がある。ただし通常の超小型端末にはその検出機能は無い。そのため本実装では、タッチパネルに触れた際に生じるタッチイベントを用いて開始および終了ベゼルとクロッシングが行われたかを推定した (図 2.2)。まず、開始ベゼルを推定するために、最初および  $m$  番目のタッチイベント ( $p_1$  および  $p_m$ ) の座標および時刻を用いて、指の速度を推定する。次に、この速度と  $p_1$  を用いて、直線状に移動したと仮定したときの  $p_1$  より 30 ms 前の座標  $p_0(x_0, y_0)$  を求め、 $\overrightarrow{p_0p_1}$  がクロッシングしたベゼルを開始ベゼルとする。終了ベゼルも同様の方法にて推定している。すなわち、最後および最後よりひとつ前のタッチイベント ( $p_n$  および  $p_{n-1}$ ) の座標および時刻よりタッチアップ時の指の速度を求め、この速度と  $p_n$  から  $p_n$  の 40 ms 後の座標  $p_{n+1}(x_{n+1}, y_{n+1})$  を求める。 $\overrightarrow{p_np_{n+1}}$  がクロッシングしたベゼルを終了ベゼルとする。なお、上記の 30 ms および 40 ms は我々が実験的に求めた値である。実装については [鈴木 11, HST06] を参考に実装を行った。

また、B2B-Swipe を Bezel Swipe およびフリックと共存させるための実装方法を述べる。B2B-Swipe および Bezel Swipe の区別は、開始および終了ベゼルともに存在する場合には B2B-Swipe、開始ベゼルのみ存在する場合には Bezel Swipe が行われたと判定した。これ以外の場合にはさらに、Android SDK の `GestureDetector` クラスの `Fling()` メソッドを用いて、フリックの判定を行った。フリックの方向についてはタッチパネル上にて検出された指の  $x, y$  座標それぞれの変位量が多い方向にフリックが行われたとし、上下左右方向の推定を行った。

## 2.3 アプリケーション例

B2B-Swipe を用いたアプリケーション例として、アプリケーションマネージャ、アラーム、およびメッセージャを示す。

### 2.3.1 アプリケーションマネージャ

B2B-Swipe を用いたコマンド実行アプリケーションを提案する (図 2.3) [KST16a]。スマートウォッチの操作は主に指を用いて行うが、Fat Finger Problem およびオクルージョ

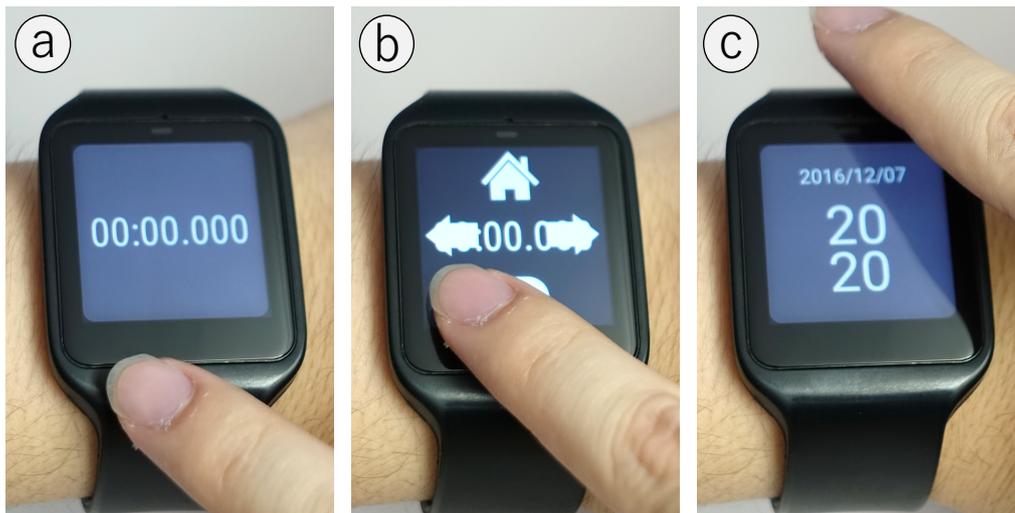


図 2.3: Global Functions. (a) アラームアプリケーションの画面. (b) 下ベゼルをクロスすると Global Functions の GUI が表示される. (c) 下ベゼルから上ベゼルへの B2B-Swipe を行うことにより、ホーム画面に戻ることができる

ンが発生する. そこで、B2B-Swipe を用いることにより、これらの問題が発生しないコマンド実行アプリケーションを示す. 上および下ベゼルを開始ベゼルとする B2B-Swipe へどの画面でも実行可能な機能 (Global Functions) を、左および右ベゼルを開始ベゼルとする B2B-Swipe へアプリケーション毎に異なる機能 (Local Functions) を割り当てる. Global Functions は、ホームへ戻る、アプリケーションの切り替え、通知の切り替えなどの機能が割り当てられる (図 2.3). Local Functions は、アプリケーション毎に割り当てられる機能が異なる. 例として、アラームアプリケーションであればアラーム時刻の設定機能 (図 2.4)、メッセージアプリケーションであれば定型文の入力機能を割り当てた (図 2.5).

### 2.3.2 アラーム

画面を見ることなく時間設定可能なアラームアプリケーションを提案する. B2B-Swipe にあらかじめ何分後にアラームがもう一度鳴るか、スヌーズの時間を設定しておくことにより、ユーザは寝起き時に B2B-Swipe を行うだけでスヌーズを設定することが可能となる (図 2.4). また、B2B-Swipe はアイズフリー入力可能であるため、顔を伏せたままアラームを設定することが可能である. Local Functions の割り当て方の例として、右および左ベゼルを開始ベゼルとする B2B-Swipe にはそれぞれ、何分かのアラームの設定、何秒かのアラーム設定を割り当てている. 開始ベゼル毎に共通点を有する機能を割り当てることにより、ユーザの想起性を補助する.

### 2.3.3 メッセージ

超小型端末にメールが届いた際、一言だけ返信すればよい場合であってもモバイル端末を取り出す、もしくは超小型端末上にて文字を入力する必要がある. 返信が必要な場合、B2B-Swipe にあらかじめ登録しておいた定型文を B2B-Swipe にて入力できる. ユーザは入

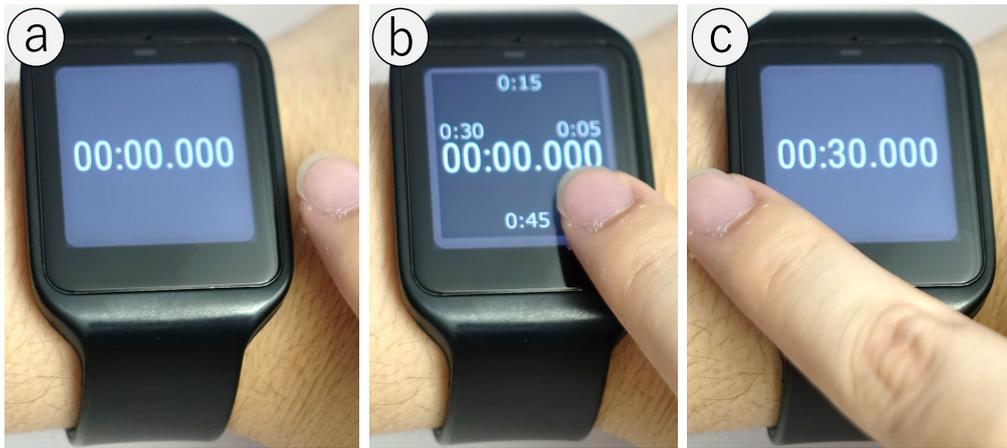


図 2.4: アラームアプリケーション. (a) アラームアプリ画面, (b) 右ベゼルをクロスさせると, Local Functions の GUI を表示. (c) アラームをセット



図 2.5: メッセージアプリケーション. (a) Local Functions に設定した定型文を GUI 表示. (b) B2B-Swipe による定型文の入力. (c) タップによってメッセージを送信

力されたメッセージを確認した後に, 画面をタップすることにより相手にメッセージを送ることが可能である (図 2.5c).

## 2.4 B2B-Swipe の性能評価実験

B2B-Swipe の性能を評価するための実験を行った. 特に本実験では B2B-Swipe が Bezel Swipe およびフリックと共存できること, および B2B-Swipe が超小型端末を見ることなく行えることを検証した. なお, Bezel Swipe およびフリックを選択した理由は, B2B-Swipe と同じスワイプジェスチャであるからである.

### 2.4.1 被験者

大学生および大学院生 8 名 (男性 7 名, 女性 1 名) を被験者とした. 被験者の年齢は 21-24 歳であり, 全ての被験者がタッチパネル端末を日常的に使用し, その利用暦は 29-72 ヶ月,

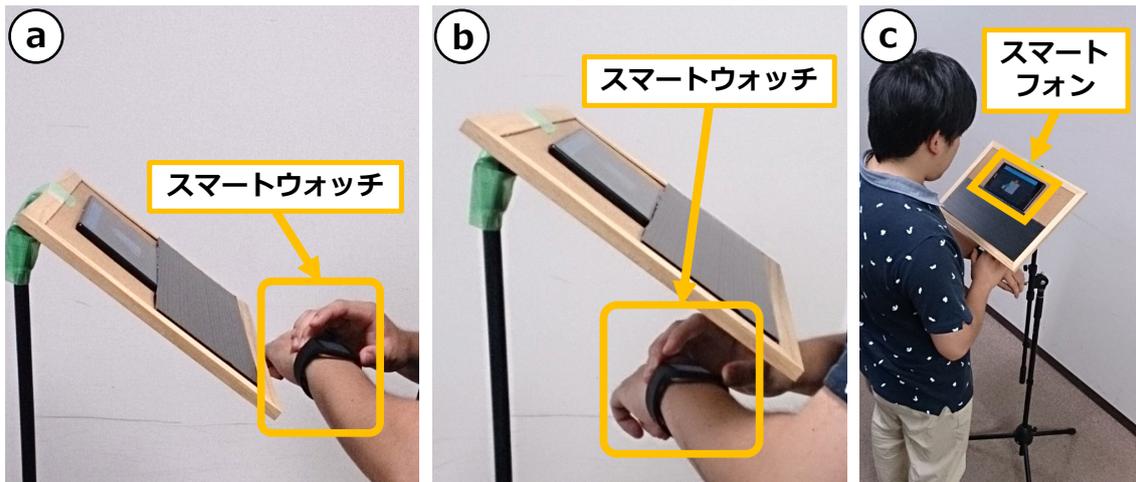


図 2.6: 実験にて使用した 2 つの条件および実験姿勢. (a) sighted 条件, (b) eyes-free 条件. (c) 実験姿勢

平均 51.75 ヶ月 (SD = 14.8) であった. 全ての被験者においてスマートウォッチの使用経験はなかった. 被験者には報酬として 1,640 円を支払った.

#### 2.4.2 実験機器

実験に用いたスマートウォッチは SONY SmartWatch 3 SWR50 (端末サイズ: 高さ 51 mm × 幅 36 mm × 厚さ 10 mm, 画面サイズ: 1.6 インチ, 解像度: 320 ピクセル × 320 ピクセル, OS: Android Wear 1.1.1) である.

#### 2.4.3 実験設計

我々は被験者に表 2.1 に示す 24 通りのジェスチャを sighted 条件 (図 2.6a) および eyes-free 条件 (図 2.6b) の 2 条件にて行って貰った. あるジェスチャを 1 度行うことを 1 試行とし, 全 24 通りのジェスチャを 1 試行ずつ行うことを 1 セッションとした. 我々は 2 条件の順序効果を打ち消すために, 被験者をランダムに 2 つのグループに分けた. 1 つ目のグループには最初に sighted 条件にて練習セッションを 1 セッションおよび実験セッションを 4 セッション行って貰い, 次に eyes-free 条件にて練習セッションを 1 セッションおよび実験セッションを 4 セッション行って貰った. 2 つ目のグループについては 1 つ目のグループと条件の順番を逆にした. 各セッションでは, 24 通りのジェスチャを 1 回ずつランダムに提示した. よって, 本実験の総試行数は, 2 条件 × 8 被験者 × 4 セッション × 24 ジェスチャ = 1536 試行であった.

#### 2.4.4 実験手順

我々は被験者に図 2.6c に示すように, 指示を表示するためのスマートフォンの前に立つよう指示した. そして, 見やすい高さにはスマートフォンがあるか被験者に確認し, その高さを調整した. その後, 被験者は実験者からスマートウォッチを受け取り, スマートウォッチ

表 2.2: sighted 条件における判定結果の混同行列

判定結果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	90.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.25	3.13	0	0
3	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13
5	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0
8	0	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13
9	0	0	0	0	0	0	0	0	84.4	0	0	0	0	0	0	0	0	12.5	0	3.13	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.8	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	3.13	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.8	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0	3.13
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	3.13	0	0	0	0
17	0	0	6.25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81.3	0	0	3.13	0	0	9.38	0
18	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	87.5	0	0	0	0	0	9.38
19	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	90.6	0	6.25	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	93.8	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.25	0	0	0	0	0	0	0	93.8	0	0	0
23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.25	0	0	0	0	93.8	0	0
24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100

がぐらつかないように手首に取り付けた。このとき、全ての被験者が左手にスマートウォッチを取り付け、右手を用いて操作した。我々は被験者に実験にて行うジェスチャを説明し、実験の手順に関して実験手順書を見せながら説明を行った。また、実験中は操作をできる限り正確に行うよう被験者に指示した。

我々は被験者にスマートフォン画面に表示されるジェスチャをスマートウォッチ上にて行うよう指示した。また、実験中はスマートウォッチの操作を行う手の親指をスマートウォッチの側面もしくはベルトに添え安定した状態を保ち、操作には人差し指のみを用いるよう被験者に指示した。ジェスチャが行われた後、被験者へのフィードバックとして、行われたジェスチャの正否をマルおよびバツの図形を用いて画面に表示した。また、これらの図形が表示されてから 1.5 秒後に次の指示を画面に表示した。被験者には 2 セッション毎に着席した状態にて少なくとも 30 秒の休憩を取って貰った。各セッション終了後、行ったジェスチャに関して思ったことおよび感じたことを被験者に発言するよう指示した。

実験終了後、被験者にはそれぞれのジェスチャに関するアンケートに回答してもらった。アンケートの回答にかかった時間を合わせて被験者 1 人当たりの所要時間は 51–91 分であった。

#### 2.4.5 実験結果

エラー率、試行時間、およびアンケートの結果を述べる。

##### エラー率

それぞれのジェスチャについてエラー率を求めた (図 2.7)。図 2.7 のエラーバーは被験者間のエラー率の標準偏差を表す。結果、sighted 条件におけるエラー率は、B2B-Swipe が 3.7% (SD = 2.8)、Bezel Swipe が 10.2% (SD = 10.0)、フリックが 4.7% (SD = 8.7) であった。eyes-free 条件におけるエラー率は、B2B-Swipe が 8.0% (SD = 4.5)、Bezel Swipe が 9.4% (SD = 12.5)、フリックが 3.1% (SD = 3.3) であった。なお、この結果はフリックのエラー率を補正したものである。この理由は、フリックの実装に用いた `Fling()` メソッドがスワイプの速度が遅いと呼び出されないため、被験者が指示通りに行ったにもかかわらず誤りと判定された試行があったためである。誤りと判定された 40 試行について、データを分析し直した結果、30 試行が正しくフリックを行っていた。

表 2.2 および表 2.3 に sighted 条件および eyes-free 条件におけるエラー率の混同行列を示す。表 2.2 および表 2.3 の ID は表 2.1 に対応している。

各ジェスチャにおいて sighted 条件および eyes-free 条件間のエラー率の差があるかどうか調べるために、各ジェスチャの被験者 8 名の平均エラー率を用いて条件を因子とした Kruskal-Wallis 検定を行った。ノンパラメトリック検定である Kruskal-Wallis 検定を検定方法とした理由は、今回用いたデータが Shapiro-Wilk 検定の結果、正規性がないと判定されたためである。Kruskal-Wallis 検定の結果、B2B-Swipe ( $p = .064 > .05$ )、Bezel Swipe ( $p = .663 > .05$ )、およびフリック ( $p = .811 > .05$ ) の全てのジェスチャにおいて有意な差はなかった。したがって、端末を見る見ないに関わらず、これらのジェスチャのエラー率は変わらないことが示唆された。続いて、同一条件下における各ジェスチャ間のエラー率の差を調べるために、

表 2.3: eyes-free 条件における判定結果の混同行列

## 判定結果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	87.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9.38	0	0	0	0	0	3.13	0
4	0	0	0	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0	0	3.13
5	0	0	0	0	90.6	0	0	6.25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13
6	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0
8	0	0	0	0	0	0	0	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.25	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0
10	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	75	0	0	0	0	0	0	12.5	0	12.5	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.8	0	0	0	0	0	0	3.13	3.13	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	87.5	0	0	0	0	0	0	3.13	9.38	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84.4	0	0	0	3.13	0	0	6.25	6.25	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81.3	0	0	0	9.38	0	0	3.13	6.25
17	0	0	3.13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.8	0	0	0	0	0	3.13
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.8	6.25	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	3.13	0	0	78.1	0	0	15.6	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0	3.13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.9	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	90.6	0	0	0
23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0
24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100

表示したシフト

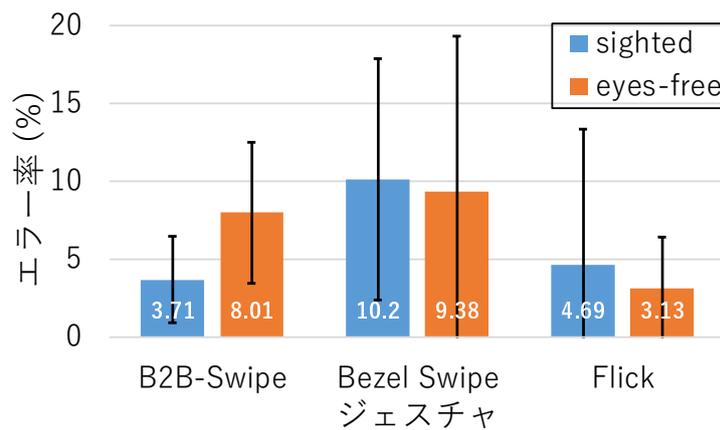


図 2.7: 各ジェスチャのエラー率

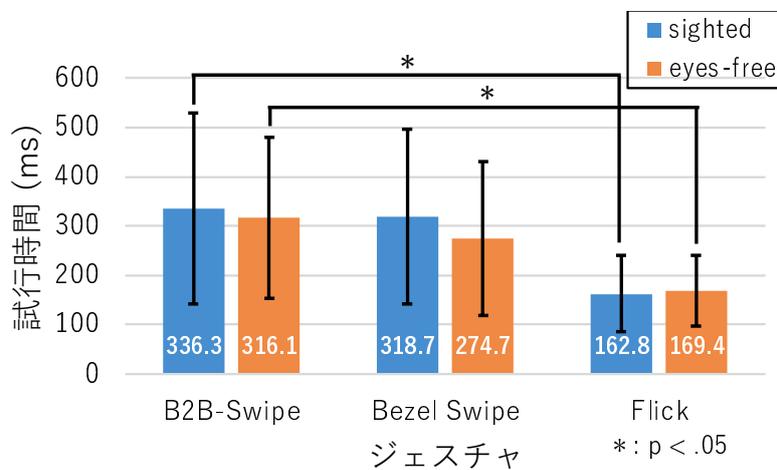


図 2.8: 各ジェスチャの試行時間

各ジェスチャの被験者 8 名の平均エラー率を用いてジェスチャを因子とした Kruskal-Wallis 検定を行った。その結果, sighted 条件 ( $p = .222 > .05$ ) および eyes-free 条件 ( $p = .164 > .05$ ) において, 有意な差はなかった。したがって, これら 3 つのジェスチャを共存させ使用する際, どれかのジェスチャが特にエラー率が低くならないことが示唆された。

### 試行時間

それぞれのジェスチャの試行時間を求めた (図 2.8)。図 2.8 のエラーバーは各ジェスチャにおいて成功した全試行の試行時間の標準偏差を表す。sighted 条件における試行時間は, B2B-Swipe が 336.3 ms (SD = 193.6), Bezel Swipe が 318.7 ms (SD = 176.8), フリックが 162.8 ms (SD = 77.3) であった。eyes-free 条件における試行時間は, B2B-Swipe が 316.1 ms (SD = 163.2), Bezel Swipe が 274.7 ms (SD = 168.5), フリックが 169.4 ms (SD = 70.9) であった。

条件によって, 各ジェスチャの試行時間に差が生じるか調べるために, 成功したジェスチャの試行時間を用いて条件を因子とした, Kruskal-Wallis 検定を行った。ノンパラメトリック

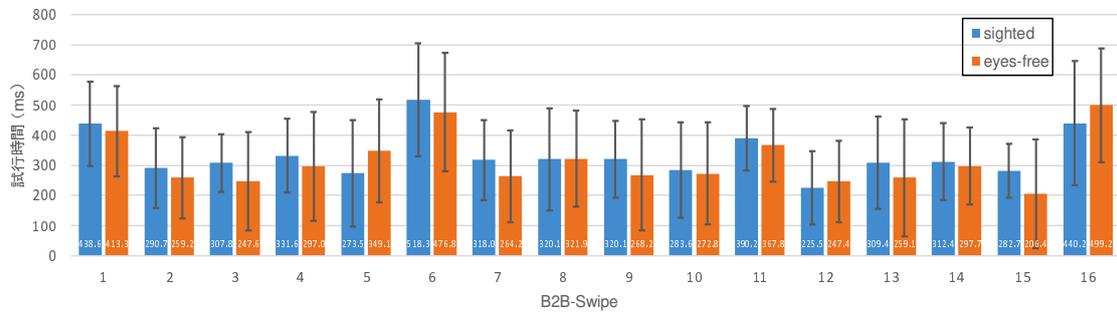


図 2.9: 16 通りの B2B-Swipe の試行時間

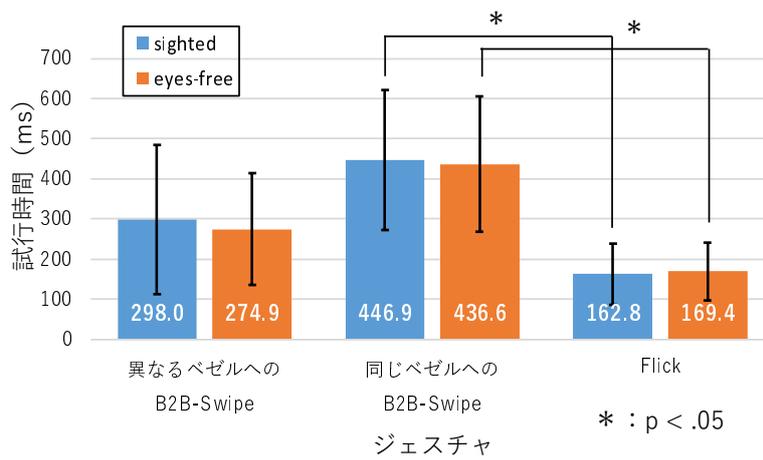


図 2.10: 2 種類の B2B-Swipe およびフリックの試行時間の比較

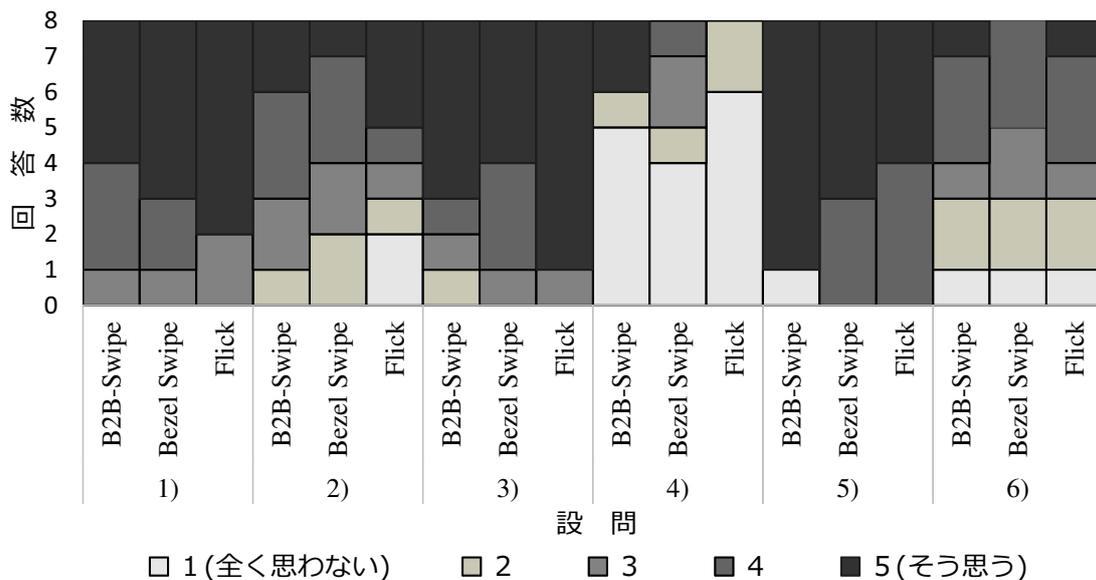


図 2.11: アンケートの回答結果

検定である Kruskal-Wallis 検定を検定方法とした理由は、今回用いたデータが Shapiro-Wilk 検定の結果、正規性がないと判定されたためである。Kruskal-Wallis 検定の結果、sighted 条件 ( $p = .030 < .05$ ) および eyes-free 条件 ( $p = .020 < .05$ ) においてジェスチャ間の試行時間に有意な差が見られた。そこで、sighted 条件において Turkey 法による多重比較を行うと、B2B-Swipe-Bezel Swipe 間 ( $p = .033 < .05$ ) に有意な差があり、B2B-Swipe-Bezel Swipe 間 ( $p = .169 > .05$ ) および Bezel Swipe-フリック間 ( $p = 1.000 > .05$ ) に有意な差はなかった。同様に、eyes-free 条件でも B2B-Swipe-Bezel Swipe 間 ( $p = .033 < .05$ ) に有意な差があり、B2B-Swipe-Bezel Swipe 間 ( $p = .214 > .05$ ) および Bezel Swipe-フリック間 ( $p = 1.000 > .05$ ) に有意な差はなかった。すなわち、フリックは B2B-Swipe よりも両条件において有意に速いことが示唆された。続いて、同一条件において各ジェスチャの試行時間に差があるか調べるために、成功したジェスチャの試行時間を用いた、ジェスチャを因子とする Kruskal-Wallis 検定を行った。その結果、B2B-Swipe ( $p = 1.000 > .05$ )、Bezel Swipe ( $p = .600 > .05$ )、およびフリック ( $p = .834 > .05$ ) の全てのジェスチャにおいて有意な差はなかった。したがって、これらのジェスチャは端末を見る見ないに関わらず、これらのジェスチャの試行時間は変わらないことが示唆された。

また、B2B-Swipe 16 通りのそれぞれの試行時間を示す (図 2.9)。B2B-Swipe を開始ベゼルおよび終了ベゼルが異なるもしくは同一なものに分け、試行時間を求めた。これを図 2.10 に示す。図 2.9 および図 2.10 のエラーバーは各ジェスチャにおいて成功した全試行の試行時間の標準偏差を表す。sighted 条件および eyes-free 条件において、前者は 298.0 ms (SD = 185.3), 274.9 ms (SD = 139.3) であり、後者は 446.9 ms (SD = 174.0), 436.6 ms (SD = 168.5) であった。よって、図 2.9 より、同じベゼルへの B2B-Swipe は異なるベゼルへの B2B-Swipe と比較すると、約 100 ms 長いことが分かる。

## アンケート

被験者に行った5段階リッカード尺度のアンケート結果をジェスチャごとに図 2.11 に示す。なお、アンケートの設問は次に示す通りである。

- 1) 本ジェスチャは簡単でしたか。
- 2) 本ジェスチャは正確さが必要でしたか。
- 3) 本ジェスチャに慣れるのは早かったですか。
- 4) 本ジェスチャは疲れましたか。
- 5) 本ジェスチャをスマートウォッチ操作で使いたいですか。
- 6) 本ジェスチャは見て行うものに対して見ずに行うことによって難しくなったと感じましたか。

Kruskal-Wallis 検定の結果, Q1 ( $p = .813 > .05$ ) および Q2 ( $p = .801 > .05$ ), Q3 ( $p = .392 > .05$ ), Q4 ( $p = .461 > .05$ ), Q5 ( $p = .418 > .05$ ), Q6 ( $p = .878 > .05$ ) の全ての設問においてジェスチャ間に有意な差はなかった。

### 2.4.6 考察

エラー率および試行時間において B2B-Swipe および Bezel Swipe 間に有意な差がないことから、B2B-Swipe は Bezel Swipe と同様な試行時間およびエラー率にて使用できることが示された。これは、ユーザが終了ベゼルまでスワイプを行うか否かを意識し使い分けることが可能であるためだと考えられる。

フリックが B2B-Swipe よりも有意に速い原因として、開始ベゼルおよび終了ベゼルが同一な B2B-Swipe (以降、同じベゼルへの B2B-Swipe) の試行時間が長いことが考えられる (図 2.10)。同じベゼルへの B2B-Swipe の試行時間が異なるベゼルへの B2B-Swipe よりも長い理由は、前者を行う際、ユーザは開始ベゼルとクロッシングした後、画面内にある指を U 字を描くように開始ベゼルへと方向転換させる必要があるためである。一方、後者のジェスチャの軌跡は一直線であるため試行時間が短いと考えられる。そのため、同じベゼルへの B2B-Swipe、異なるベゼルへの B2B-Swipe、およびフリックにおいてそれらの試行時間の平均に差があるかどうか調べるために、成功したジェスチャの試行時間を用いた、ジェスチャを因子とする Kruskal-Wallis 検定を行った。検定方法をノンパラメトリック検定である Kruskal-Wallis 検定にした理由は、検定に用いた試行時間に関するデータに正規性が認められなかったためである。Kruskal-Wallis 検定の結果、sighted 条件 ( $p = .002 < .05$ ) および eyes-free 条件 ( $p = .001 < .05$ ) において、有意な差が見られた。そのため、sighted 条件および eyes-free 条件においてそれぞれ Turkey 法による多重比較を行うと、フリック-同じベゼルへの B2B-Swipe 間 ( $p = .002 < .05$ ,  $p = .000 < .05$ ) に有意な差があり、フリック-異なるベゼルへの B2B-Swipe 間 ( $p = .121 > .05$ ,  $p = .155 > .05$ ) および同一なベゼルへの B2B-Swipe-異なるベゼルへの B2B-Swipe 間 ( $p = .472 > .05$ ,  $p = .155 > .05$ ) においては有意な差は見られなかった。よって、フリックが同じベゼルへの B2B-Swipe よりも有意に速

表 2.4: 各ジェスチャのスイープ距離

sighted 条件		
ジェスチャ	スイープ距離 (px)	試行時間 (ms)
異なるベゼルへの B2B-Swipe	71.4	298.0
同じベゼルへの B2B-Swipe	75.4	446.9
Bezel Swipe	50.0	318.7
フリック	53.6	162.8
eyes-free 条件		
ジェスチャ	スイープ距離 (px)	試行時間 (ms)
異なるベゼルへの B2B-Swipe	69.8	274.9
同じベゼルへの B2B-Swipe	72.6	436.6
Bezel Swipe	45.9	274.7
フリック	53.8	169.4

く、また異なるベゼルへの B2B-Swipe とは有意な差がないことが示された。したがって、同じベゼルへの B2B-Swipe の試行時間が遅いために、B2B-Swipe-フリック間の試行時間に有意な差が見られたと考えられる。

ジェスチャのスイープ距離-試行時間の関係について考察する。各ジェスチャの平均スイープ距離および試行時間を表 2.4 に示す。表 2.4 のスイープ距離および試行時間を各ジェスチャ間において比較したものを表 2.5, 2.6 に示す。まず、Bezel Swipe および異なるベゼルへの B2B-Swipe を比較すると、両条件においてスイープ距離の差は約 20 px であり、試行時間の差は sighted 条件のとき約 20 ms, eyes-free 条件のとき約 0 ms である。このことから、ベゼルの終端を指定することは試行時間およびスイープ距離に影響を与えないと考えられる。次に、2 種類の B2B-Swipe を比較すると、スイープ距離は、両条件において約 3 px 異なるが、試行時間は sighted 条件のとき約 150 ms, eyes-free 条件のとき、約 160 ms 異なる。これより、あるベゼルから異なるベゼルへのスイープと同じベゼルへ 2 度クロッシングさせるスイープはスイープ距離の差が小さいことが分かる。したがって、同じベゼルへの B2B-Swipe はスイープの方向転換を行うために試行時間が遅くなっていると考えられる。最後に、フリックとその他のジェスチャに関して考察する。フリックは Bezel Swipe とスイープ距離が両条件とも 10 px 以内とほぼ変わらないが、試行時間は sighted 条件, eyes-free 条件において、それぞれ 155.8 ms および 105.3 ms と大きく異なっている。これはジェスチャを行う際の初速が影響していると思われる。Bezel Swipe および B2B-Swipe では、最初にベゼルに触れるときスイープの速度が遅く、フリックは初速が速いためにその差が試行時間に現れたと考えられる。

各ジェスチャの誤判定について考察する。実験結果より、sighted 条件において B2B-Swipe が他の B2B-Swipe と分類されることがなかったこと (B2B-Swipe が他の B2B-Swipe と分類されたエラー率: 0%) および eyes-free 条件において B2B-Swipe が他の B2B-Swipe と分類されることが僅かだったこと (B2B-Swipe が他の B2B-Swipe と分類されたエラー率:  $0.6\% = 3 / (8 \text{ 被験者} \times 4 \text{ セッション} \times 16 \text{ ジェスチャ})$ ) より、タッチジェスチャとして B2B-Swipe のみを用いる場合、他の B2B-Swipe に誤判定されることが少なく行えることが示唆された。これは Bezel Swipe およびフリックに関しても同様のことが示唆された。Bezel Swipe は sighted

表 2.5: sighted 条件における各ジェスチャ間におけるスワイプ距離および試行時間の比較

ジェスチャ	sighted 条件		
	同じベゼルへの B2B-Swipe	Bezel Swipe	フリック
異なるベゼルへの B2B-Swipe	-3.9/-148.9 (px/ms)	21.4/-20.7	17.8/135.1
同じベゼルへの B2B-Swipe	-	25.3/128.2	21.7/284.1
Bezel Swipe	-	-	-3.6/155.8

表 2.6: eyes-free 条件における各ジェスチャ間におけるスワイプ距離および試行時間の比較

ジェスチャ	eyes-free 条件		
	同じベゼルへの B2B-Swipe	Bezel Swipe	フリック
異なるベゼルへの B2B-Swipe	-2.9/-161.6 (px/ms)	23.9/0.2	16.0/105.6
同じベゼルへの B2B-Swipe	-	26.8/161.9	18.8/267.2
Bezel Swipe	-	-	-7.9/105.3

条件において 1 回のみ他の Bezel Swipe に分類されたが、eyes-free 条件では分類されることはなかった。フリックについては両条件において他のフリックに分類されることはなかった。仮にどれかのジェスチャを 1 つのみ用いる場合、入力語彙を重視する場合においては B2B-Swipe を用いると、他と比べ 12 通り多くジェスチャを使い分けすることができる。

Bezel Swipe のエラー率について述べる。3 種類のジェスチャの内 Bezel Swipe のエラー率が高い理由は、開始ベゼルの推定が上手くできていないためである。実験データを分析すると、エラーと判定されていた 25 試行中 16 試行が、開始ベゼルの推定に失敗しジェスチャ開始時ベゼルとのクロッシングが検出されていなかった。これは、今回のベゼルとクロッシングしていたかを推定し選択していたことが原因と考えられる。この問題は、スマートウォッチのタッチ検出可能領域が画面の際までとなれば、クロッシングされたベゼルの推定せずともタッチ検出によって可能となるため、解決できると考える。この解決案により、B2B-Swipe のエラー率も改善されると考えられる。また、Bezel Swipe として行われたジェスチャの幾つかが B2B-Swipe に判定されていることもエラー率が高くなった原因と考えられる。エラーと判定された 25 試行中 8 試行が終了ベゼルまでスワイプし誤って終了ベゼルが選択されたために、B2B-Swipe と判定されていた。これらを補正した Bezel Swipe のエラー率を求めると、sighted 条件および eyes-free 条件においてそれぞれ 7.03%、6.25% となる。

3 種類のジェスチャがどのように共存可能であるか混同行列 (表 2.2, 2.3) を用いて考察する。混同行列より、Bezel Swipe と判定された B2B-Swipe は、同じ開始ベゼルをもちかつ同方向の Bezel Swipe に判定されていることが分かる。また、これは B2B-Swipe と判定された Bezel Swipe に対しても言える。例えば表 2.2 は 9 番の B2B-Swipe が 19 番の Bezel

Swipe に多く分類されていることを示している (12.5%, 4/32). また, 19 番は 9 番と多く判定されている (3.1%, 1/32). したがって, B2B-Swipe および Bezel Swipe を併用する場合, 互いに間違えやすいジェスチャに類似した機能 (例: 音量を 1 上げる, 3 上げる) を割り当てることにより, ユーザの予想とは大きくかけ離れた誤動作が発生することを防ぐことが可能である. B2B-Swipe およびフリックを併用する場合も同様である.

上記に加え, 被験者にスマートウォッチの使用経験がないにもかかわらずエラー率の標準偏差が他より小さい. このため, ユーザは B2B-Swipe を 3 種類のジェスチャの中では安定して行えることが示唆された. したがって, B2B-Swipe は誰でも行うことが可能であるタッチジェスチャであると言える.

## 2.5 議論および今後の課題

現在の B2B-Swipe の実装方法では, クロッシングされたベゼルをタッチイベントから推定している. ただし, モバイル端末において画面サイズは拡大する一方, ベゼルは狭くなる傾向にある. この結果, タッチ可能領域は拡大し端末の画面端付近までタッチ可能となっている. さらにはベゼルをタッチ可能とした端末も現れている (例: Samsung Galaxy Note Edge). これらのことから, 今後はより直接的にクロッシングされたベゼルを検出することが可能になると考えられる.

超小型端末には, スマートウォッチだけでなく小型のスマートフォン等も存在する. その中でも, スマートウォッチは手首に装着するという使用上の特徴を有するために, 端末を操作する際に端末自体が動くことが抑制されている. よって, 他の超小型端末に B2B-Swipe を用いる際には, 端末の固定が十分でない場合, 今回の実験にて示した精度よりも低くなると考えられる.

矩形の超小型端末において B2B-Swipe は 16 通りのジェスチャであるが, これらのジェスチャに割り当てられた機能を最初から全て記憶し使い分けることは困難である. 16 通りを  $4 \times 4$  通りと開始および終了ベゼルに分類し, 想起性を向上させることは可能であるが限界がある. そこで, B2B-Swipe の想起性を補うために, 現実装では, 開始ベゼルをクロッシングした後に指を止めると, その開始ベゼルに割り当てられた機能を表示している. 図 2.3 に示したアイコン, および図 2.4b に示した 0:05, 0:15 等の文字列が表示の例である. なおユーザは学習により機能を覚えると表示を必要としなくなる. このため, 今後はクロッシングする指の速度が閾値より速い場合にはこの表示を行わずに, ユーザの操作を妨げないように実装することを考えている. この閾値として適切な値を調査することは今後の課題である. また, B2B-Swipe を Bezel Swipe およびフリックと併用した際の想起性およびユーザへの負荷に関しては, 実際のアプリケーションを用いた評価実験を今後行う必要がある. さらに, これらの調査時に B2B-Swipe の語彙の選定に関しても B2B-Swipe の想起性との関係を考慮し, どのように選定を行えばよいか調査を行う予定である.

今回の実験において, 被験者には実験中スマートウォッチの操作を行う手の親指をスマートウォッチの側面もしくはベルトに触れるよう指示した. これは, 操作する指が操作対象に触れていることによって, 画面を見なくとも操作対象をある程度把握できるようにする意図があった. 今回の実験結果では, 条件間において 3 つのジェスチャに有意な差は見ら

れなかった。今後は操作対象に最初から指を触れているかどうかにより、精度に差が出るのか調査を行いたいと考えている。

また、今回行った評価では矩形の超小型端末のみを対象としたため、形状が異なる超小型端末上において B2B-Swipe を使用することが可能か検証する必要がある。超小型端末の形状には矩形のほかに円形が存在する。円形のスマートウォッチにおいてもベゼルを何分割かすることにより B2B-Swipe を行えるものと考えられる。ただし、ユーザが区別可能な B2B-Swipe を行うことができるベゼルの分割数については実験を行い検証する必要がある。

## 2.6 まとめ

超小型端末向けの新しいタッチジェスチャとして、ベゼルからベゼルへのスワイプジェスチャ Bezel to Bezel-Swipe (B2B-Swipe) を提案した。また、B2B-Swipe の特徴、操作としての長所、および具体的な実装方法について報告した。さらに、実験の結果として、エラー率および試行時間において B2B-Swipe および Bezel Swipe 間の性能に有意な差がないこと、および B2B-Swipe は画面を見なくとも見ている際と同等の性能にて行えることを示した。

今後はまず円形のスマートウォッチにおいても B2B-Swipe が使用可能であるか検証する計画である。可能であることが分かった場合には、円形の超小型端末上においてユーザが区別可能なベゼルの分割数を調査する計画である。

### 第3章 AudioTouch: アクティブ音響センシングを用いたマイクロジェスチャ認識手法

コンピュータのモバイル化とユビキタス化に伴い、マウスやキーボードが使用できない場合の補完的な入力手段の必要性がますます高まっている。タッチ入力によく利用される手法である一方、同時に課題もある。モバイル機器の小型化が進むにつれ、タッチスクリーンの面積はますます小さくなることに伴い、画面上のターゲットの大きさが小さくなり、表示されたコンテンツが指により遮られ見えない課題がある。この課題は、画面を必要としないスマート家電およびリモコン、および画面を有するスマートフォンおよびスマートサーモスタットを用いて離れた場所から操作する場面を考慮すると、より顕著なものとなる。

これらの変化するインタラクションに伴い発生した課題に対して、HCI 分野においてモバイルデバイスによるジェスチャ認識に基づくインタラクションに関する研究が行われてきた。例えば、端末の内蔵カメラ [SSP+14]、赤外線センサ [AST16, MMF17]、磁力センサ [HCY+16]、筋電図 [HZS+15, MMF+16, STM+09, Nor14]、電気インピーダンストモグラフィ [ZH15]、および超音波イメージング [MMFP17] を用いた研究がある。しかし、これらの手法はユーザへの多くの機器装着および環境への機器設置を必要とするため、手軽に用いることが難しい場合がある。加えて、これらの手法において用いるジェスチャはユーザが大きな手および手首の動きを必要とする。

本研究では、アクティブ生体音響センシングを用いた新たなマイクロジェスチャ認識手法である AudioTouch を提案する。AudioTouch は、例えば親指を他の指の関節に合わせる Thumb-to-Finger ジェスチャのような、親指および他の指の微小な差異に基づく多様なジェスチャを認識できる。本手法は、指輪型や手袋型のセンサと比較し、使用するセンサが少なく侵襲性が低い点が特徴である。具体的には、手の甲に圧電素子を2つのみ取り付け方式を用いる。これにより、手のひらおよび指にセンサ類の装着を必要とせず、手と他の物体とのインタラクションを妨げない特徴も有する。この特徴から、本手法は他の手法と比べ侵襲性が低い手法である。

次に、アクティブ音響センシングにより取得した信号が、多数のマイクロジェスチャを標準的な機械学習手法に基づき正確に識別するために十分な特徴を有することを示す。さらに、信号の特性を考慮すると非常に少ないサンプル数により、頑健な分類器を学習させることができる点についても示す。また、Pinch ジェスチャセットにおいて、指先の力の強弱からなる2段階のタッチ圧力を識別できることも示す。

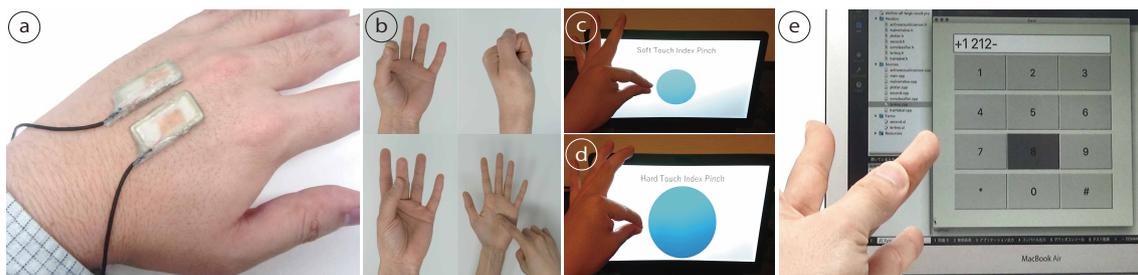


図 3.1: アクティブ生体音響センシングを用いた新たなマイクロジェスチャ認識手法 AudioTouch. (a) ユーザの指および手のひらへのセンサの装着を必要としない, アクティブ生体音響センシングに基づくマイクロジェスチャ認識手法 AudioTouch. (b) 指を用いる多様なジェスチャの微小な違いに基づくマイクロジェスチャを認識する. (c+d) 指にかかる力の認識も可能であり, インタラクション手法をさらに拡張する. (e) モバイル利用時における端末を用いない入力など, 魅力的なアプリケーションを実現する

### 3.1 関連研究

モバイル端末の爆発的な普及に伴い, 補完的な入力手法の必要性も著しく高まってきている. 本節では, ジェスチャ認識に適したセンシング手法を中心に, HCI 研究における入力認識の多様な側面から研究を述べる.

#### 3.1.1 入力に関する認識手法

##### カメラによるジェスチャ認識手法

RGB カメラもしくは深度カメラを用いて, ユーザの完全な 3 次元手形状の推定およびジェスチャ検出を行う研究が多く提案されている [HBW11, LEA12, SSP+14, SMO+17, TBC+16]. 例えば, LeapMotion [LEA12] は, 2 基の赤外線カメラと赤外線照射 LED を組み合わせ, 6 自由度の手形状を追跡する. Taylor ら [TBC+16] は, 深度カメラを用いたリアルタイムハンドトラッキングシステムを提案した. 初期化に識別機械学習モデル, 時間的トラッキングにエネルギー最小化処理を用いることを組み合わせる手法を提案した. Song ら [SSP+14] は, 市販のモバイル端末の RGB カメラのみを用いて, 静的な手形状を認識するデータ駆動型の手法を提案した. これらカメラに基づく手法は, 豊富な入力手段を提供する一方, 環境および身体にカメラを装着する場合, カメラの視野角の範囲内のみ認識が可能であるために, 自己および他の物体のオクルージョンによる認識不良およびユーザの動作が制限される場合がある.

##### 画像を用いないジェスチャ認識手法

画像に基づく手法が有する課題を踏まえて, 研究者は多数の代替的なセンシング手法を提案している. 例えば, 高周波信号 [LYW+16, LGK+16, WRS16], 静電容量 [SPH12], 熱 [GZZY17] を用いる手法がある. WiFinger [LYW+16] は, 既存の Wi-Fi 信号のチャネル状態情報を利用し, 粗いユーザインタラクションを検出するジェスチャ認識システムである. Soli [LGK+16] は, ジェスチャ認識に活用できるミリ波レーダである. このミリ波レーダに深

層学習を組み合わせ、11個の動的ジェスチャを認識できる手法も提案されている [WRS16]. Touché [SPH12] は、導電性オブジェクトへの触れた際の手形状を導電性オブジェクトの静電容量特性の差異に基づき認識する. Pyro [GZZY17] は、焦電型赤外線センシングを用いて、親指を用いた微小なジェスチャを認識する. これらの手法は、環境設置型センサもしくは多くのセンサの装着を必要とし、例えば手を波打つように動かすような手および手首を用いる大きな動きのジェスチャの検出を対象としている. これらに対し、AudioTouchは2つセンサのみ身体に装着すれば、きめ細かな手形状を豊富に認識することができる.

#### 指輪型およびデータグローブに基づくジェスチャ認識手法

オクルージョンの課題を回避するために、カメラ [CCH<sup>+</sup>15], ホール効果センサアレイ [HCY<sup>+</sup>16], およびリング型センサ [ZXW<sup>+</sup>18] を用いた手法が提案されている. サイバグローブは、拡張現実 (AR, Augmented Reality) およびバーチャルリアリティ (VR, Virtual Reality) 分野において、ユーザ入力を提供するために利用されている [Cyb09, DSD08, Neu15, WJJ<sup>+</sup>17, WZF18]. このような手法は、きめ細かいインタラクションを認識することができる一方、ユーザの指および手のひらを覆う必要があり、利用における課題も多い. これに対し、AudioTouchは手のひらおよび指をセンサにより覆う必要なく、手の甲に取り付けた2つの piezo 素子のみにて動作する形態を実現した.

#### 身体上における認識手法

環境に依存しないセンシングを実現するために、身体にセンサを装着する形態による手法が多数提案されている.

複数の研究がユーザの手首、腕、または肩に取り付けられた光学センサを利用したセンシング手法を提案した [HBW11, KHI<sup>+</sup>12, SMO<sup>+</sup>17, PVBH14]. しかし、このようなアプローチは環境設置型カメラと同様に、オクルージョンおよび照明条件の変化の影響を受けやすく、光学装置を利用するために機器の設置が必要となる.

手および指の動作に伴う骨、筋肉、手首、腕の動作によって生じる信号測定に基づくジェスチャ認識手法が研究されている. 例えば、センサとしては、赤外線センサ [AST16, MMF17], 静電容量およびインピーダンスセンサ [Rek01, ZH15, ZZLH16], 圧力センサ [DP14, BG17], IMU [LXH16, ZWW<sup>+</sup>17], EMG [HZS<sup>+</sup>15, MMF<sup>+</sup>16, STM<sup>+</sup>09, Nor14], あるいは超音波画像 [MMFP17] が用いられた手法が提案されている. これらの研究において提案手法と最も関連がある研究は、親指と指先を合わせるジェスチャなど、微小な動作に基づくマイクロジェスチャを認識しようとする手法である. Tomo [ZH15, ZXH16] は電気インピーダンストモグラフィを用いてユーザの手首内部の変化を計測し、粗いハンドジェスチャおよびピンチジェスチャを認識する手法である. 前腕に装着された EMG 電極を利用して少数のピンチジェスチャを認識する手法も提案されている [HZS<sup>+</sup>15, STM<sup>+</sup>09]. しかし、EMG を用いたセンシングには多くの電極の装着を必要とする. SensIR [MMF17] は送受信のペアからなる腕輪をユーザの手首に装着し、近赤外線センシングにより手首内部の変化を計測し、ピンチジェスチャを含む12のジェスチャを認識できるジェスチャ認識手法である. EchoFlex [MMFP17] は、超音波イメージングを利用し10個のハンドジェスチャを正確に認識できる一方、大型

かつ高価な超音波プローブをユーザの腕に装着する必要がある。ThumbSlide [AST16] は、手首に取り付けた赤外線センサアレイを用いて、ユーザの人差し指上をなぞるように動かす親指の動きを検出することができる。最後に、手の甲に装着されたフォトリフレクタアレイ [YFW<sup>+</sup>17] およびひずみゲージアレイ [LWH<sup>+</sup>15] を用いたジェスチャ認識手法も提案されている。AudioTouch も同様に、手の甲に装着されたセンサを活用しつつ、親指を他の指関節へ合わせるジェスチャ、および、親指の動きからなるジェスチャ、他の指による手のひらへのタッチからなるジェスチャセットを認識でき、加えて、ピンチジェスチャにおける指先の力の強弱の認識も可能とする豊富なジェスチャを認識することができる。また、これらのジェスチャを認識するために必要なセンサは手の甲に2つのセンサのみを貼り付ける最小限の装用のみという特徴を有する。

### 3.1.2 音響センシング

AudioTouch は、生体に対するアクティブ音響センシングを活用しており、音響センシングに関連する研究である。マイクのみを利用するパッシブな音響センシングを利用し、ジェスチャ認識 [DPPS07, HHN<sup>+</sup>17, HH08]、および身体上における入力認識手法 [HTM10]、物体識別に利用する研究が提案されている [HXH12]。マイクだけでなく、スピーカも利用するアクティブ音響センシングを用いて、プロトタイピング支援 [LBHH15, OST13, OST15]、および行動認識 [WTT17]、ジェスチャ認識 [MCT<sup>+</sup>13, YH16, KT16]、オブジェクト識別 [KEA<sup>+</sup>19, KEA20] を行う研究がある。The Sound of Touch [MCT<sup>+</sup>13] は、ユーザの腕上における指の位置を追跡し、腕を手によりつかむジェスチャを認識する手法である。また、横田ら [YH16] は手首に超音波発振器を装着し、手首および人差し指の指先にマイクを装着した形態において、腕への指の触れた位置を認識する手法を提案した。我々の知る限り、手の甲に貼り付けた2つの圧電センサのみを用いたアクティブ音響センシングによりマイクロジェスチャを認識する手法はこれまでに提案されていなかった。本手法の利用時の制約検証のために、ジェスチャ認識精度に及ぼすセンサの位置の影響について評価実験を実施し評価した。

### 3.1.3 力推定に関するセンシング手法

スマートフォンに内蔵されたセンサ [GWP12, HL11b, TLA<sup>+</sup>17] もしくは追加機器 [HL11a, HW12] を利用し、タッチスクリーン上における指による力を推定する方法がある。また、圧力センサを用いた指輪型ポインティング端末 [Kub22] および描画アプリケーションにおいて、スタイラスによりタッチスクリーンに加わる力をセンシングする手法も提案されている [HBW12]。AudioTouch は、直接的なセンシング機構を備えない形態ながらも、ジェスチャ認識の追加機能の1つとして、指先に加えた力の認識を行うことができる。指先に加えた力の認識を行えるという意味では、AudioTouch は力覚センサを備えた手袋を必要とする [WJJ<sup>+</sup>17] と類似するが、AudioTouch は指を覆わずにセンシングすることができる。

## 3.2 実装

本手法の目的は、モバイルおよび制約のない環境でのインタラクションを可能にするために、ユーザへの過剰なセンサの装着を必要とせずに、微小なマイクロジェスチャを認識することである。先行研究では、歪みゲージもしくはフォトリフレクタの大きなセンサアレイ [LGK<sup>+</sup>16, LWH<sup>+</sup>15] を用いて、手形状を認識できることが示されている。また、ユーザがオブジェクトに触れた際、オブジェクト表面に取り付けられたスピーカによって誘発される定在波パターンが変わり、オブジェクトの触れ方を認識できることも示されている [OST13]。我々はこれらの先行研究を基に拡張し、手の甲に装着した振動スピーカおよび振動マイクとして圧電素子を活用し、手の共振特性の違いに基づくマイクロジェスチャ認識できることを示した。本アプローチにより、手の動作に伴う変化が小さくとも、豊富な種類の片手ジェスチャを識別できることを実験的に示した。AudioTouch は非常に検出性能が高く、4つの異なる指を用いるピンチジェスチャにおいて、柔らかく押すもしくは強く押すかの2段階の力の強弱を識別することさえ可能である。

### 3.2.1 センシング原理

AudioTouch のセンシング原理は、アクティブ生体音響センシングを基にしている。AudioTouch の核となるアイデアは、音響波の媒体となる手の形状および骨、筋肉の配置が、手形状毎に変化するという点にある。一般的に、全ての物体は形状および材質、境界条件に依存した独自の共振特性を有する [OST13]。先行研究 [OST13] は、物体の境界条件に着目し、物体がどのように触れているかを認識することができる手法を提案している。これは物体が触れられると境界条件が変化し、物体の共振特性が変化することを利用して、この共振特性の変化は物体を振動させその周波数特性を得ることにより、計測することができる。

しかし、AudioTouch はオブジェクトとなる手の内部構造を含む手自体の形状変化に着目して、ユーザが指を動かすと、これに伴って内部の骨および筋肉も動き、手の共振特性も変化する。この変化は、異なる共振スペクトルとして観測することができる。これを基に、AudioTouch は共振スペクトルの差異を観察することにより、ジェスチャを認識できる。具体的には、手の甲に取り付けた一方のピエゾ素子から手表面および手内部に超音波を照射し、もう一方のピエゾ素子により周波数応答を取得する。AudioTouch は、この得られた周波数応答から共振スペクトルを求め、共振スペクトルを用いた教師あり機械学習によりジェスチャを認識する。

### 3.2.2 ハードウェア

プロトタイプは、ピエゾ素子を用いたマイクおよびスピーカ、およびオーディオインタフェース、信号処理および機械学習に基づくマイクロジェスチャ認識のためのソフトウェアが動作するノートパソコンにより構成される。AudioTouch の侵襲性が低いことを示すために、図 3.3 にプロトタイプを示す。ピエゾマイクおよびスピーカとして、市販の両面型ピエゾ素子 (THRIVE K2512BP1, 25 × 12 × 0.23 mm) を用いた。スピーカにおいて発生させた

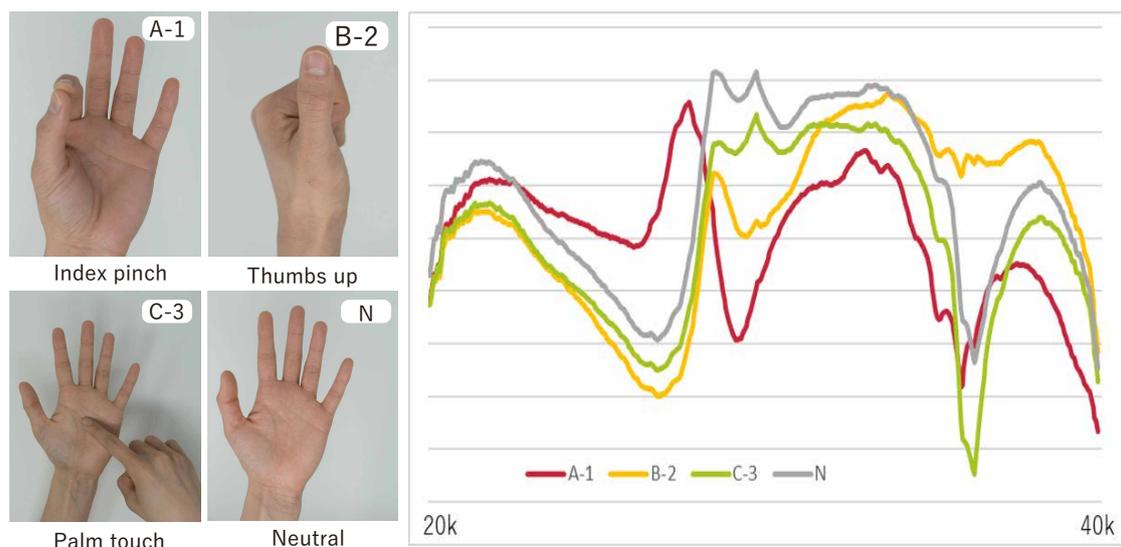


図 3.2: 手形状における共振スペクトルの例. 手の内部形状を含む形状の違いが, 音響的共振スペクトルの違いとして観測できる

振動が手表面および内部を伝わり, マイクにより伝搬により減衰した信号を振動として受信する. ピエゾ素子にはアクリル板およびホットグルを取り付け, 壊れにくい構造とした.

ピエゾ素子はユーザの手の甲に両面テープにより貼り付ける. この方法による装着は, ピエゾ素子に外力が加わらないために採用した. 両面テープには, 低アレルギー性かつ肌に優しい材料からなる医療用両面テープ (3M, #2477P 皮膚貼付用両面粘着テープ) を使用し, 皮膚に安全に装着できるものとした. ピエゾ素子からの信号はオーディオインターフェース (Steinberg UR44) を介して増幅され, かつオーディオインターフェースを介しノートパソコン (Apple MacBook Pro, CPU: Intel Core i7 3.5 GHz, RAM: 16GB) に接続した.

### 3.2.3 ソフトウェア

ソフトウェアは, スイープ信号発生器, 振動応答解析器, 機械学習に基づくジェスチャ認識エンジンにより構成される. 音響信号はBASS オーディオライブラリを介して扱った.

スイープ信号発生器は, 20–40 kHz の正弦波スイープ信号が出力される. スイープ信号は 20 ms 間に単調増加し, これを繰り返す. すなわち, スイープ時間は 20 ms である. また, 信号のサンプリングレートは 96 kHz である. この周波数帯域は先行研究 [OST13] を基に決定した. この超音波帯域は人間の耳に聞こえないために, ユーザへ注意を与えずにセンシングを行える.

振動応答解析器は音響信号を時間領域から周波数領域のデータに変換するソフトウェアである. このモジュールでは, 音響信号を 96 kHz にてサンプリングする. 初めに, 4096 サンプルデータを用いて 0–48 kHz の周波数領域のデータを高速フーリエ変換にて計算し, 2048 個の周波数領域のデータを取得する. 次に, この値から 20–40 kHz の値を抽出し, 認識器に有効な値 (極端に小さい値の使用を避ける) を取得するためにピーク検出アルゴリズムを用いて 400 個の値からなる特徴ベクトルを構築する. この特徴ベクトルを用いて学習モデル

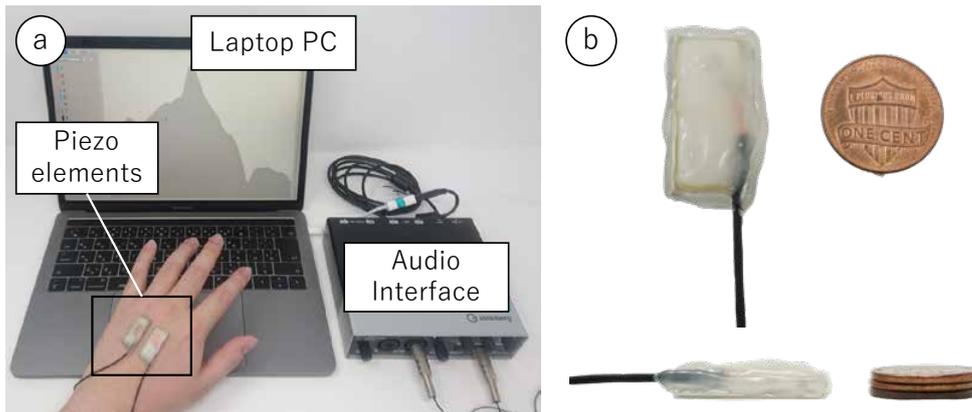


図 3.3: システム概要および piezo 素子. (a) AudioTouch は piezo 素子製マイクおよびスピーカ, オーディオインターフェース, ノートパソコンにより構成される. (b) piezo 素子 (25 × 12 × 6 mm) には, アクリル板およびホットボンドが取り付けられている

を構築し, 構築したモデルに取得した特徴ベクトルを逐次に入力することにより, ジェスチャ認識を行う. ジェスチャ認識後, 再度上記の処理を行う.

この特徴ベクトルを入力とし, 認識器は標準的な機械学習アルゴリズムサポートベクターマシン(SVM)を用いて, リアルタイムに異なるジェスチャを認識する. 認識エンジンは 20 ms 毎にジェスチャの認識を不連続に行う. SVM は WEKA Machine Learning Toolkit [HFH<sup>+</sup>09] のアルゴリズムを利用し, 認識器のパラメータはデフォルトの値を設定した. また, 認識器は逐次最小最適化アルゴリズムを用いて学習した.

### 3.3 ジェスチャ認識性能評価実験

マイクロジェスチャおよびタッチ圧力の認識精度, システムの実現性を評価するために, 4 つの評価実験を実施した. 実験として, マイクロジェスチャ認識精度評価実験 (実験 1), 2 段階のタッチ圧力識別性能評価実験 (実験 2), センサ再貼り付け時の認識精度の頑健性評価実験 (実験 3), 手の甲上のセンサ位置のジェスチャ認識精度への影響評価実験 (実験 4) の 4 つを実施した.

#### 3.3.1 実験協力者

本実験では, 21–24 歳 (SD = 1.17) の 11 名 (男性 10 名, 女性 1 名, P1–P11) の実験参加者が参加した. この 11 名は実験 1 に参加し, 続いて疲労の影響を少なくするためにこの 11 名をランダムに分割し, 実験 2 に 8 名 (全員男性) および実験 3 に 3 名 (男性 2 名, 女性 1 名) 参加してもらった. また, 実験 4 では実験 1–3 の実験者参加者とは異なる 21–25 歳 (SD = 1.23) の 10 名 (全員男性, R1–R10) からなる実験参加者に参加してもらった.

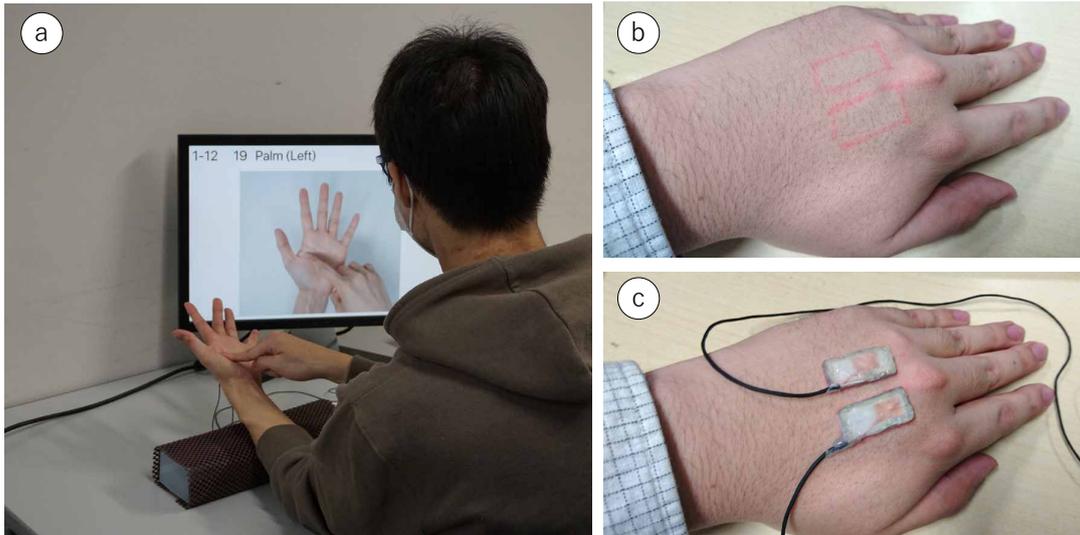


図 3.4: 実験中の様子. (a) 実験中, 実験参加者は左肘を机の上, 左手首を肘掛の上に配置し実験を大なってもらった. (b, c) AudioTouch の再現性調査のため, 実験参加者に 2 つの piezoelectric 素子の位置に印 (手の甲上の 2 つの赤い長方形) を描いてもらった様子

### 3.3.2 実験手順

まず参加者には, piezoelectric 素子を左手の甲に装着してもらった. piezoelectric 素子の場所は, 中手骨 (MCP) 関節から 10 mm とした. この設定は, 先行研究 [LWH<sup>+</sup>15] の結果に従い選択した. また, piezoelectric 素子間の距離は, 実験的に求め 10 mm とし, 中指の伸筋腱が 2 つの素子の中心となるようにした. 実験中, 実験参加者は左肘を机の上, 前腕を肘掛けの上に置き, 疲れにくい姿勢をとり実験を行ってもらった (図 3.4a). 実験は被験者の前にあるモニタに指示である手形状の写真を表示し, 実験参加者が指示した手形状を行ってもらった. この指示提示の順番はランダムとした. 実験中, Thumb ジェスチャセットを行う際, 手のひらを机に対して垂直にするように指示した. また, Thumb-to-Finger ジェスチャセットおよび Palm-touch ジェスチャセットを行う際は, 手のひらを机と平行にするよう指示した. 提示された手形状を行い維持しながら足元のフットペダルを押してもらうことを 1 試行とし, 実験を行ってもらった. フットペダル押下後, 各ジェスチャのデータ収集を行った. 取得する振動応答は時間的なばらつきが小さいため, この影響を抑制するために 1 試行 20 サンプル (長さ 400 の特徴ベクトルを 20 回) のデータを取得した. 次の試行はフットペダル押下 4 秒後に開始する設定とした.

## 3.4 実験 1: マイクロジェスチャ認識精度評価

AudioTouch のマイクロジェスチャ認識精度を評価するために, Thumb-to-Finger, Thumb, および Palm-Touch ジェスチャセットからなる 3 つのジェスチャセットを用いて評価実験を実施した. 認識精度は各ジェスチャセットおよび 3 つのジェスチャセットすべてのジェスチャを合わせた計 24 ジェスチャの認識精度をそれぞれ求めた. また, 評価時にジェスチャとしてインタラクションがない状態であるニュートラル状態を追加した.

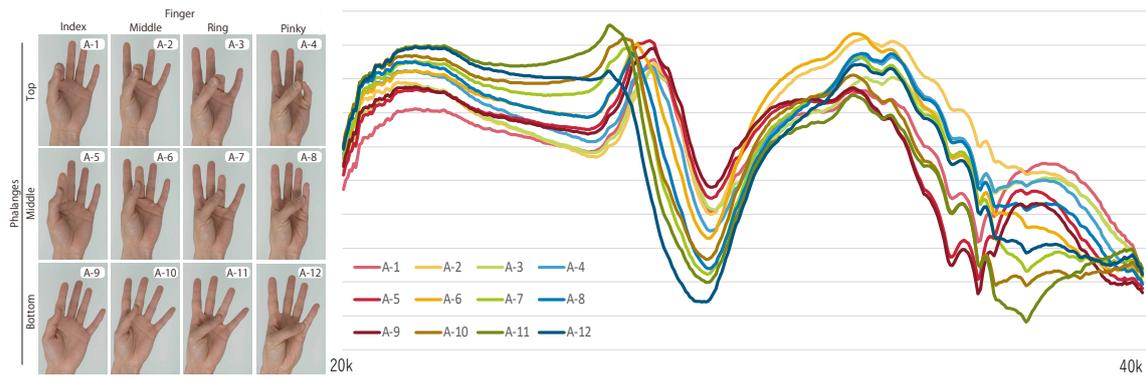


図 3.5: Thumb-to-finger ジェスチャセットおよびこれらジェスチャの生体音響特性の例. Thumb-to-finger ジェスチャは親指が各指の各指骨に触れるように行うジェスチャである

### 3.4.1 実験手順

3つのジェスチャセットのジェスチャおよびニュートラル状態からなる全ジェスチャの指示順序をランダムとし、指示に従い実験参加者に合計10セッション行わせた。各セッションにおいて、実験参加者は計24個のジェスチャを各1回ずつ行った。各セッション終了後、セッション間に少なくとも1分以上の休憩をとってもらった。この実験において、合計52,800サンプル取得した(11名×10セッション×24ジェスチャ×20サンプル)。

### 3.4.2 結果

参加者毎に平均認識精度を求めるために、leave-one-session-out cross-validation (LOOCV)を行った。結果、Thumb-to-Finger, Thumb, および Palm-Touch ジェスチャセットの平均認識精度はそれぞれ、87.1% (SD = 11.3), 82.9% (SD = 13.5), and 89.3% (SD = 13.8)であった。また、全てのジェスチャに対して同時に認識器を学習させた場合、平均認識精度は84.4% (SD = 10.9)を達成した。

## 3.5 実験2：タッチ圧力認識評価実験

実験1において対象とした複数のマイクロジェスチャに加え、指同士が軽く触れた場合および強く押し付けられた場合では、手の甲にかかる張力が変化することを観察した。この違いが意味のある異なるジェスチャ(同じ手形状であっても発揮している力によって異なるジェスチャとして区別できること)として利用できるかどうかを評価するために、この可能性および限界を示す、タッチ圧力認識精度評価を行う追加のユーザ実験を実施した。実験1と同様に Thumb-to-Finger ジェスチャセットのジェスチャを行ってもらった際、2段階のタッチ力(ソフトとハード)にてジェスチャを行ってもらい、AudioTouchのタッチ力認識精度を評価した。すなわち、25個のジェスチャ(A-1-A-12のジェスチャ(図3.5)×2段階+ニュートラル状態)を用いて認識精度を調査した。また、収集したデータを用いてこのジェスチャセットから特定の指の関節である末節、および中節、基節に限定した場合の認識

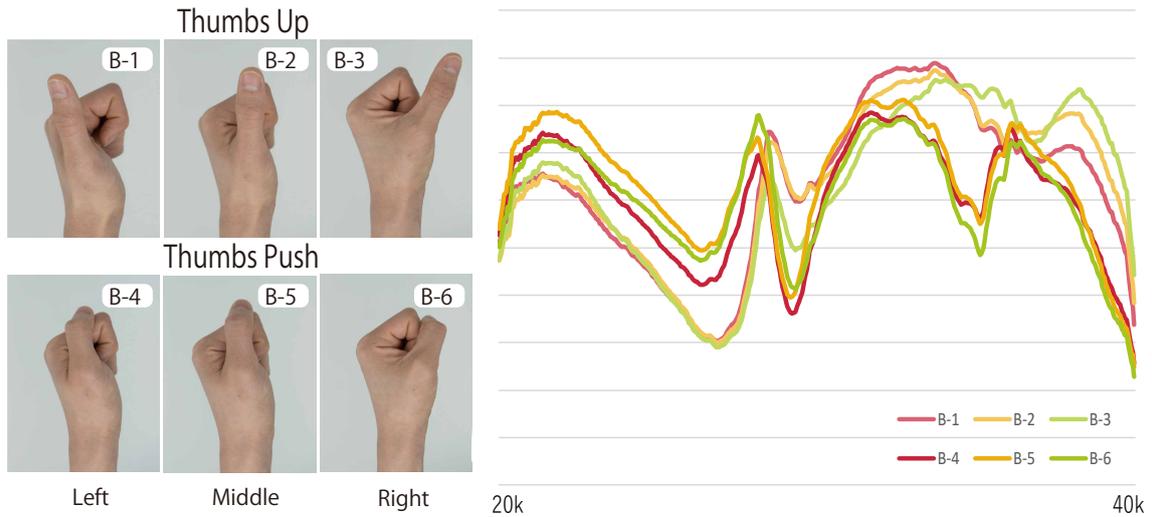


図 3.6: Thumb ジェスチャおよびこれらジェスチャの生体音響特性の例

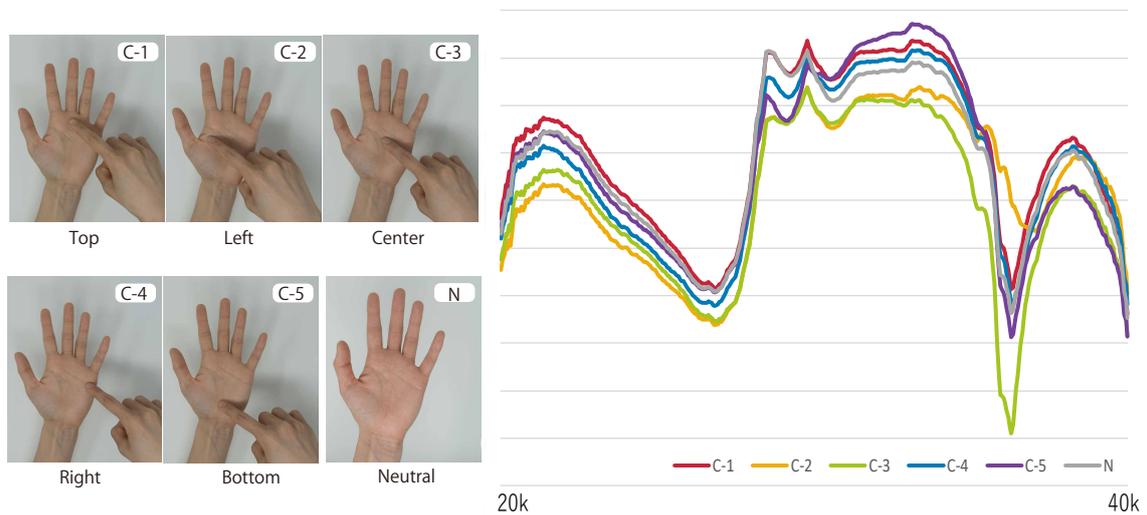


図 3.7: Palm-touch ジェスチャセットおよびこれらジェスチャの生体音響特性の例

精度も評価し、詳細に分析した。すなわち、親指および末節 (A-1-A-4  $\times$  2 levels + ニュートラル状態), および親指および中節のジェスチャ (A-5-A-8  $\times$  2 levels + ニュートラル状態), 親指および基節 (A-9-A-12  $\times$  2 levels + ニュートラル状態) の 3 つのジェスチャセットについても分析を行った。

### 3.5.1 実験手順

ジェスチャの提示順をランダムにし、合計 10 セッション実施してもらった。各セッションでは、25 個のジェスチャを各 1 回ずつ実施した。力加減については、指は軽く触れる程度および強く押し付ける程度の 2 段階として区別し行うよう指示した。また、各セッションの間には 1 分以上の休憩をとってもらった。本実験において取得したデータは合計 40,000 サンプル (8 名  $\times$  10 セッション  $\times$  25 ジェスチャ  $\times$  20 サンプル) であった。

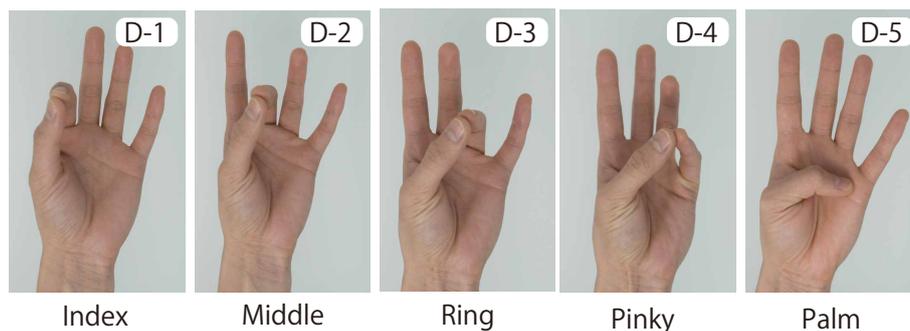


図 3.8: ピンチジェスチャセット

### 3.5.2 結果

被験者ごとに LOOCV を行い、認識精度を求めた。結果、Thumb-to-Finger、および親指および末節、親指および中節、親指および基節ジェスチャセットの平均認識精度はそれぞれ、74.8% (SD = 14.2), 78.2% (SD = 15.7), 85.0% (SD = 13.0), and 85.5% (SD = 13.2) を達成した。よって、中節および基節を用いる Thumb-to-Finger ジェスチャセットにおいて、2段階のタッチ圧力をそれぞれ 85.0%と 85.5%の認識精度にて認識できることが示された。実験2の目的は AudioTouch のさらなる可能性および限界を探索することであった。そのため、Thumb-to-Finger ジェスチャセット (25 個) においては、2段階のタッチ圧力を認識することは困難な可能性があるか、ジェスチャ数を限定すればある程度の精度にてタッチ圧力も区別し認識できることが示された。

## 3.6 実験3: センサ再装着時の再現性に関する評価

多くのウェアラブル型ジェスチャ認識手法における共通的な制約として、使用時ユーザの身体に装着するたびに認識器を較正し、再トレーニングする必要がある場合がある点である。AudioTouch は piezo 素子の再装着の影響を過度に受けないかどうか、再装着前後の異なるセッションのデータを用いて、再現性を評価する実験を実施した。評価のために使用したジェスチャセットはピンチジェスチャセット (図 3.8) を用いた。

### 3.6.1 実験手順

初めに、図 3.4b, c に示すように、2つの piezo 素子の位置を粗くマーキングしてもらった。ピンチジェスチャセットを1セッションにつき各1回行うよう被験者に求め、計10セッション行ってもらった。その後これらの素子を一旦手の甲から外し、約1-3分後の短時間経過後に再び piezo 素子を貼り付けるよう指示した。これを1ラウンドとし、これを合計5ラウンド行った。1ラウンド実施後に1分以上の休憩および piezo 素子の取り外しおよび再装着を指示した。また、このときのジェスチャ提示の順序はランダムとした。本実験において取得した合計サンプル数は 18,000 サンプル (3名 × 5ラウンド × 10セッション × 6ジェスチャ × 20サンプル) であった。

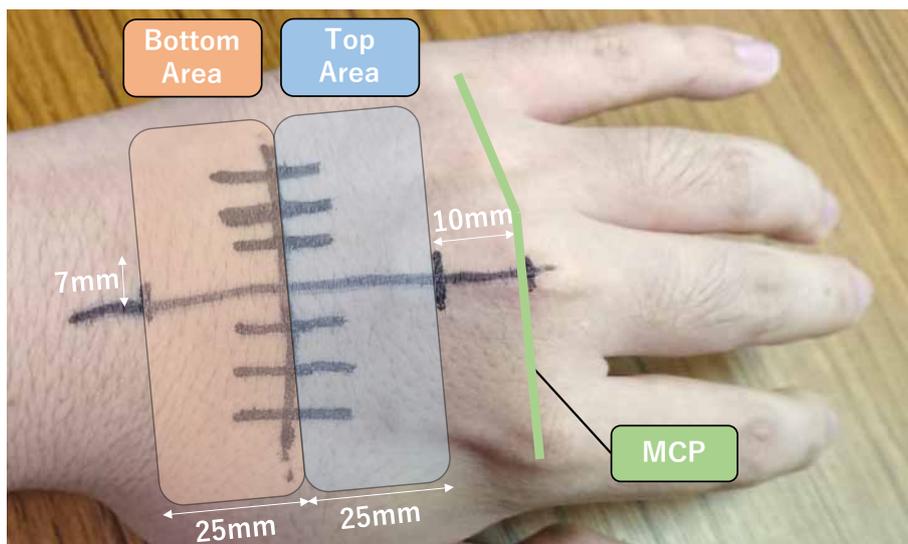


図 3.9: 実験 4 に利用した手の甲上に描かれた補助線

### 3.6.2 結果

結果, ピンチジェスチャセットに対し, 実験参加者における平均認識精度は 76.2% (SD=8.8) であった. この結果は, ピエゾ素子が誤って手の甲から外れたとしても, ほぼ同じ位置に再装着できれば再度ジェスチャを認識できる可能性があることを示唆された. センサを正確に再装着することは, 多くの先行研究および本実験でも想定されており, センサの位置ずれがジェスチャの再現性に与える影響についての網羅的な検討は今後の課題とする.

## 3.7 実験 4: センサ貼り付け位置によるジェスチャ認識精度への影響調査

実験 1-3 では, 実験的に試行錯誤し決定した特定のセンサ位置 (MCP 関節から 10 mm, 2つのピエゾ素子間距離が 10 mm の位置) をピエゾ素子の貼り付け位置として利用した. しかし, 他のセンサ位置を利用したい場合に AudioTouch のジェスチャ認識精度が向上する可能性がある.

センサ位置がジェスチャ認識精度に与える影響を系統的に調査するため, 図 3.9 および 3.10 に示す 10 カ所 (L1-L10) のセンサ位置を用いて, ピンチジェスチャセット (図 3.8) を用いて, センサ位置ごとのジェスチャ認識精度を求めた. L1-L6 では, 中指の伸筋腱が 2つのピエゾ素子の中心線として機能するよう配置した. 本実験では, ピエゾ素子間の距離として 14, および 28, 42mm を用いた. これは, 幅 12 mm のピエゾ素子と貼り付け位置が重複しないためにピエゾ素子より大きい  $7\text{mm} \times 2 = 14\text{mm}$  間隔とした (図 3.9). L7-L10 においては, 手の甲の左側もしくは右側にのみ 2つのピエゾ素子を貼り付ける配置とし, それぞれ上下の 2 パターンある配置とした. 貼り付け位置の上側は中指の MCP 関節から 10.0 mm, 下側は 35.0 mm の距離とした. 下側の距離はピエゾ素子の高さである 25 mm に 10 mm を加えた距離とした. これらの配置は, MCP 関節および手首の影響を受けない上下 2つの領域について調査した.

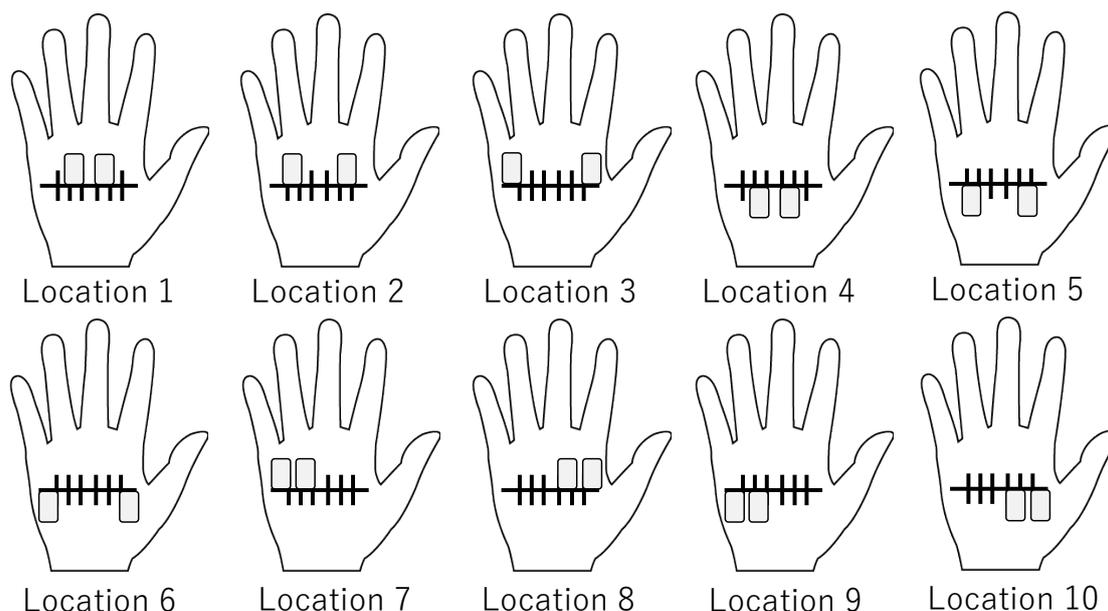


図 3.10: 調査した手の甲上の Piezoelectric 素子位置

### 3.7.1 実験手順

実験参加者に 10 カ所のセンサ位置に図 3.9 のように印を付けてもらい、各センサ位置において各 10 セッションデータ取得を実施してもらった。ピンチジェスチャセット (図 3.8) の提示順はランダムとし、各ジェスチャを 1 度ずつ行うことを 1 セッションとした。10 セッション終了後、Piezoelectric 素子を取り外し、指示された次のセンサ位置に再装着してもらった。これを 1 ラウンドとした。本実験は条件が多いため、場所の順序としてラテン包絡法 (例:  $O_{R1} = \{L_1, L_2, \dots, L_{10}\}$ ,  $O_{Rn} = \{L_n, L_{n+1}, \dots, L_{10}, L_1, \dots, L_{n-1}\}$ ) を用いて、順序効果の影響がない実験設計とした。各実験参加者は、それぞれ 1 ラウンド 10 セッションからなる 1 ラウンドを合計 10 ラウンド実施した。1 ラウンド終了ごとに 1 分以上の休憩を取得してもらい、Piezoelectric 素子を取り外して再装着してもらった。本実験により取得したサンプル数は 120,000 サンプル (10 名  $\times$  10 カ所  $\times$  10 セッション  $\times$  6 ジェスチャ  $\times$  20 サンプル) であった。

### 3.7.2 結果

ジェスチャ認識精度は各センサ位置において各被験者について LOOCV を用いて求め、参加者全体の精度を平均化し各センサ位置におけるジェスチャ平均認識精度を求めた。この結果を図 3.11 に示す。センサ位置間のジェスチャ認識精度を比較するために、一元配置分散分析を行った。結果、場所によってジェスチャ認識精度に有意な差があることが示された ( $F(9, 90) = 1.99$ ,  $p = .049 < .05$ )。続いて、Tukey's HSD 検定による多重比較を行った結果、L3 における認識精度 (96.6%) が L9 の認識精度 (90.6%) よりも有意に高いことが示された。

実験の結果、L1-L8 においては約 95% の認識精度を示した。しかし、L9 および L10 の認識精度はそれぞれ 90.6% および 91.8% の約 90% の認識精度であった。よって、L9 (下部、左右片側のみ) は手の甲上におけるセンサ貼り付け位置として適当でない可能性が考えられ

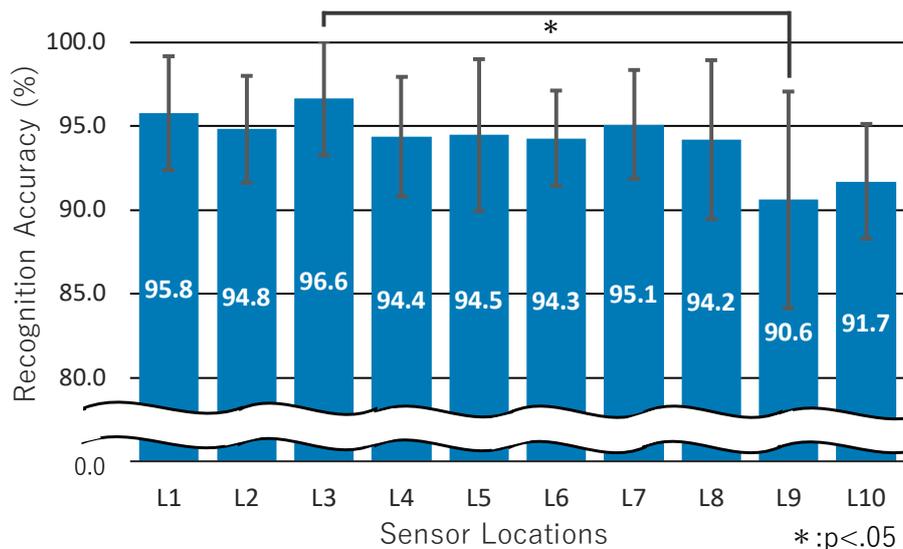


図 3.11: 各ピエゾ素子位置におけるピンチジェスチャ平均認識精度. エラーバーは参加者間における認識精度の標準偏差を意味する

る. また, L10 についても L1-L9 間の認識精度に有意な差はなかったが, L10 もセンサの貼り付け位置として適さない可能性があることが実験結果より考えられる.

### 3.8 議論および考察

#### 3.8.1 正確性および認識精度

実験1において, 各マイクロジェスチャに対して, 手の向き (平行か垂直か) を指示し行ってもらった. すなわち, 実験1では, 手の向きを変えてマイクロジェスチャを行っている. 手首の回転によっても周波数スペクトルは変化するため, ジェスチャセット間において手の向きが異なることは認識精度に影響を与える可能性がある. よって, 手の向きがマイクロジェスチャの認識精度に与える影響については, さらなる調査が必要である.

実験1において用いたジェスチャセット認識精度は89.3%となり, この認識精度は全てのジェスチャセットにおいて比較的低いままであった. この結果に関するさらなる分析を行うために, 全てのジェスチャセットに関する混同行列を求めた (図 3.12 左図). 図 3.12 左図より, Thumb-to-Finger ジェスチャセットの内小指を含むマイクロジェスチャ (A-4, A-8, A-12) は, 他のジェスチャと混同する傾向があることが示唆された. 小指を用いるこれらのジェスチャは他の指を用いる場合と比較し, 人差し指 87.8%, および中指 89.4%, 薬指 85.0%, 小指 78.3%と, 4本指の内最も低い認識精度であった. よって, この影響を評価するために一度小指のジェスチャを除いた場合のジェスチャ認識精度を再度求めた. 結果, 小指を用いるジェスチャを除いた10個のジェスチャからなる Thumb-to-Finger ジェスチャセットの認識精度は92.1%を達成した. また, この3つのマイクロジェスチャを除いた場合における, 全ジェスチャに対する認識精度も求めた. 結果, 21個のマイクロジェスチャについて86.6%の精度にて認識できることを示した (図 3.12 右図).

		Predicted Gestures																							
		A-1	A-2	A-3	A-4	A-5	A-6	A-7	A-8	A-9	A-10	A-11	B-1	B-2	B-3	B-4	B-5	B-6	B-7	B-8	C-1	C-2	C-3	C-4	N
Actual Gestures	A-1	2.6	5.0		6.9																				
	A-2	2.6	4.9	5.9	3.6																				
	A-3	7.6	8.6	10.4	2.6																				
	A-4	4.1	4.4	9.7		2.5		1.1																	
	A-5	1.0				0.3		4.0																	
	A-6	0.1	0.6	1.6	94.6	0.6	0.8	0.1	0.8																
	A-7		4.9	1.1	2.3	98.6	5.4		6.9	1.3															
	A-8	1.1	3.5	8.0		1.4	6.8		0.1	17.0															
	A-9	0.1	0.1		3.6	0.1		0.5	0.1	0.1															
	A-10	0.5			1.9	2.5		4.0		0.5	0.1	0.1													
	A-11							4.0		2.4	94.6	2.0													
	A-12									0.1	93.1														
	B-1																								
	B-2																								
B-3	2.5																								
B-4																									
B-5	0.1																								
B-6	1.8																								
C-1																									
C-2																									
C-3																									
C-4	0.9																								
N																									

		Predicted Gestures																							
		A-1	A-2	A-3	A-4	A-5	A-6	A-7	A-8	A-9	A-10	A-11	B-1	B-2	B-3	B-4	B-5	B-6	B-7	B-8	C-1	C-2	C-3	C-4	N
Actual Gestures	A-1	2.9	1.1	2.3	7.5	1.0	0.9	0.8																	
	A-2	4.2	98.6	2.8	0.2	2.3	0.9	0.1																	
	A-3	3.5	5.3	9.6																					
	A-4	0.1	1.0	1.2	94.3	0.1		2.4	0.5																
	A-5	0.4	2.4	0.2	95.9	1.4	0.05	1.1																	
	A-6	0.7	0.1	3.0		2.6	99.4		0.2	3.9															
	A-7	0.2	0.05	0.05	2.4	0.09	98.6	0.2	0.09	0.05	0.05														
	A-8	0.2	0.9	0.2	0.8	0.9	0.05	1.0	0.5	1.6															
	A-9	0.9	0.9	0.9		2.3		0.9	95.9																
	A-10	0.9	0.9	0.9																					
	A-11	1.8	1.8			0.7	0.2																		
	A-12	0.9	1.9			0.2	0.8																		
	B-1	0.9	0.9	0.9	0.2	1.9	0.9																		
	B-2	0.9	1.9																						
B-3	0.9	1.9																							
B-4	0.9	1.9																							
B-5	0.9	1.9																							
B-6	0.9	1.9																							
B-7	0.9	1.9																							
B-8	0.9	1.9																							
C-1																									
C-2																									
C-3																									
C-4	0.3	0.3																							
N																									

図 3.12: 実験1におけるマイクロジェスチャ認識精度の混同行列. 左図: 全ジェスチャ, 右: Thumb-to-Finger ジェスチャセットの小指を用いるジェスチャを除いた全ジェスチャの認識精度に関する混同行列

AudioTouch のジェスチャ認識精度と先行研究の認識精度を比較すると、ユーザの手首に 32 個の電極を用いる Tomo [ZXH16] は、5 つのピンチジェスチャの認識精度が 94.3%であった。これに対し、AudioTouch は 10 個のマイクロジェスチャからなる Thumb-to-Finger ジェスチャの認識精度は 92.1%であった。

### 3.8.2 他のセンサ位置における認識

手の甲および手首の 1 カ所（手首外側）におけるジェスチャ認識精度を比較する予備実験を 4 名の実験参加者に対して行った。ジェスチャとしては図 3.7 および 3.8 のピンチジェスチャセットおよびニュートラル状態からなる 6 つのジェスチャを用いた。結果、ジェスチャ平均認識精度は手の甲の場合 93.1%、手首の場合 82.4%であった。対応のある t 検定をこれらの結果に対して行くと、手の甲の精度が有意に高いことが示された ( $p = .003 < .05$ )。この予備実験は、手の甲および手首の 1 カ所における認識精度の比較ではあったが、実験結果よりセンサ貼り付け位置が手首とすると、多様な指ジェスチャの小さな違いを認識することが困難であるかもしれない結果が示唆された。よって、手首よりも手の甲をセンサ位置として用いると、より微小なマイクロジェスチャを認識可能とする結果が示唆された。

### 3.8.3 制約

AudioTouch は、常に利用可能なウェアラブルインタラクションのための有望かつ興味深い方向性を提示する研究であると信じている一方、制約がないわけではない。もちろん、セットアップをさらに小型化し、認識に関する堅牢性および精度を向上させるためにはさらなるシステムの改良が必要と思われる。AudioTouch は、現時点において他のユーザのデータを用いる場合正確に認識することは困難であるため、ユーザごとにデータを学習させる必要がある。これは、ユーザの体型および肌質、ジェスチャの性能に大きな違いがあることを考慮すると、通常の制約と考える。これらの課題は高度な機械学習手法によって将来的に改善できると考えているが、この課題に完全に対処することは、この最初の調査ではなく追加の調査の範囲であると考えられる。

外部から加わる圧力によって、 piezo素子を用いたマイクが拾う振動パターンは変化する。そのため、貼り付け型ではなくバンド型の実装とすると認識精度へ影響を与えることが考えられる。しかし、認識器の再学習およびこれらを考慮したセンサ設計により、これら課題の軽減は可能であると考えられる。また、重量物および能動的に振動する物体を把持した場合に、ジェスチャ認識精度に影響があるかどうかについては調査していない。

ウェアラブル端末におけるジェスチャ認識手法は、一般的に耐環境性が重要視される。継続的に振動が発生するような状況において AudioTouch を利用する場合、このような環境要因を検出するセンシング手法（例：ライフログ用途に用いられる加速度センサを用いた手法）を用いて、ノイズフロアレベルを分類し、その後認識器を調整することにより、環境要因影響を低減することが考えられる。しかし、AudioTouch は、カメラを用いる場合に発生する外光および視野角の制限の課題、およびグローブを用いる場合に発生する手を完全に覆う必要がある課題について、これら課題に関する制約は受けない利点を有する。

### 3.8.4 受容性

現在の Proof-of-Concept (PoC) の実装では、大型の piezo素子と自作の貼り付け機構を使用しているため、マイクロジェスチャの認識が不得手なプレスレット型センサよりも高い侵襲性がある。しかし、piezo素子自体は非常に薄い (0.23 mm) ため、DuoSkin [KHR<sup>+</sup>16] のようなタトゥー状のパッチとできる可能性もあると考えられるため、将来的に小型化は可能だと考えている。また、piezo素子には柔軟なものもあり、配線についても柔軟かつ細いものがあり、これらはすでに SkinMarkss [WNOS17] の実装に使用されている。このような柔軟な部材を利用した形態とすれば、利用に関する受容性を高くできると考えられる。

### 3.8.5 システムの小型化

AudioTouch の最も魅力的な特長の 1 つは、モバイルおよびウェアラブル端末の入力手法として利用できる可能性がある点である。このような状況下において開発した PoC の実装は、良好なジェスチャ認識精度を達成することを実験的に示した。ここに、AudioTouch は小型化およびスタンドアロン化できることを示す (図 3.13)。図 3.13 のモジュールには、20–40 kHz の正弦波スイープ信号を出力するためのプログラマブル波形生成器が搭載されている。このモジュールとホストとなる PC もしくはモバイル端末は Bluetooth により接続され、モジュールの電源は 3.7V-400 mAh の電池により供給できる。この未調整の PoC は 1 時間の連続使用ができ、データ遅延は約 0.1 秒である。さらなる小型化および駆動時間の向上は、社会実装に向けたさらなる工学的実装が必要である。

### 3.8.6 機械学習アルゴリズム

今回の PoC システムでは、確立されたシンプルな機械学習アルゴリズムをデフォルトのパラメータにて使用し、センシング手法が標準的認識手法においても利用できることを実証した。今後、さらにジェスチャ認識精度を向上させるためには、異なる分野の認識手法およびより強力な機械学習手法を採用することも選択肢の 1 つとして挙げられる。しかし、

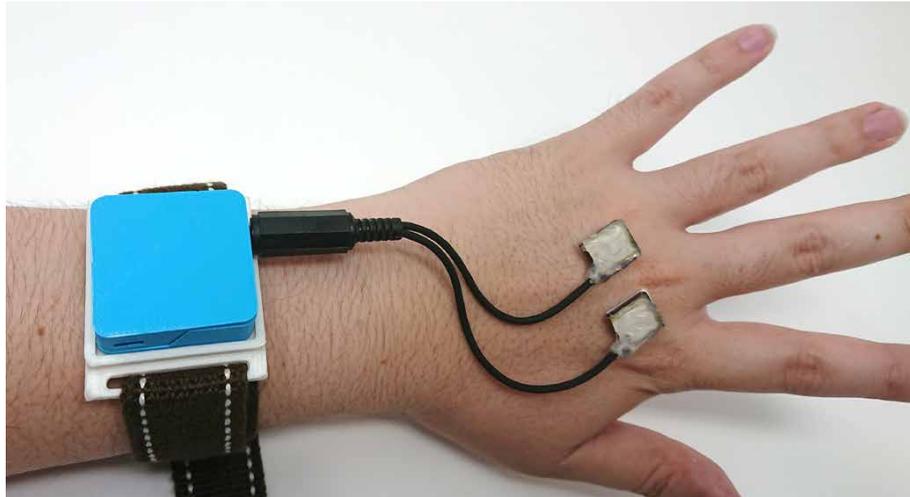


図 3.13: ウェアラブル型 AudioTouch のプロトタイプ

SVM は少ないデータにてある程度の認識精度を実現でき、かつエンドユーザによる認識器の再学習が手軽にできる利点を有する側面もある。

### 3.8.7 そのほかの調査項目

実験1-3では、特定のセンサ位置（MCP 関節から 10 mm およびピエゾ間距離 10 mm）を利用し、AudioTouch のマイクロジェスチャおよびタッチ圧力認識精度評価を中心に実験を行った。実験4では、10箇所センサ位置を用いて、センサ位置がジェスチャ認識精度に与える影響を評価したが、センサ位置以外の条件も多く、この実験だけでは評価しきれなかった条件もある。今後、手首および腕の他の部位、および角度、センサ自体の大きさ、形状からなるセンサの条件によるジェスチャ認識精度の影響を調べる点は社会実装を目指す際に調査が必要な項目である。また、AudioTouch は異なる身体部位において利用した場合、どの程度の感度によりジェスチャを認識できるかどうかについても、AudioTouch の利用可能性を広げるうえでは、重要な調査項目である。今回行った全ての実験は実験者によって制御された環境下において行われた。そのため、今後の研究において、ユーザ要因（ユーザの疲労、机に肘をつく・離す、手首の曲げ角度、手首や腕の動き、歩行などの体動の影響、等）を検証する点もさらなる調査項目として挙げられる。また、ユーザごとに皮膚および筋肉、年齢などの身体的条件は異なる。よって、年齢層および性別のユーザ属性を考慮した多様な参加者による被験者実験を実施する点も、AudioTouch の制約を理解する点において重要である。

## 3.9 アプリケーションシナリオ

AudioTouch の利用状況を示すために、想定されるアプリケーションシナリオを述べる。AudioTouch は手首および腕の動きを伴わない指の動きのみにより構成されるマイクロジェスチャをも検出でき、多様なジェスチャを認識できる。これに加え、タッチ圧力の識別も可能となり、インタラクションの幅がさらに広がる、また、軽量かつ小型なシステムであるた

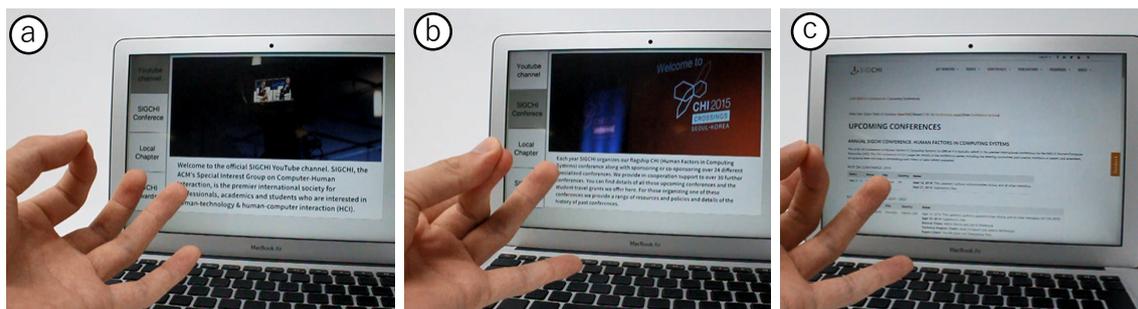


図 3.14: メニュー選択アプリケーション. (a) 指先の力を弱くピンチジェスチャを行うとメニュー内容が表示され、メニューの項目を確認しながら閲覧できる. (b) 指先の力を強くピンチジェスチャを行うと、対応したメニュー項目が選択され、対応するアクションが実行される. (c) メニュー選択結果

め、実世界への適応が容易である. このような特性を活かして、魅力的なインタラクションシナリオを実現するために、プロトタイプを試作した.

次に示す PoC の実装はシンプルであるが、これは AudioTouch の汎用性を示しており、ポケットからスマートフォンおよびタブレットを取り出す、もしくはリモコンなどの特殊な入力デバイスを使用する必要がある外出先における多くの場面において、AudioTouch は利用できると考えている. また、AR/VR、産業用、車載用などの場面においても、リッチなインタラクションを実現できる可能性もある.

### 3.9.1 テンキー

AudioTouch は数値入力 of 効率的な手段として活用できる. 数字キーのセットをユーザの指骨にマッピングし、Thumb-to-Finger ジェスチャと組み合わせることにより、効率的な数字の入力を可能とする. 本実装では、各指をテンキー列と対応させ、各指をキーとして使用した.

### 3.9.2 メニュー選択

スマートテレビなどのリモートデバイスにおいてメニューシステムを使用する場合、従来の入力方法では困難な場合がある. しかし、AudioTouch は圧力を識別することができるため、効率的なメニュー選択アプリケーションの提供を可能とする. 例えば、指先の力を弱くピンチジェスチャを行うことによりメニューが表示され、決定することなくメニューアイテムを確認することができ (図 3.14a)、使用した同じジェスチャを指先の力を強く行う (図 3.14b) と、メニューアイテムの選択を決定し選択したメニュー内容を表示できる (図 3.14c).

## 3.10 まとめ

外出先でのインタラクションにおいて、常に入力可能なマイクロジェスチャをセンシングするための低侵襲なアプローチ AudioTouch を提案した. 本アプローチは、アクティブ生

体音響センシング方式を活用し、個々の指の動きのみからなる豊富なマイクロジェスチャの種類を高精度に認識できる。また、本センシング手法は環境およびユーザの指や手のひらにセンサの装着を不要とする形態にて認識が可能である。加えて、指にかかる圧力の識別も可能であるため、提供可能なインタラクションの種類も拡張した。

AudioTouch のマイクロジェスチャ認識精度を評価するために、4つの評価実験を行った。結果、Thumb-to-Finger ジェスチャセットの10個のジェスチャを92.1%、3つのジェスチャセットからなるジェスチャ21個を86.6%の平均認識精度を達成した。また、Thumb-to-Finger ジェスチャセットの内、中指と下指を用いるジェスチャの2段階のタッチ力をそれぞれ85.0%および85.5%の精度にて識別できることも示した。また、調査した10か所の手の甲のピエゾ素子の貼り付け箇所の内、1カ所を除きジェスチャ認識精度に差は見られなかった。最後に、PoCのインタラクティブなシナリオを実装するとともに、AudioTouchの完全なウェアラブルおよびワイヤレス化が可能であることを示した。

## 第4章 SynCro: 状況に応じたスマートフォンおよびスマートウォッチを用いたクロスデバイスインタラクション

スマートウォッチの普及が進むにつれ、スマートフォンおよびスマートウォッチの両方を持ち歩く人が多くなる傾向にある。これにより、これらの端末がモバイル環境において使いにくい場面が見られる。例えば、スマートフォンはポケットの中に入れておくことが多く、すぐ見ることができない。また、人通りの多い道を歩くと、子供の手を握る手にスマートウォッチを装着していると、子供の手を離しスマートウォッチの画面を見ることは難しい。このように、モバイル端末の使い勝手およびデザインは、使用される環境および状況によって大きく異なる。

両方のデバイスを持ち歩く状況ということは、多数のセンサと計算能力が常に利用可能であることも意味する。これらを利用すると、センサからのデータを分析し、例えば、スマートフォンの握り方、および腕の姿勢、動いているか否かというユーザの状況であるコンテキストを認識することができる。また、[RC03, DAS01]にあるように、コンテキストを理解し利用することによって、ユーザおよびコンピュータ間のインタラクションの利便性を向上させることができる。スマートフォンおよびスマートウォッチの2つの端末を携帯することは、すわなち、これら端末の備えたセンサを利用できるだけでなく、両端末のタッチスクリーンおよび振動提示という豊富な情報を提示可能な出力側のチャンネルも利用できることを意味する。よって、両端末を利用し認識する各コンテキストに適したアプリケーションのユーザインタフェース (UI) を両端末のレイアウト、およびフィードバック、入力方法を組み合わせ変容させるクロスデバイスインタラクションが提供可能となった。

本研究では、このようなスマートフォンおよびスマートウォッチ間のコンテキストを考慮したクロスデバイスインタラクションの可能性を探索した。まず、スマートフォンの握り方 (*grip*)、および腕の姿勢 (*arm*)、ユーザの行動 (*activeness*) からなる多くのコンテキストを2つの端末に内蔵された加速度センサを用いて機械学習器により認識できることを示した [KTST17]。加速度センサのみを利用しコンテキスト認識を行う理由としては、軽量にコンテキスト認識器を構築するためである。次に、認識したコンテキストに基づくクロスデバイスインタラクションを検証するために、スマートフォンおよびスマートウォッチからなる、コンテキスト変容型 UI システム SynCro を設計した。SynCro は、コンテキストごとに適した UI をユーザに提供する。SynCro は、スマートフォンおよびスマートウォッチの端末を利用し認識するコンテキストに応じ、これら端末のレイアウトおよびフィードバック、入力方法などを変容させ、ユーザに提供する (例: 地図アプリケーション (図 4.1–4.3))。

本研究では、スマートフォンおよびスマートウォッチ間のコンテキストを考慮したクロスデバイスインタラクションの検討を行った。まず、各コンテキストに適した UI を網羅的に



図 4.1: SynCro の使い勝手を示すための両端末を用いる地図アプリケーション. スマートフォンの広い画面を使って地図を閲覧し, 親指により目的地を選択することができる

検討し, 各コンテキストにおける UI の優先順位付けをまとめた. そして, この検討に基づいた各コンテキストを考慮した UI を持つアプリケーション例を実装した. 次に, スマートフォンおよびスマートウォッチの加速度センサを用いた機械学習により認識するコンテキスト認識器の性能評価のための実験を実施した. 評価においては, 学習用データとして同一ユーザもしくは異なるユーザのデータを用いた場合の認識精度をそれぞれ求めた. 加えて, 過去に収集した学習用データを用いた場合のコンテキスト認識器の認識精度への影響も調査した. 機械学習アルゴリズムとして, J48, および SMO(sequential minimal optimization)-based SVM, RF(random forest), MLP(multi-layer perceptron) の 4 種類の機械学習アルゴリズムを用いて評価を実施した.

## 4.1 関連研究

関連のあるコンテキスト認識, およびクロスデバイスインタラクション, コンテキストを考慮した UI に関する先行研究を述べる.

### 4.1.1 コンテキスト認識手法

本手法では, ユーザのスマートフォンの握り方, および腕の姿勢, ユーザの行動という 3 つの要素からなるコンテキストを認識する. これら要素を認識する手法の研究がいくつか提案されている.

これまでに種々の把持認識手法が提案されている. GripSense [GWP12] は, タッチパネル上のユーザのタッチ位置, および内蔵の慣性センサ, アクチュエータを用いて, 握り方およびタッチ圧力を認識する手法である. Park and Ogawa [PO15] は, スマートフォンに内



図 4.2: SynCro の使い勝手を示すためのスマートウォッチのみを用いる場合の地図アプリケーション。目的地を選択すると、スマートウォッチに目的地までの距離および方向を示す矢印が表示される。表示する情報量は必要最低限のものとするにより、歩きながらでも簡単に見ることができる

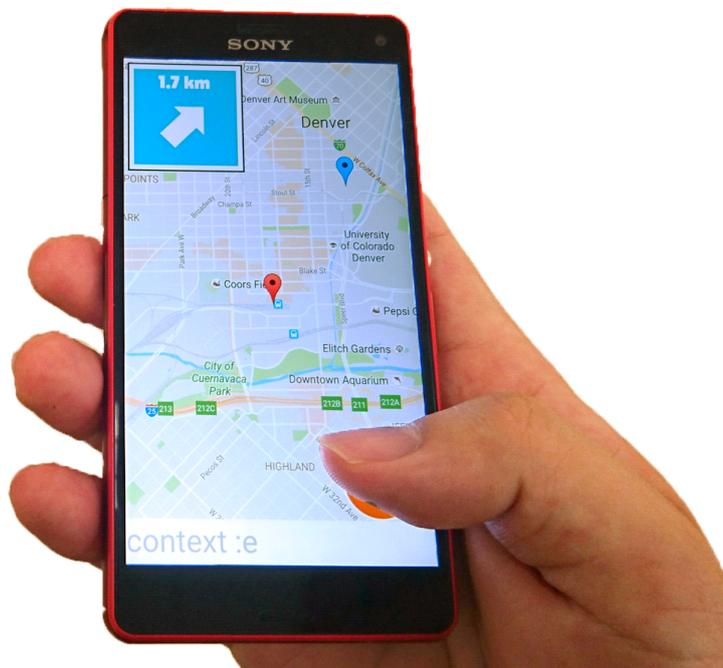


図 4.3: SynCro の使い勝手を示すためのスマートフォンのみを用いる場合の地図アプリケーション。ユーザが左腕を下げている場合、スマートウォッチの画面がスマートフォンにミラーリングされる。手首回転ジェスチャにて地図の拡大・縮小が可能である

蔵された加速度センサ、およびジャイロセンサ、タッチスクリーンを用いたスマートフォン把持方法認識手法を示した。HandSense [WB09] は、デバイス側面に装着した静電容量センサを用いて、6種類のスマートフォンの把持方法を認識手法である。Touché [SPH12] は、静電容量電極を1つ対象物に取り付け、対象物に触れた手の触れ方を認識することができる。Touchéは、静電容量信号を周波数領域にて解析した。Touch&Activate [OST13] は振動を利用し同様な認識手法を実現している。本手法は、GripSenseと同様に、スマートフォンおよびスマートウォッチに内蔵された加速度センサを用いて、スマートフォンをどのように把持しているかを認識する。

先行研究において、内蔵センサもしくは組み込まれたセンサを用いたユーザの姿勢認識手法について研究されている。例えば、Leeら [LCLS13] は、スマートフォンに内蔵されたフロントカメラおよび加速度センサを利用した姿勢認識システムを提案した。Mutluら [MKF+07] は、椅子に複数の圧力センサを設置し、着座姿勢を認識するシステムを提案した。Nekoze [TIK+15] は、スマートグラスに内蔵された電極および慣性モーションセンサを用いて、ユーザの頭部姿勢を認識し姿勢の悪さを検出する手法である。Liuら [LKL+15] は、車内に取り付けたスマートフォンおよび装着しているスマートウォッチの内蔵加速度センサ、およびジャイロ스코ープ、磁気センサを用いて運転姿勢を認識するシステムを提案した。Shenら [SWRC16] は、スマートウォッチを用いたユーザの腕の3次元姿勢をトラッキングするシステムを提案した。また、スマートフォンとスマートウォッチを用いて、スマートフォンの握り方、ユーザの姿勢、ユーザの活動性を認識する。本手法は、スマートフォンおよびスマートウォッチを用いて、スマートフォンの把持方法、およびユーザの姿勢、および行動を認識します。各端末のセンサデータを同時に用いることにより、多くのコンテキストを認識できる可能性があることを示しました。また、過去に学習用に収集したデータを用いて、認識器がコンテキストを精度よく行えるかどうかについても検証した。

ユーザの行動もしくは活動の程度を認識する方法はこれまでにいくつか提案されており、スマートフォンの加速度計およびジャイロ스코ープ、磁力計、マイク、近接センサを用いたもの [DS15]、およびスマートウォッチに内蔵された加速度センサおよびマイク [LKA+15]、スマートウォッチに内蔵された9軸慣性計測ユニット [RW15]、およびスマートフォンおよびスマートウォッチの両端末に内蔵されたセンサを利用したもの [LKL+15] が提案されている。これらに加えて、例えば、Baoら [BI04] は、身体の異なる部位に装着した5つの加速度センサを用いたユーザ行動認識手法を提案している。PuffMarker [SAH+15] は、スマートウォッチに内蔵された加速度センサおよびジャイロセンサを利用し、喫煙行為の開始を認識するシステムである。Thomazら [TEA15] は、スマートウォッチに内蔵された加速度センサを用いたユーザの食事動作認識手法を提案した。後藤ら [GKT+15] は、スマートフォンに内蔵されたGPSおよび加速度センサを利用し、歩く、止まる、電車による移動などのユーザ行動認識手法を提案した。Kwapiszら [KWM11] は、スマートフォンをポケットに入れた状態のまま、スマートフォンに内蔵された加速度センサを用いて6つのユーザ行動を認識する手法を提案した。この手法では、歩行、ジョギング、階段の昇降、座位、立位の6つの行動を認識した。またParkら [PPC+12] は、スマートフォンおよびタブレットの端末を利用し、端末の所持位置を認識するとともに、ユーザの歩行速度を推定する手法を提案した。本研究は、スマートフォンおよびスマートウォッチに内蔵された加速度センサを利用し、ユーザの姿勢を認識する。

#### 4.1.2 クロスデバイスインタラクション

先行研究において、2つ以上のデバイス間のクロスデバイスインタラクションについて提案されている。例えば、Pick-and-Drop [Rek97] は、ユーザはペンを用いて指定した複数のディスプレイ間のデータを転送する。Yoon ら [YHB<sup>+</sup>15] は、タブレット使用時に把持の仕方およびマイクロモビリティを組み合わせたクロスデバイスインタラクションを提案した。Schmidt ら [SSRG12] は、スマートフォンを大型ディスプレイへのタンジブル入力ツールとして利用するクロスデバイスインタラクション手法を提案した。Hinckley ら [HPB<sup>+</sup>14] は、ペンおよびタブレットの把持方法および動作認識を組み合わせた手法を検討した。これらに対して、私たちのクロスデバイスインタラクションは、スマートフォンおよびスマートウォッチを使用するものである。

スマートフォンおよびスマートウォッチを用いたクロスデバイスインタラクションについても先行研究において検討されている。本手法に最も関連のある Duet [CGWF14] も、スマートフォンおよびスマートウォッチを用いたインタラクションに関する研究である。Duet では、例えば、スマートウォッチにアプリケーションのショートカットを表示するツールパレットとして利用すること、およびスマートフォン上のクリップボードの内容を表示するサブディスプレイとして機能させる利用例を示した。また、スマートフォンにおいて地図アプリケーションを表示している際に、スマートフォンをスマートウォッチに2回ぶつけるジェスチャを行うことにより、地図を拡大表示することもできる。TakeOut [NLC<sup>+</sup>16] は、スマートフォンおよびスマートウォッチをそれぞれキャンバスとパレットとして使用する描画アプリケーションである。WhichHand [LAC<sup>+</sup>16] は、スマートフォンをどちらの手に把持しているかを認識し、把持した手に適した片手用アプリケーションのレイアウトを提供する手法である。本研究では、スマートフォンおよびスマートウォッチの両端末のUIに関して、コンテキストを考慮したクロスデバイスインタラクションを提案した。

#### 4.1.3 コンテキストに基づく UI

インタラクションの利便性を改善するためにコンテキスト認識を利用した研究もある。Schilit ら [SAW94] は、取得した状況に応じて最適なUIを提供することが可能であることを示した。例えば、近接選択は、ユーザの位置情報に基づいて選択を容易にするUIを示した。Schmidt ら [SAT<sup>+</sup>99] は、センサに基づく階層型アーキテクチャを用いたコンテキスト認識システムを開発し、携帯電話利用時のコンテキストを認識することにより、アプリケーションを拡張できることを示した。Hinckley ら [HPSH00] は、複数のセンサを用いたコンテキスト認識に基づくモバイルインタラクションを提案した。これは、端末を縦向きもしくは横向きかの利用状況に応じて、合わせて端末の回転と合わせてUI自体も回転させ表示させる手法を示した。Yang ら [YCSH15] は、腕に取り付けた筋電センサによって認識された手の姿勢に基づいて、スマートウォッチに設定された機能を変更する手法を示した。iGrasp [CLWC13] は、静電容量式タッチセンサが埋め込まれた端末ケースを用いて、スマートフォンの握り方を認識し、キーボードのレイアウトを変更することを提案した。Mo-Bi [KCP<sup>+</sup>16] は、スマートフォンおよび両手にそれぞれ装着した2つの手首装着型端末の計3つの加速度センサを用いて、認識した両手の姿勢を利用し、各姿勢に適したアプリケーションレイアウトに

変更することを提案した。これらに対し、本手法は、スマートフォンおよびスマートウォッチのクロスデバイスインタラクションにおいて、コンテキストに適したUIをスマートフォンおよびスマートウォッチの両方の端末に提供する手法である。

## 4.2 インタクション設計

SynCroはコンテキストを認識し、認識したコンテキストに適したUIをユーザに提供するシステムである。本節では、SynCroが認識するコンテキストおよび認識したコンテキストに基づくクロスデバイスインタラクションのためのUIについて述べる。

### 4.2.1 コンテキスト

本手法において検討したコンテキストは、図4.4に示すとおりのものでした。これらコンテキストは、ユーザがスマートウォッチを左手首に装着していることを前提とした。これらコンテキストの内、a-jは歩行中にも起こりうるものであった。よって、静止および歩行時を区別し、これらを異なるコンテキストとして、a'-j'と定義した。一方、k-nは椅子に座り休んでいる状態のみ発生する。

これらコンテキストは、*grip*、および *arm*、*activeness* の3つの要素からなる。*grip* 要素は、図4.5aに示す通り、left-hand, right-hand, and both-handsの3つを含む5つからなる。他の2つは、スマートフォンに関する in-a-pocket および on-a-desk 2つである。この2つはユーザがスマートフォンを手手に把持していないことを意味するが、便宜上 *grip* 要素の一部とした。次に、*arm* は図4.5bに示す通り、4つの要素からなる。最後に、*activeness* 要素は、resting および walking の2つからなる。

*grip* および *arm* 要素、および認識するコンテキストの関係を表4.1, 4.2に示す。今回の認識器は、スマートフォンを右手に持っているときのみ、*arm* 要素の right-hand を認識することができる。これらの表において、N/Aは該当しないコンテキストを表す。例えば、both-hands、および lowering-the-hand, putting-the-arm-on-the-desk, looking-at-the-watch のコンテキストは該当しない。また、類似の文脈を同一とみなしたため、表4.1, 4.2では1つのコンテキストが2回以上記載されている。具体的には、left-hand の raising-the-arm および looking-at-the-watch は、左手にスマートフォンを持っていない場合同一なコンテキストとみなした。これは、左腕を上げる動作は腕時計を見る動作の前段階の動作であるためである。また、表4.1の「-」は、認識器が認識しないコンテキストを表す。

### 4.2.2 スマートフォンおよびスマートウォッチクロスデバイスインタラクションのためのUI

#### ミラーリング

スマートウォッチの画面を見ることができないコンテキスト a, d, e において、ミラーリング機能(図4.6a, b)を利用することができる。この機能は、スマートウォッチに表示された画面をスマートフォンの画面内に表示する(図4.6b 中青色の領域)機能である。ミラー

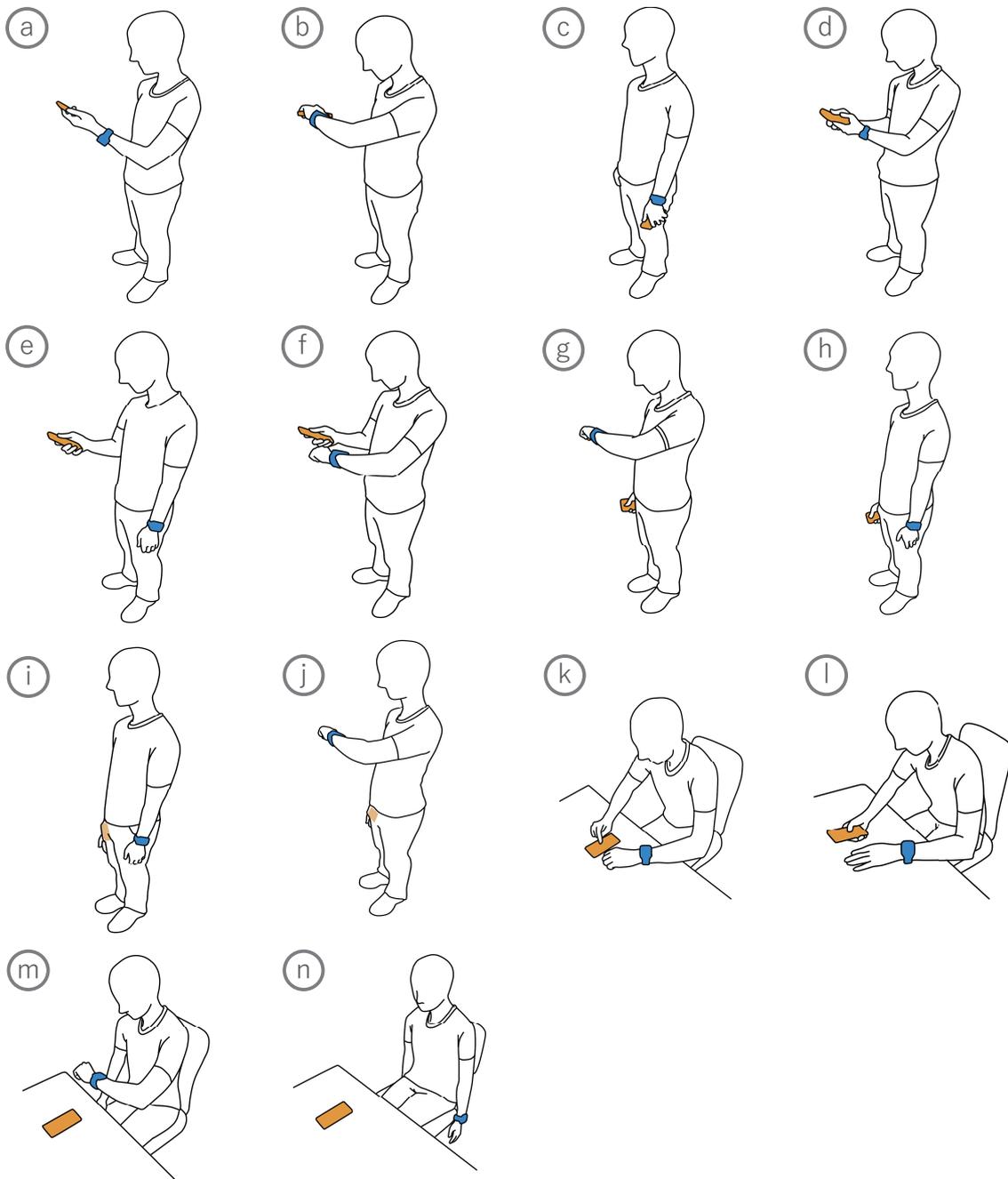


図 4.4: 本手法において対象とするコンテキスト一覧



図 4.5: 3つの要素のうちの2つである (a) *grip* 要素および (b) *arm* 要素

リング領域は、ユーザが指にてドラッグすることにより、位置の調整が可能である。この機能によって、スマートフォンおよびスマートウォッチ間のインタラクションにおいて、人混みおよび左手にカバンを持っている場合の左腕を上げられない場面においても、スマートウォッチ操作をスマートフォン上において可能とする。

#### 手首回転ジェスチャ

ユーザが左手を下げているコンテキスト c, e, h, i, n において、手首を回転させるジェスチャ [Rek96] を操作に利用できる (図 4.6c)。スマートウォッチの主な入力方法は、画面へのタッチ操作である。しかし、タッチ操作を行う場合、ユーザは左腕を上げる必要がある。加えて、左腕を下げたままスマートフォン操作を行う場合、片手での親指による操作 [BLC<sup>+</sup>12, HGL14, HHP<sup>+</sup>16] のみとなる特徴がある。よって、スマートウォッチがスマートフォンを操作するコントローラとなるスマートフォン-スマートウォッチクロスデバイスインタラクションを設計した。これにより、スマートフォンを見ることなく、楽な姿勢のままスマートフォンに表示されている UI を継続的に調整することができる追加の入力手段をユーザへ提供する。同様に、コンテキスト b, f, g, j, m では、スマートウォッチの操作性を若干低下させるが、ユーザが左腕を上げている際にも手首回転ジェスチャを利用することは可能である。

表 4.1: 静止状態における *grip* および *arm* 要素の関係図

		Grip Factor					
Arm Factor	Left Arm	Left-hand	Both-hands	Right-hand		In-a-Pocket	On-the-desk
				Raising-the-arm	Lowering-the-arm		
	Raising-the-arm	(a)	(d)	(f)	(g)	(j)	(m)
	Lowering-the-arm	(c)	N / A	(e)	(h)	(i)	(n)
	Putting-the-arm-on-the-desk	(a)	N / A	(l)	(g)	—	(k)
	Looking-at-the-watch	(b)	N / A	(f)	(g)	(j)	(m)

表 4.2: 歩行状態における *grip* および *arm* 要素の関係図

		Grip Factor				
Arm Factor	Left Arm	Left-hand	Both-hands	Right-hand		In-a-Pocket
				Raising-the-arm	Lowering-the-arm	
	Raising-the-arm	(a')	(d')	(f')	(g')	(j')
	Lowering-the-arm	(c')	N / A	(e')	(h')	(i')
	Looking-at-the-watch	(b')	N / A	(f')	(g')	(j')

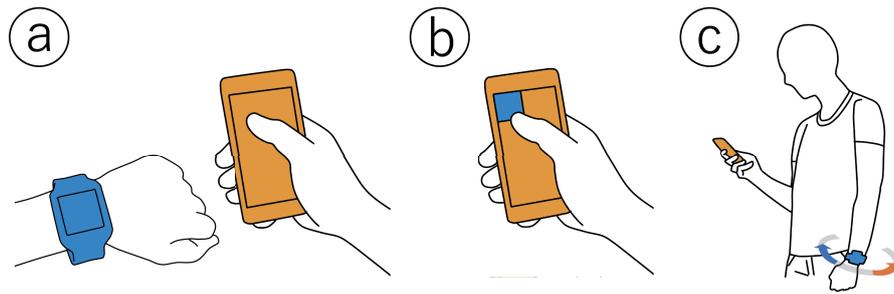


図 4.6: コンテキストに基づく UI の例. (a) および (b) ミラーリング. (c) 手首回転ジェスチャ

### 4.2.3 各コンテキストにおける利用可能な UI

7つの UI を設計し、各コンテキストにおいてユーザが各 UI を使えるかどうかをまとめた (表 4.3, 4.4). 7つの UI とは、スマートフォンへの右手操作 (RH), スマートフォンへの左手操作 (LH), スマートフォンへの両手操作 (BH), 手首回転ジェスチャ (TG), スマートフォンを見る (LP), スマートウォッチを見る (LW), スマートウォッチへの操作 (IW) である. 表 4.3, 4.4 中の「✓」は、そのコンテキストにおいてユーザが利用できる UI であることを表し、「-」は、利用できない UI をそれぞれ表す. また表 4.3, 4.4 において、システムが右手の動きを認識できない場合、制約条件として  $L^1$  として示す. また、簡単な操作 (例: 右手または左手により、スマートフォンをタップすることしかできない) しか行えないことを制約条件として  $L^2$  として示す.

### 4.2.4 各コンテキストにおける UI の利用優先度

各コンテキストにおいて、以下の3つのカテゴリに関して UI の優先度を表 4.5 を用いて設計した.

**画面** 表 4.3, 4.4 中の LP および LW を基に、各コンテキストにおける使用する画面の優先度を設計した. あるコンテキストにおいて LP および LW の両方が「✓」の場合、メイン画面としてスマートフォン、サブ画面をスマートウォッチとした. LP および LW のどちらか一方が「✓」の場合、その端末をメイン画面として設定した. LP と LW の両方が「-」の場合、両端末にメイン画面およびサブ画面の優先度を設定しないものとした.

**入力方法** 画面および表 4.3, 4.4 中の RH, および LH, BH, IW を基に、各コンテキストにおける使用する入力方法の優先度を設計した. メイン画面がスマートフォンである場合、表 4.3, 4.4 の入力方法 (✓) をメインの入力方法として割り当てた. スマートウォッチのみを画面として利用できる場合は、TG を即座に行えるため、TG をメインの入力として割り当てた.

**フィードバック** 画面優先度に基づき、各コンテキストにおいて利用するフィードバックを設計し、メイン画面をメインフィードバックとして割り当てた. あるコンテキストにおいて、メイン画面が割り当てられていない場合、すぐ確認できるスマートウォッチをメインのフィードバック先として割り当てた.

表 4.3: 各コンテキストに適した UI. 「✓」はユーザが各コンテキストにおいて利用可能な UI, 「-」は利用できない UI を示す.  $L^1$  は右手の動きを認識できない状態,  $L^2$  は簡単な動作 (例: タップのみ行える) のみ利用可能であることを示す. 例えば, d の場合, ユーザは両手にてスマートフォンを操作し, スマートフォンの画面のみ利用可能である

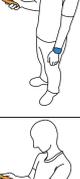
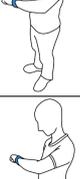
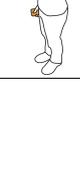
Context	RH	LH	BH	TG	LP	LW	IW
	 $L^1$	 ✓	 -	 -	 ✓	 -	 -
	-	 $L^2$	 -	 ✓	 -	 ✓	 ✓
	-	 $L^2$	 -	 ✓	 -	 -	 -
	 ✓	 ✓	 ✓	 -	 ✓	 -	 -
	 ✓	 -	 -	 ✓	 ✓	 -	 -
	 ✓	 -	 -	 ✓	 ✓	 ✓	 -
	$L^2$	 -	 -	 ✓	 -	 ✓	 -

表 4.4: 各コンテキストに適した UI. 「✓」はユーザが各コンテキストにおいて利用可能な UI, 「-」は利用できない UI を示す.  $L^1$  は右手の動きを認識できない状態,  $L^2$  は簡単な動作 (例: タップのみ行える) のみ利用可能であることを示す. 例えば, j の場合, ユーザはスマートフォンを利用できない. しかし, ユーザは手首回転ジェスチャを利用可能であり, スマートウォッチ画面のみ利用可能であることを示す

Context	RH	LH	BH	TG	LP	LW	IW
h 	$L^2$	-	-	✓	-	-	-
i 	-	-	-	✓	-	-	-
j 	-	-	-	✓	-	✓	✓
k 	✓	✓	✓	-	✓	✓	✓
l 	✓	-	-	-	✓	✓	-
m 	-	-	-	✓	✓	✓	✓
n 	-	-	-	✓	✓	-	-

表 4.5: 各コンテキストにおける設定した利用する UI の優先度

Context	Main screen	Sub screen	Main input	Sub input	Main feedback	Sub feedback
a	Smartphone	-	LH	RH	Smartphone	Smartwatch
b	Smartwatch	-	TG	IW & LH (Tap)	Smartwatch	Smartphone
c	-	-	TG	LH (Tap)	Smartwatch	-
d	Smartphone	-	BH	-	Smartphone	Smartwatch
e	Smartphone	-	RH	TG	Smartphone	Smartwatch
f	Smartphone	Smartwatch	RH	TG	Smartphone	Smartwatch
g	Smartwatch	-	TG	RH (Tap)	Smartwatch	Smartphone
h	-	-	TG	RH (Tap)	Smartwatch	-
i	-	-	TG	-	Smartwatch	-
j	Smartwatch	-	TG	IW	Smartwatch	-
k	Smartphone	Smartwatch	RH	LH & BH	Smartphone	Smartwatch
l	Smartphone	Smartwatch	RH	-	Smartphone	Smartwatch
m	Smartwatch	Smartphone	TG	-	Smartwatch	Smartphone
n	Smartphone	-	TG	-	Smartphone	Smartwatch

表 4.6: 通知管理システム

Contexts	Notified device and vibration
a, d, e	smartphone, non-vibration
b, g, j, m	smartwatch, non-vibration
c, h	smartphone, vibration
f, i, k, l, n, a'-j'	smartwatch, vibration

#### 4.2.5 アプリケーション例

本手法のスマートフォンおよびスマートウォッチによるコンテキスト認識 UI システムを利用した Proof-of-Concept (PoC) として、アプリケーション例を示す。

##### 地図アプリケーション

[CGWF14] のスマートフォンおよびスマートウォッチクロスデバイスの地図アプリケーションは、スマートウォッチが地図アプリケーションのサブディスプレイとして機能していた。本手法を利用することによって、このアプリケーションを拡張し、コンテキストに応じて UI を自動的に変容するものとした (図 4.1)。図 4.1a は、ユーザが両手をあげたコンテキストにおける UI を示している。この UI では、ユーザはスマートフォンの広い画面を使って地図を閲覧し、親指を用いた操作により目的地を選択することができる。目的地を選択すると、スマートウォッチに目的地までの距離およびその方向を示す矢印である、目的地までの簡略化された情報が表示される (図 4.1b)。これによって、歩きながらも簡単に目的地までの情報を確認することができる (b, g, j, b', g', j')。また、ユーザが左腕を下げると、スマートウォッチの画面はスマートフォンにミラーリングされ表示される (図 4.1c)。この e のコンテキストにおいて、親指のみを用いて拡大・縮小操作を行うことは手間である。本手法では、スマートフォンのボタンを押下しながら、左手首を回転するジェスチャにより、拡大・縮小できる UI を設計した。これによって、ユーザはより簡単に地図を確認できるようになる。

##### 通知マネジメントシステム

コンテキストに応じて、通知する端末および通知方法 (表示もしくは振動) を変更するスマートフォンおよびスマートウォッチ通知管理システムを示す (表 4.6)。表 4.6 中の non-vibration とは、通知内容のみを表示し、端末を振動させないことを意味する。一方、vibration は通知の表示および端末の振動提示の両方があることを意味する。

ユーザがいずれかの端末を操作している場合、振動は行わずスマートフォン (a, d, e) もしくはスマートウォッチ (b, g, j, m) に通知の表示のみ行う。一方、ユーザが操作せずに把持しているだけの場合 (c, h)、スマートフォンに通知を表示し、振動も提示する。これら以外の場合は、スマートウォッチに通知を表示する (f, i, k, l, m)。さらに、歩行しながらの操作を回避するために、歩行中についてはスマートウォッチにすべての通知を表示し、振動させるものとした (a'-j')。

## マルチタスクアプリケーション

このアプリケーションにより、例えば、音楽プレーヤおよび Web ブラウザを同時に使用することができる (図 4.7–4.8)。このアプリケーションは、ボタンを押すと現在のアプリケーション (例：音楽プレーヤ) がスマートウォッチにミラーリングされ、スマートウォッチ上でも操作できる。そのため、ユーザは図 4.7b に示すように、スマートフォン上において異なるアプリケーション (例：ウェブブラウザ) を使用することができる。また、ユーザが左腕を下げると、スマートウォッチ画面がスマートフォンにミラーリングされる (図 4.8c)。このとき、スマートフォン上にミラーリングされたスマートウォッチ画面の音楽プレーヤを操作することもでき、ユーザは左腕を下げた状態でもマルチタスクを継続することができる。

## 音楽プレーヤ

コンテキストに応じた UI を選択する音楽プレーヤを示す (図 4.9–4.10)。両手をあげたコンテキスト (f, k) の UI を図 4.9a に示す。この UI では、スマートフォンの音楽リストから楽曲をタップすると、対応する音楽情報がスマートウォッチに表示される。スマートフォン上にて楽曲をダブルタップすると、その楽曲が再生される。再生後、画面は別の UI に遷移する (図 4.9b)。この UI では、スマートフォンをポケットに入れたとしても簡単に操作できるように、スマートウォッチ上に音楽プレーヤを表示する (b, g, j, m)。また、左腕を下げると、スマートウォッチの画面がスマートフォンにミラーリングされる (図 4.10c)。この UI では図 4.10d に示す通り、別の UI を有する。この UI では、右手に荷物を持っている場合のような、右手を下ろしたコンテキスト (b, j) である、右手が操作できない場合においても、左手首回転ジェスチャにより簡単に他の楽曲に曲送りおよび曲戻しすることができる。

## ビデオチャット

ビデオチャットでは、スマートウォッチ上にて接続先を選択することもできる (図 4.11a)。よって、スマートフォンがポケットの中に入っている場合、簡単に操作できる (j)。接続が確立されると、スマートウォッチに相手の顔が表示される。スマートウォッチでもビデオチャットによるコミュニケーションは可能であるが、ユーザはより大きなディスプレイを利用できるスマートフォン上にてコミュニケーションを取りたい場合が多い (a, d, e, f, k, l, n)。この場合、本手法によって認識されたユーザのコンテキストに基づき、スマートフォンおよびスマートウォッチのメイン画面が自動的に切り替わる。スマートフォン利用時メモを取りたい場合は、図 4.11b に示すようにスマートウォッチをボイスメモ端末としても使用することができる。ユーザがどちらのデバイスも使用できない場合 (c, h, i) は、アプリケーションはユーザがディスプレイを見ていないことを相手に通知する (図 4.12c)。また、ユーザが歩いている場合 (a', b', d', e', f', g', j')、メイン画面へ歩きながらの操作の停止を促す通知が行われる (図 4.12d)。また、ユーザが一定時間ディスプレイを見ていない場合 (c, h, i)、接続を自動的に切断する。



図 4.7: マルチタスク対応アプリケーション。(a) ユーザは画面上のボタンを押下し、現在のアプリケーションをスマートウォッチ上にも表示することができる。送信後、スマートウォッチからもそのアプリケーションを操作することができる。(b) 2つのアプリケーションをそれぞれ各端末に表示することにより、同時に使用できる

(C)

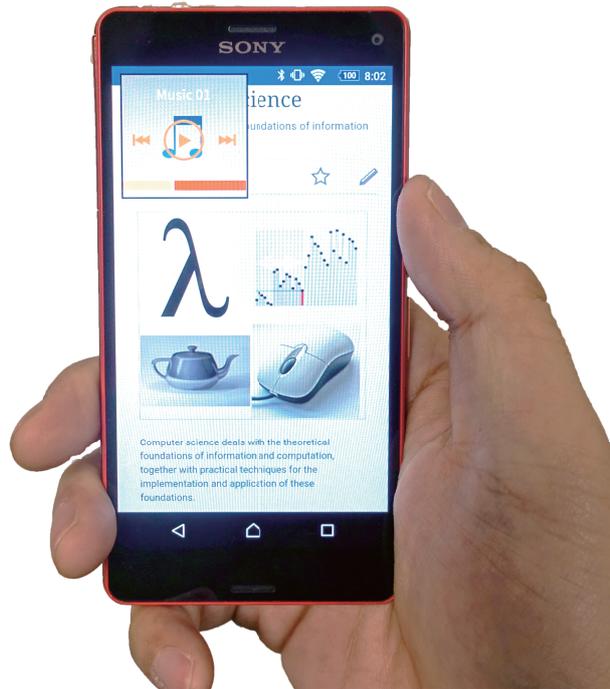


図 4.8: マルチタスク対応アプリケーション. (c) ユーザが (b) の状態から左腕を下げると、スマートウォッチの画面がスマートフォンにミラーリングされ表示される. スマートフォン上において 2 つのアプリケーション操作が可能となるため、マルチタスクを継続し行える

## 4.3 実装

スマートフォンおよびスマートウォッチに搭載された加速度センサを利用し、機械学習に基づくコンテキスト認識器を実装した。

### 4.3.1 利用端末および設定

SONY Xperia Z3 Compact SO-02G および SONY SmartWatch 3 SWR50 を使用した。スマートフォンはクアッドコア 2.5GHz プロセッサ、2GB RAM を搭載している。スマートウォッチはクアッドコア 1.2GHz プロセッサ、512MB RAM を搭載している。スマートウォッチをスマートフォンに Bluetooth により接続すると、スマートウォッチからスマートフォンへフレームごとのデータを連続的に送信する。各フレームにはタイムスタンプおよび 3 軸加速度センサのデータ ( $a_{wx}(t)$ ,  $a_{wy}(t)$ ,  $a_{wz}(t)$ ) を含む。このときのフレームレートは 20 Hz とした。このフレームレートは、スマートウォッチがスマートフォンに安定して送信できるように、経験的に決定した。よって、スマートフォンも 20 Hz のフレームレートとして、データの保存を行った。各フレームにはタイムスタンプおよびスマートフォンの 3 軸加速度センサのデータ ( $a_{px}(t)$ ,  $a_{py}(t)$ ,  $a_{pz}(t)$ ) を含む。スマートウォッチからのフレームは通信遅延のため、スマートフォンに不規則に送信される場合があるため、タイムスタンプは両端末のフレームを同期させるために用いた。

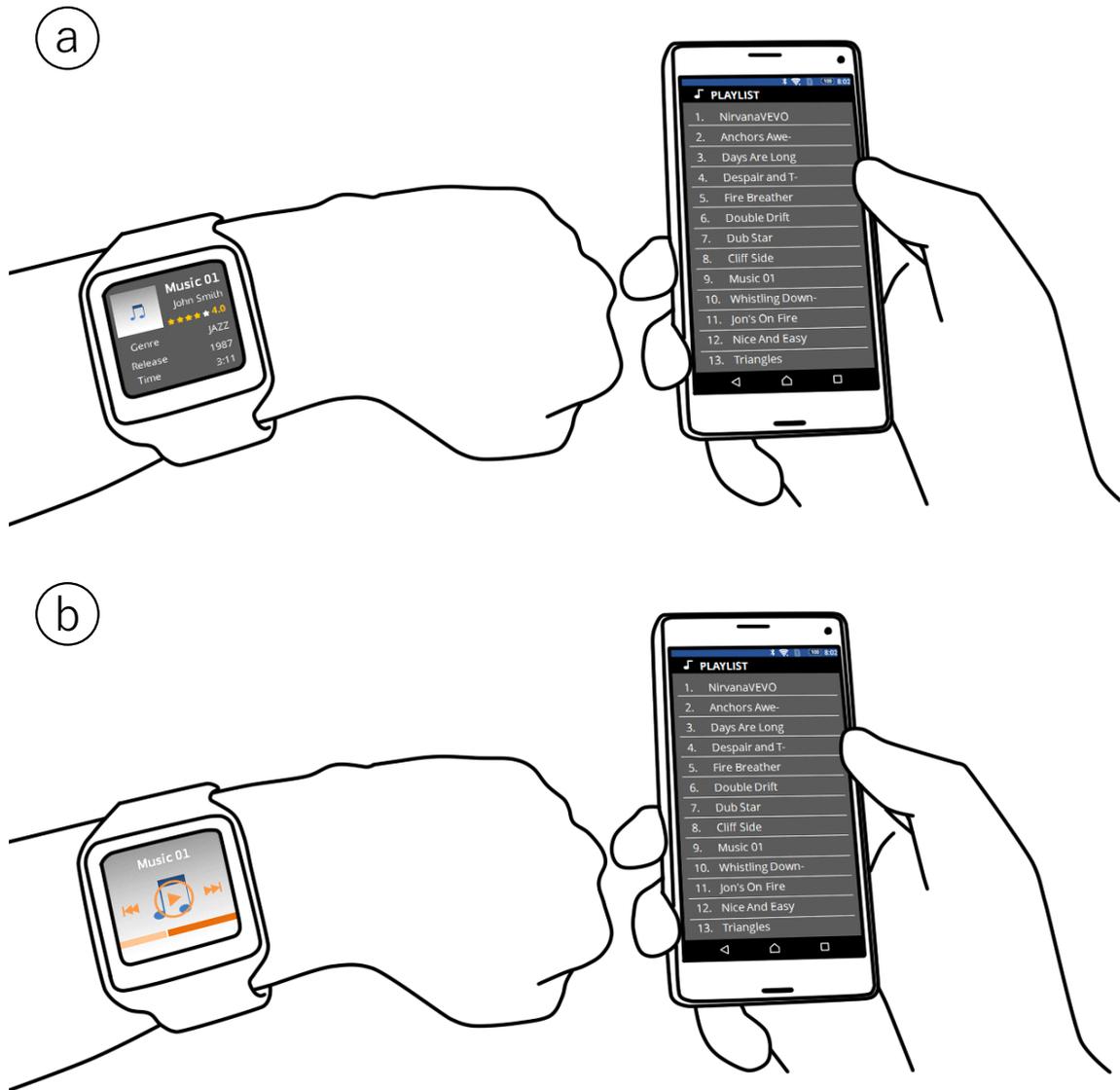


図 4.9: 音楽プレイヤー. (a) ユーザは画面を親指にてダブルタップし音楽を選択する. (b) 選曲後, スマートウォッチに再生プレイヤーが表示される

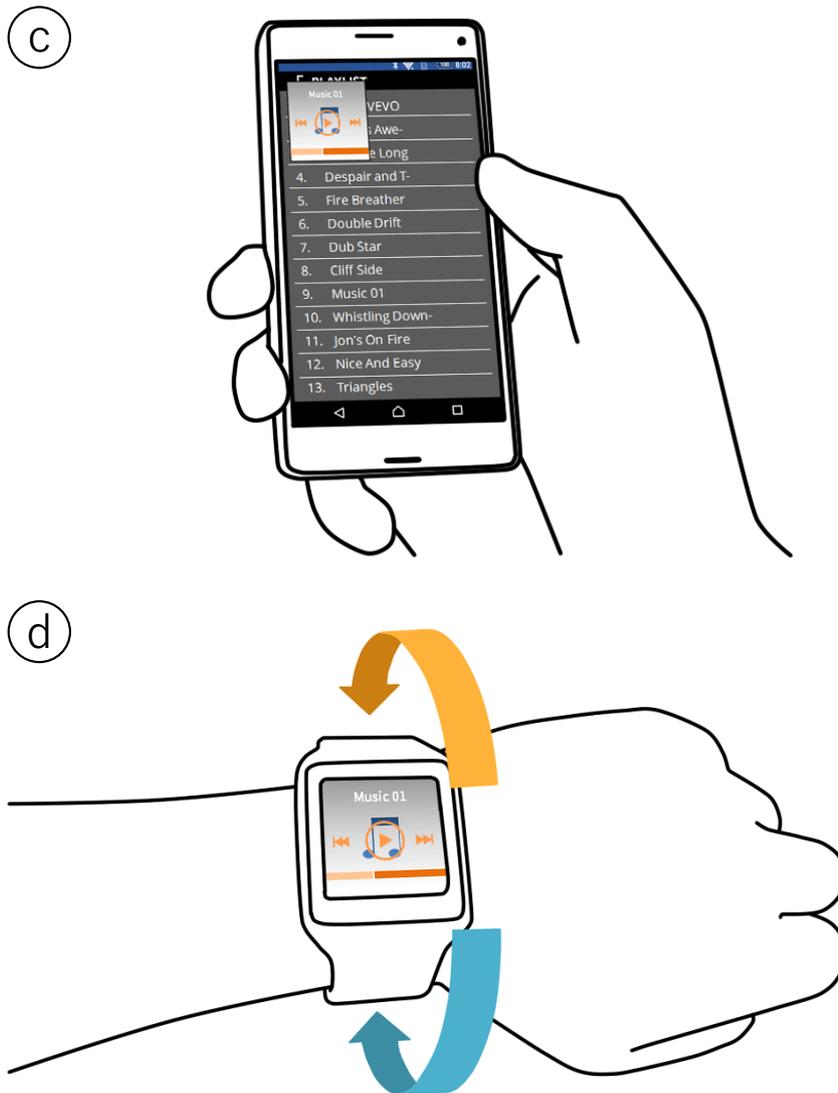


図 4.10: 音楽プレーヤ. (c) (b) の状態から左腕を下げると, スマートウォッチの画面がスマートフォンにミラーリングされ表示される. (d) 左手首回転ジェスチャにより, スマートウォッチ片手操作にて簡単に選曲を行える

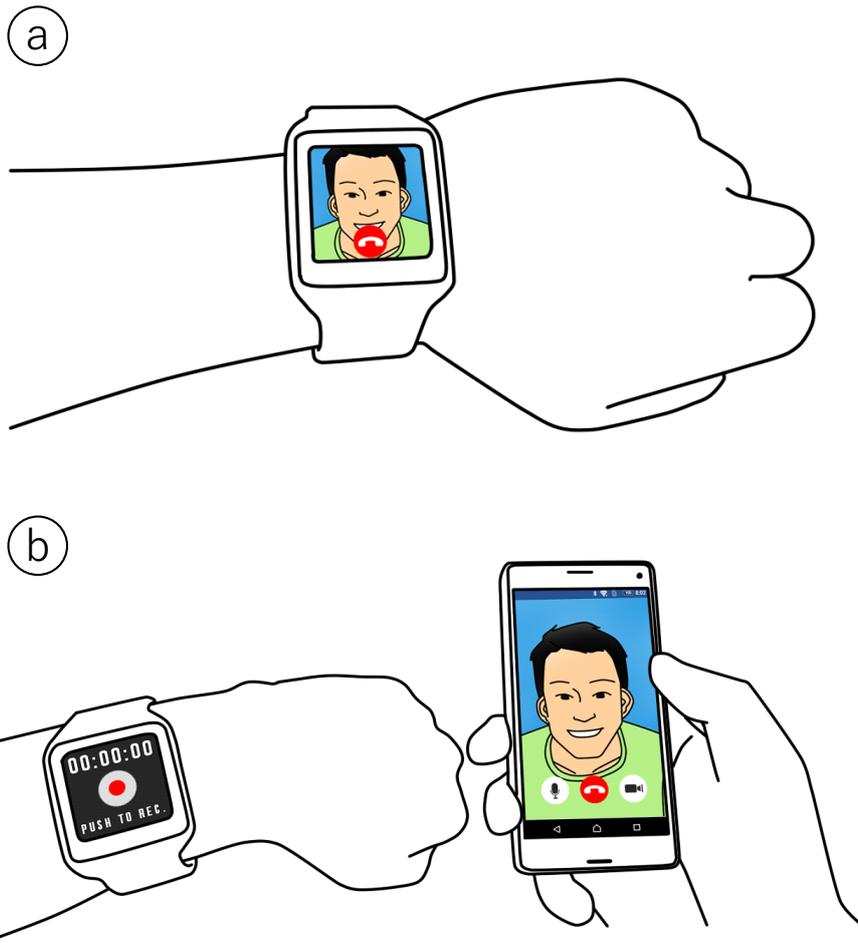


図 4.11: ビデオチャットアプリケーション. (a) スマートウォッチ上において簡単に連絡先を選択できる. (b) スマートウォッチを音声録音デバイスとして使用し, 両端末利用時音声メモを記録できる

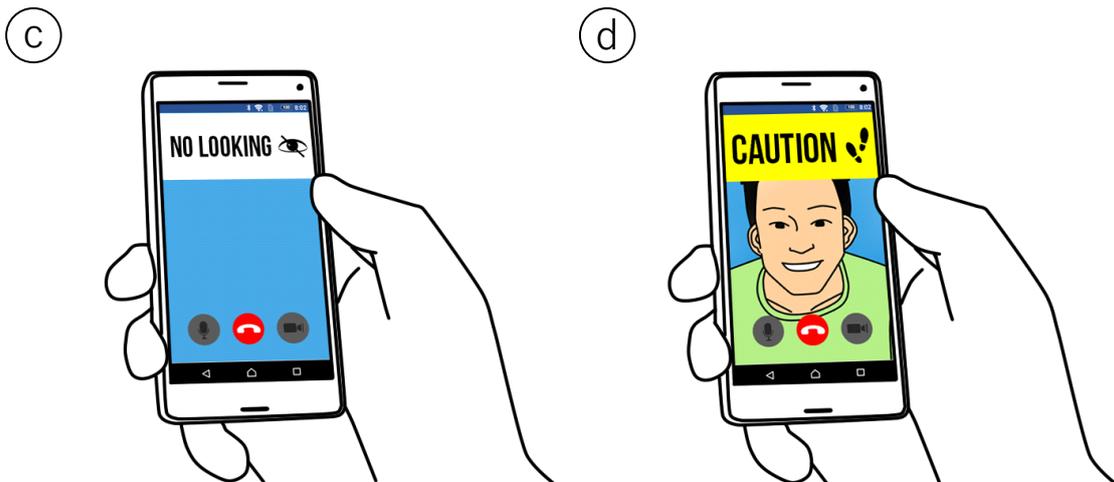


図 4.12: ビデオチャットアプリケーション. (c) 接続先の相手がどちらの端末も利用できない状況の場合, 相手が現在画面を見れない状況であることを通知する. (d) ユーザが歩きながらアプリを利用している場合, 両端末画面に注意が表示される

### 4.3.2 コンテキスト認識器

スマートフォン上において動作するコンテキスト認識器は、WEKA data mining software [HFH<sup>+</sup>09] の J48, および SMO-SVM, RF, MLP をデフォルトパラメータの設定のまま利用した。スマートフォンおよびスマートウォッチのデータ 32 フレームを窓長として収集した。これは 1.6 秒間の時間長に相当する。そして、窓ごとに特徴ベクトルを算出した。この特徴ベクトルを用いて、機械学習による認識を行う。認識結果は 20 Hz ごとに得られる。

*grip* と *arm* 要因を認識するために、認識装置はまず、スマートフォンとスマートウォッチからの加速度の二乗の和である  $a_p(t)^2$  および  $a_w(t)^2$  をそれぞれ計算した。さらに、 $a_w(t)^2$  から  $a_p(t)^2$  の差、 $a_d(t)^2$  も求めた。これらの値は、次の式により求められる。

$$\begin{aligned}a_p(t)^2 &= a_{px}(t)^2 + a_{py}(t)^2 + a_{pz}(t)^2 \\a_w(t)^2 &= a_{wx}(t)^2 + a_{wy}(t)^2 + a_{wz}(t)^2 \\a_d(t)^2 &= a_w(t)^2 - a_p(t)^2\end{aligned}$$

ユーザの行動（静止もしくは歩行）を認識するために、高速フーリエ変換（FFT）を用いて、以下の特徴量も算出した。

**Frequency Power (FP)** [BH13]  $a_p(t)^2$ , および  $a_w(t)^2$ ,  $a_d(t)^2$  の窓ごとに FFT を行った。

よって、1 つの窓から 16 個のパワースペクトルを得る。このデータの周波数範囲は 0–5 Hz, 分解能は 0.31 Hz である。

**Maximum Frequency Power (MFP)** MFP は  $a_p(t)^2$ , および  $a_w(t)^2$ ,  $a_d(t)^2$  それぞれの FP の最大値である。

**Frequency of Maximum Frequency Power (FMFP)** FMFP は各  $a_p(t)^2$ , および  $a_w(t)^2$ ,  $a_d(t)^2$  の MFP の周波数である。

加えて、認識装置は以下の特徴量も計算し用いる。

**Average Acceleration (AA)** [BI04] スマートフォンおよびスマートウォッチにおける、窓ごとの各軸の平均加速度値。

**Average Difference Acceleration (ADA)** 窓ごとの  $a_d(t)^2$  の平均値。

**Average Resultant Acceleration (ARA)** [AMS<sup>+</sup>07] 窓ごとの  $a_p(t)^2$  および  $a_w(t)^2$  の平均値。

まとめると、特徴ベクトルは、FP48 個、および MPF3 個、FMFP3 個、AA6 個、ADA1 個、ARA2 個の 63 個のデータに基づく特徴量からなる。

## 4.4 コンテキスト認識精度評価実験

24 個のコンテキストを認識する認識器がどの程度の精度にて認識できるかを評価するために、ロングインターバル実験を行った。これは、過去に学習用データとして収集したデータを用いて認識器がこれらのコンテキストを認識可能かどうかに関心があり、長期間の実験

として設計した。具体的には、データを2回(1, 2ラウンド)収集し、1ラウンド目の後に2ラウンド目を約5ヶ月後に実施した<sup>1</sup>。この5ヶ月という期間は、学習効果の少ないデータを収集できるように設けた。

#### 4.4.1 実験参加者

実験参加者は、日本人男性12名(うち研究室の学生9名)である。年齢は21–24歳(平均22.3歳)であった。スマートフォンの使用経験は0カ月から96カ月(平均50.25カ月)であった。実験参加者は1名を除き全員右利きであり、全実験参加者に利き手にかかわらず左手首にスマートウォッチを装着してもらった。スマートウォッチの使用経験者は4名であり、その使用期間は1カ月–12カ月であった。腕時計の使用経験者は5名であった。1ラウンドの所要時間は1人あたり約50分であった。

#### 4.4.2 実験手順

図4.4に示す与えられたコンテキストを実験参加者に行ってもらい、スマートフォンおよびスマートウォッチから加速度データを収集した。本実験は、安全のため静かな室内において行った。

初めに、参加者にスマートウォッチを左手首に装着してもらった。その後、スマートフォンに1つのコンテキストのID(すなわち、 $a-n$ および $a'-j'$ )を表示させた。これらのコンテキストは、図4.4に含む説明文および写真を実験説明書に記載し説明した。実験参加者が指示されたコンテキストを行う際、あるコンテキストが次のコンテキストに影響を与えないよう、コンテキスト間の時間を十分に確保した。また、あるコンテキストにおいて指示どおり行えなかった場合、再度そのコンテキストを行ってもらった。 $a'-j'$ の歩く動作を伴うコンテキストは、床に貼られた2つのテープの間を歩くように指示し、その距離は10m(10.94ヤード)とした。実験中、スマートフォンを操作できる状況の場合(例： $a$ ,  $d$ )、表示されている画像表示アプリを約1秒間隔にスワイプもしくはタップして操作するよう指示した。実験参加者は、100フレーム分のデータの収集が完了するまでコンテキストを行ってもらった。両ラウンドとも同じ椅子および机を使用し、実験条件の統制を行った。各ラウンドにおいて、4セッションを行ってもらい、各セッションは、24個のコンテキストを無作為な順序にて1回ずつ行うこととした。実験参加者は2セッション実施後、5分間の休憩を取ってもらった。

結果、合計230,400サンプル(2ラウンド×12名×24コンテキスト×4セッション×100フレーム)収集した。

#### 4.4.3 結果

認識器の性能を把握するため、特に過去に学習用に収集したデータを用いてコンテキストを認識できるかどうかを評価するために、7種類の分析を行った。これらの分析は、WEKA data mining software [HFH<sup>+</sup>09]のJ48、およびSMO-based SVM, RF, MLPを用いて行った。

<sup>1</sup> 1ラウンド目：2016年4月9日–2016年4月10日、2ラウンド目：2016年9月1日–2016年9月11日。

表 4.7: 1, 2 ラウンドのデータにおけるユーザごとのデータ利用時における平均認識精度. 括弧内の値は標準偏差値を示す

Classifier	first round	second round	second round (except P2)
J48	83.9 (6.9)	86.2 (6.9)	87.2 (5.9)
SMO-based SVM	<b>94.0</b> (4.6)	93.2 (12.0)	<b>95.8</b> (3.9)
RF	<b>94.0</b> (4.3)	<b>93.3</b> (9.4)	95.1 (3.3)
MLP	93.7 (4.2)	93.0 (13.1)	95.5 (3.3)

表 4.8: 1, 2 ラウンドにおける他者データ利用時における平均認識精度. 括弧内の値は標準偏差値を示す

Classifier	first round	second round	second round (except P2)
J48	84.9 (6.4)	77.8 (14.7)	81.5 (7.8)
SMO-based SVM	88.8 (2.9)	<b>84.0</b> (13.6)	<b>87.6</b> (5.9)
RF	<b>89.7</b> (2.8)	<b>84.0</b> (12.1)	87.3 (4.3)
MLP	85.0 (5.7)	78.8 (14.3)	82.4 (7.2)

#### ユーザ自身のデータ利用時の認識精度

個々のユーザに対する認識器の実現可能性を調査するために、ユーザごとの認識器の精度を評価した。まず、1 人の実験参加者の 1 つのラウンドにて収集したデータの内、3 セッションのデータを用いてモデルを学習し、残りのセッションのデータをテストデータとして評価した。このとき、訓練およびテストデータのすべての組合せにおいて評価を行い、これらの結果の平均値を求めた（すなわち、4 分割交差検証）。この 4 分割交差検証は、各参加者の 2 ラウンド分のデータをそれぞれ用いて実施した。結果、1 ラウンド目のデータにおいて、J48, SMO-based SVM, RF, MLP の各ユーザにおける認識器の精度は、それぞれ 83.9% (SD = 6.9), および 94.0% (SD = 4.6), 94.0% (SD = 4.3), 93.7% (SD = 4.2) であった。2 ラウンド目のデータにおいて、それぞれ 86.2% (SD = 6.9), 93.2% (SD = 12.0), 93.3% (SD = 9.4), 93.0% (SD = 13.1) であった（表 4.7）。結果の更なる分析において、結果を確認したところ、2 ラウンド目のデータを用いた認識において、1 人の実験参加者の認識精度が低いことが判明した。よって、この実験参加者のデータを外れ値として、平均値の計算から外した場合の平均認識精度も求めた。結果、2 ラウンド目のデータにおいて、認識精度はそれぞれ 87.2% (SD = 5.9), および 95.8% (SD = 3.9), 95.1% (SD = 3.3), 95.5% (SD = 3.3) となり、認識精度が向上した。

#### 他者データ利用時の認識精度

異なるユーザのデータを用いた認識器の精度を評価し、他者データ利用時 [HSH11] の認識器の実現可能性を評価した。そのため、11 人の実験参加者のデータを用いてモデルを学習し、残り 1 人の実験参加者のデータをテストデータとした（12-fold participant-independent cross-validation）。表 4.8 に示すように、1 ラウンド目のデータによる精度は、J48, および SMO-based SVM, RF, MLP を用いた場合それぞれ、84.9% (SD = 6.1), 88.8% (SD = 2.9), 89.7% (SD = 2.8), 85.0% (SD = 5.7) であった。SVM を認識器とし 1 ラウンド目のデータ

を用いた際の混同行列を表 4.9 に示す。また、2 ラウンド目のデータによる認識精度はそれぞれ、77.8% (SD = 14.7), 84.0% (SD = 13.6), 84.0% (SD = 12.1), 78.8% (SD = 14.3) であった。SVM を認識器とし 2 ラウンド目のデータを用いた際の混同行列を表 4.10 に示す。評価結果を分析したところ、2 ラウンド目のデータ利用時、1 人の実験参加者の認識率が低いことが確認された。そこで、その実験参加者のデータは外れ値とし除外した場合の平均値も求めた。その結果、2 ラウンド目のデータ利用時の認識率はそれぞれ 81.5% (SD = 7.8), 87.6% (SD = 5.9), 87.3% (SD = 4.3), 82.4% (SD = 7.2) と、表 4.8 に示す結果となった。

#### 過去データ利用時のユーザごとの認識精度

認識器が以前に訓練用に収集したデータを用いてコンテキストを認識できるかどうかを調査するために、まず、ある実験参加者から収集した 1 ラウンド目のデータを用いてモデルを訓練し、同一実験参加者の 2 ラウンド目のデータをテストデータとして評価を実施した。すべての訓練およびテストの組み合わせにて評価を行い、各参加者の平均認識精度を求めた。結果、認識精度は、J48、および SMO-based SVM, RF, MLP がそれぞれ、69.4% (SD = 17.5), 84.7% (SD = 13.8), 77.8% (SD = 9.1), 83.8% (SD = 17.1) であった (表 4.11)。評価結果分析において、ある 1 人の実験参加者の認識精度が 24.9% と、他の参加者に比べて低いことが確認された。よって、この実験参加者のデータを平均値から除いた場合の認識精度を求めた。結果、認識率はそれぞれ 73.4% (SD = 11.0), 88.5% (SD = 5.1), 79.5% (SD = 7.3), 88.5% (SD = 5.0) であった。

#### 他者の過去データ利用時の認識精度

過去の他者データ利用時の認識器の精度を評価し、他者データ利用時 [HSH11] の認識器の実現可能性を評価した。1 ラウンド目の実験参加者全員のデータを用いてモデルを学習し、2 ラウンド目の全実験参加者のデータをテストデータとし、その精度を求めた。結果、平均認識精度は J48、および SMO-based SVM, RF, MLP がそれぞれ、71.5%, 85.1%, 82.2%, 82.9% を示した (表 4.11)。

#### 学習に必要なデータ量

認識精度を安定させるために必要な学習データ量を検討した。そのために、実験参加者のデータを段階的に追加しモデルを学習し、残りのデータを用いてテストを行い、認識精度を求めた。各  $n = \{1, \dots, 11\}$  について、まず 12 人の参加者データからランダムに  $n$  名の実験参加者のデータを選択し、残りの実験参加者データをテストデータとして評価を行った。この学習およびテストとして 1 ラウンド目のデータを用いて、各  $n$  について合計 12 回実施、その結果を平均化した。訓練データの実験参加者数ごとの平均認識精度を図 4.13 に示す。図 4.13 ことから、J48、および SMO-based SVM, RF は 8 名分 (76,800 サンプル)、MLP は 4 名分 (38,400 サンプル) の学習データがあれば認識精度が安定することが読み取れる。したがって結果より、8 名分の実験参加者のデータがあれば、認識器を学習するのに十分であることが示唆された。

表 4.9: 1 ラウンド目の他者データ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	67.7	0	0	32.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	
	b	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	99.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	0	0	0
	d	32.9	0	0	60.6	0	0	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	94.1	0	0	0	0	0	0	0	0	5.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	84.8	0	0	0	0	0	3.1	10.8	1.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	94.6	0	0	0	5.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	0	94.1	5.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	13.7	0	8.3	0	0	0	2.8	72.7	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0.4	0
	j	0	0	0	0	0	0	0	0	7.0	0	92.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.9
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.1	0	3.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	9.0	0	0	0	0	0	0	91.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7.0	0	93.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	59.9	0	0	40.0	0	0	0	0	0	0
	b'	0.0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.0	97.9	0	0	0	0	0	0	0	0
	c'	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.5	0	0	0	0	0	0	1.3
	d'	0.6	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	2.6	0	0	33.1	0	0	63.3	0	0.1	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	99.6	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	99.3	0	0	0.7
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.4	0	0	94.8	2.2	0
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.4	0	4.2	0	0	1.3	90.0	0.1
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.0	0	0	0	0	0	0	0	4.4	0	0	0.5	2.3	0	2.1	88.7

表 4.10: 2 ラウンド目の他者データ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	65.0	0	0	28.0	5.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0.3	0	0	0.4	0.4	0	0	0	0	0	0
	b	0	99.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	83.8	0	0	0	0	0	0	9.9	6.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1
	d	18.7	0	0	70.9	5.4	0	0	0	0	0	0	4.2	0	0	0.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	e	8.3	0	0	0	89.0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	84.9	0	0	0	0	0	0.2	11.2	3.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	88.0	0	0	0	12.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	0	6.3	80.2	13.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	2.1	0	8.3	0	0	0	7.7	74.6	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0.6	0
	j	0	0	0	0	0	8.3	6.3	0	0	85.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0.4
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	89.9	0	10.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	13.8	0	0	0	0	0	2.8	81.2	1.7	0	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11.1	0	88.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.2	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	1.0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.2	55.0	0	0	37.3	6.7	0	0	0	0	0
	b'	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.5	0	0	0	0	0	0	0	0
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.5	0	0	0	0	0	0.2	6.3
	d'	0.0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	38.9	0	0	52.8	7.5	0.2	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0.3	93.4	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0.7	0	0	0	0	0	0.5	0	98.6	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	94.2	0	0	5.8
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5.6	89.2	1.8	0.7
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	6.1	0	3.7	0.1	2.1	0	0	3.3	78.0	6.3
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	3.4	0	0	0	5.0	4.0	0	0.0	87.4

表 4.11: 過去データ利用時におけるユーザごとおよび他者データ利用時における平均認識精度. かつこ内の値は標準偏差値を意味する

Classifier	long-interval per-user	long-interval per-user (except P2)	long-interval general
J48	69.4 (17.5)	73.4 (11.0)	71.5
SMO-based SVM	<b>84.7</b> (13.8)	<b>88.5</b> (5.1)	<b>85.1</b>
RF	77.8 (9.1)	79.5 (7.3)	82.2
MLP	83.8 (17.1)	<b>88.5</b> (5.0)	82.9

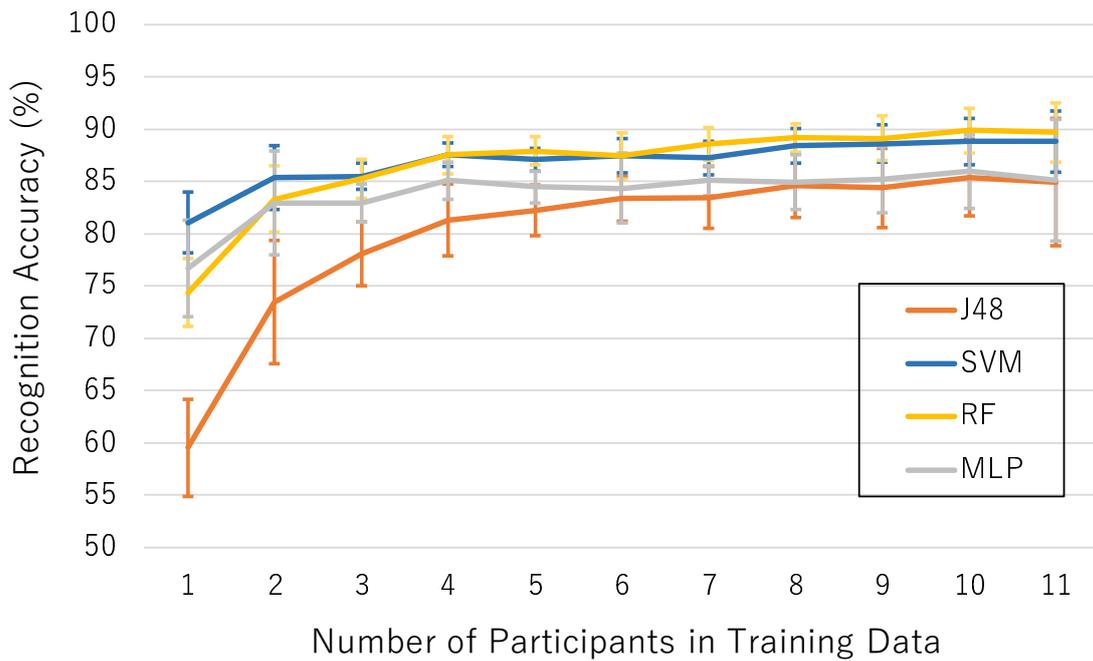


図 4.13: 訓練データ量および認識精度の関係

表 4.12: スマートフォンもしくはスマートウォッチのデータのみを用いた場合におけるユーザごとのデータ利用時における平均認識精度

Classifier	Only Smartphone	Only Smartwatch	Both Devices
J48	50.7 (8.8)	44.6 (8.7)	83.9 (6.9)
SMO-based SVM	<b>54.2</b> (7.7)	48.6 (7.9)	<b>94.0</b> (4.6)
RF	53.2 (9.1)	<b>49.7</b> (8.3)	<b>94.0</b> (4.3)
MLP	52.2 (8.4)	<b>49.7</b> (8.6)	93.0 (13.1)

#### 1つの端末のみを用いた場合の認識精度

本手法は、スマートフォンおよびスマートウォッチを組み合わせることでコンキストを認識する手法について検討した。両端末を同時に使用することによって、認識精度が向上するという仮説を検証するために、スマートフォンもしくはスマートウォッチのデータのどちらか片方のみを使用した場合の認識精度を分析した。1ラウンド目のデータ使用時の精度が2ラウンド目のデータ利用時よりも認識精度が高い傾向であったため、1ラウンド目のデータを用いて検証を行った。また、本検討はユーザごとのデータを学習した場合の認識精度を分析した。

**スマートフォンのみ利用時** スマートフォンのデータから得られるFP16個, MFP1個, FMFP1個, AA3個, ARA1個からなる22個の特徴量を使用した。結果、認識精度はJ48, およびSMO-based SVM, RF, MLPにおいてそれぞれ50.7% (SD = 8.8), 54.2% (SD = 7.7), 53.2% (SD = 9.1), 52.2% (SD = 8.4)と、表4.12に示す結果となった。

**スマートウォッチのみ利用時** スマートウォッチのデータから得られるFP16個, MFP1個,

FMFP1 個, AA3 個, ARA1 個からなる 22 個の特徴量を使用した. 結果, 認識精度は J48, および SMO-based SVM, RF, MLP においてそれぞれ 44.6% (SD = 8.7), 48.6% (SD = 7.9), 49.7% (SD = 8.3), 49.7% (SD = 8.6) と, 表 4.12 に示す結果となった.

#### 認識に重要な特徴量

WEKA data mining software [HFH<sup>+</sup>09] を用いて, RF における重要な特徴量を分析した. 検証用データとして, 2 ラウンド目よりもデータ認識精度が高い, 1 ラウンド目のデータを用いた. また, 分析では他者データ利用時の評価における重要特徴量を分析した. この結果を表 4.13 に示す. 表 4.13 において, {Phone/Watch/diff}FFT $n$  は,  $n \times 0.31$  Hz の周波数における各  $a_p(t)^2$ , および  $a_w(t)^2$ ,  $a_d(t)^2$  の FP を意味する. {Phone/Watch}Accel{X/Y/Z} は, スマートフォンおよびスマートウォッチの加速度を意味する. DiffAccel は ADA を意味する. max{Phone/Watch/Diff}FFTHz は, 各  $a_p(t)^2$ , および  $a_w(t)^2, a_d(t)^2$  における MFP の周波数を意味する. 分析の結果, 表 4.13 より, PhoneFFT2 ( $2 \times 0.31$  Hz = 0.62 Hz におけるスマートフォンの FP) が最も重要な特徴量であることが示された.

#### 4.4.4 結果に関する考察

ユーザごとの認識器では, J48 を除き両ラウンドにおいて 90% 以上の平均認識精度を達成した. 他者データ利用時の認識器は, SMO-based SVM および RF が両ラウンドとも 80% の認識精度を達成した. また, 過去データ利用時のユーザごとおよび他者データにおける認識器は, SMO-based SVM および MLP において, 80% 以上の認識精度を達成した. しかし, RF を用いた場合の認識精度は 80% 以下であった. これらの結果から, SMO-based SVM が本手法において検討した 24 個のコンテキスト認識に適していることが示された.

表 4.7, 4.8, 4.11 に示したように, 認識精度が最も低い実験参加者データを除き解析した場合, 2 ラウンド目の認識精度が向上することを確認した. 外れ値である実験参加者のデータを分析した結果, ユーザごとのデータ利用時における認識器において, 特定のセッションのデータを用いた際に, 認識精度が最も低くなることが分かった. この理由として, 手首が細いために, スマートウォッチのベルトが緩く固定が甘かったためと思われる. しかし, 外れ値の実験参加者のデータを除いた 2 ラウンド目のデータを学習させた認識器は, 1 ラウンド目のデータよりも低い認識精度を示す傾向が見られた. このことから, 2 ラウンド目のデータは 1 ラウンド目のデータよりも質が悪いことが示唆される. この理由として考えられる理由とし, 無線通信のトラフィックが混雑していたことが考えられる. 1 ラウンド目の実験は土日に実施したが, 2 ラウンド目は平日に実施していた. このため, スマートウォッチからスマートフォンへの通信速度が低下した可能性がある. この課題に対しては, スマートウォッチからのパケットにタイムスタンプを付与し, スマートフォンおよびスマートウォッチの加速度センサデータを同期させるような実装に変更する予定である.

表 4.12 に示すように, 両端末を使用した場合の方が, 片方の端末のみを使用した場合よりも 30% 以上精度が高くなることが示された. よって, 両端末を使用することにより, 多くのコンテキストを認識することができたといえる.

表 4.13: 1 ラウンドの他者データ利用時における重要な特徴量分析結果. 平均不純度変少量 (MDI, Mean Decrease Impurity) が高いほど重要な特徴量であることを意味する

#	Feature	MDI	#	Feature	MDI
1	PhoneFFT2	0.538	33	WatchFFT11	0.369
2	PhoneFFT3	0.52	34	WatchFFT9	0.367
3	PhoneAccelX	0.515	35	WatchFFT12	0.366
4	PhoneFFT1	0.501	36	WatchFFT13	0.365
5	PhoneFFT4	0.499	37	maxWatchFFTHz	0.363
6	PhoneFFT6	0.492	38	WatchFFT14	0.358
7	PhoneFFT5	0.489	39	diffFFT1	0.356
8	PhoneFFT7	0.489	40	WatchFFT15	0.349
9	PhoneFFT8	0.489	41	WatchFFT16	0.347
10	PhoneFFT9	0.476	42	diffFFT2	0.344
11	PhoneAccelY	0.468	43	diffAccel	0.34
12	PhoneFFT10	0.467	44	diffFFT3	0.338
13	PhoneFFT11	0.458	45	diffFFT4	0.33
14	PhoneAccelZ	0.453	46	phoneAccelSum	0.328
15	PhoneFFT12	0.449	47	maxDiffFFTHz	0.327
16	PhoneFFT13	0.444	48	diffFFT8	0.324
17	PhoneFFT14	0.433	49	diffFFT6	0.323
18	PhoneFFT15	0.425	50	diffFFT5	0.32
19	maxPhoneFFTHz	0.422	51	diffFFT10	0.32
20	PhoneFFT16	0.419	52	diffFFT7	0.319
21	WatchFFT2	0.415	53	watchAccelSum	0.318
22	WatchAccelX	0.413	54	diffFFT9	0.315
23	WatchAccelY	0.413	55	diffFFT11	0.311
24	WatchFFT1	0.41	56	diffFFT12	0.308
25	WatchFFT3	0.408	57	diffFFT13	0.306
26	WatchAccelZ	0.403	58	diffFFT15	0.305
27	WatchFFT4	0.399	59	diffFFT14	0.303
28	WatchFFT6	0.392	60	diffFFT16	0.299
29	WatchFFT5	0.391	61	maxDiffFFT	0.283
30	WatchFFT7	0.385	62	maxPhoneFFT	0
31	WatchFFT10	0.372	63	maxWatchFFT	0
32	WatchFFT8	0.371			

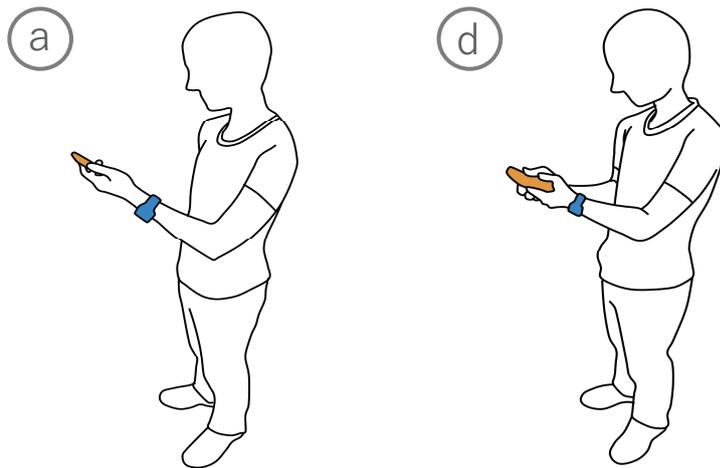


図 4.14: コンテキスト a よび d. これらのコンテキストは、左手をスマートフォン操作に利用しているかどうか異なる

表 4.13 に示すように、 $\max\{\text{Phone/Watch}\}\text{FFT}$  を除く全ての特徴量が認識に貢献したことが示された。本実験では、最大パワースペクトルの周波数が常に 0.00 Hz であったために、認識の特徴量として寄与せず、 $\max\{\text{Phone/Watch}\}\text{FFT}$  の重要度が 0.000 となっていたと考えられる。よって、今後の実装では、2 番目および 3 番目に大きいパワースペクトルを示す周波数を代わりに使用するよう、特徴量を修正する予定である。

## 4.5 議論および課題

実験の結果、ユーザごとのデータ利用時および他者データ利用時においても、多くのコンテキストを高い精度にて認識することに成功した。しかし、これらの認識器を実用化するためには、改良が必要である。まず、図 4.9, 4.10 において示したとおり、類似したコンテキスト（例：a および d, a' および d', c および i）は混同し認識してしまう傾向がある。具体的には、a および d (a' および d') は、左手の握り方および腕の要因が類似している（図 4.14）。c および i の違いは、スマートフォンを左手把持されているか、もしくはポケットに入れているかという点である。当面の課題は、このような混同を解消することである。例えば、スマートフォンに内蔵された慣性センサの利用および GripSense [GWP12] などの既に確立された技術を組み合わせることが解決策として考えられる。2 つ目に、先に述べた結果は 1 フレームを解析した結果である。したがって、時間方向にローパスフィルタを適用し、認識精度を向上させることも考えられる。これらの点は、実際のアプリケーションにおけるコンテキスト認識器を実装し、評価するとよいと考える。

今回の実験は、管理された環境（屋内）という限られた条件下において行われた。しかし、日常のユーザは様々な状況および場面（例：バス乗車中および屋外）において、スマートフォンおよびスマートウォッチを使用することが一般的である。そのため、様々な環境の影響を評価するための実験は実用に向けた評価として重要である。また、今回の実験参加者はすべて日本人男性である。したがって、人種、および文化、性別、歩行パターン、姿

勢などの類似性を考慮し、これらが本手法にどのような影響があるかどうか考慮することも重要である。

今回利用するコンテキストは、日常生活の中に存在するコンテキストのほんの一部である。このほかにも、ベッド上においてスマートフォンを使う、およびスマートウォッチを外して机の上に置く、テーブル下においてスマートフォンを両手にて使う等、多くのコンテキストを調査する必要がある。また、カバンを片手把持するなど、日常的な生活行動を伴うコンテキストも本研究では検討されていない。今後の研究では、このような他のコンテキストおよび日常活動も考慮することも重要である。

本手法では、コンテキストに適した UI の優先順位を定義した。しかし、これらの UI が本当にコンテキストに適しているかについては評価していない。これらについては、SynCro のアプリケーションを実際に使ってもらい、その使い勝手を評価することもさらなる機能改善において重要な観点の 1 つである。

また、遅延も気になる点の 1 つである。認識システムでは、FFT を使用するために、認識結果を計算するための遅延が発生する。現在の実装では、窓が 1.6 秒、計算に 0.05 秒必要であるため、遅延は 1.65 秒発生する。計算処理の高速化および遅延の影響によるユーザビリティ調査も実利用時においては、考慮が必要な点である。

## 4.6 まとめ

本研究では、スマートフォンおよびスマートウォッチ間において、コンテキストを考慮したクロスデバイスインタラクションを提案した。まず、24 個の認識するコンテキストを示し、それぞれに適した UI を検討し、その提示優先順位を定義した。また、コンテキストを考慮した UI を持つアプリケーション例も示した。アプリケーション例として、地図アプリケーション、および通知管理システム、マルチタスクアプリケーション、音楽プレーヤ、ビデオチャットアプリケーションを示した。

これらのコンテキスト認識 UI に対応するために、スマートフォンおよびスマートウォッチの加速度センサを用いた機械学習に基づくコンテキスト認識器の性能を調査した。J48 決定木、およびサポートベクターマシン、ランダムフォレスト、多層パーセプトロン の 4 つの機械学習アルゴリズムを用いて、7 種類の評価を行った。各アルゴリズムにおいて、学習用に収集したデータを用いて、各コンテキストをどの程度の精度にて認識できるかを過去のデータを学習データとする場合も含め検証した。結果、サポートベクターマシンが今回対象とした 24 個のコンテキスト認識に適していることを示した。また、両端末中片方の端末のみを使用した場合よりも、両端末を使用した場合の方が、より多くのコンテキストを高精度に認識できることも示した。

## 第5章 結論

### 5.1 提案手法

本研究では、静かなウェアラブル端末インタラクションの実現に寄与するべく、操作・姿勢推定に基づく3つの操作方法を示した。

1. B2B-Swipe: ベゼル間の距離の短さを利用した超小型端末向けタッチジェスチャ  
端末に直接触れ行う直接操作に対し、本手法は端末画面縁を2度交差する指による操作を推定し、これに基づいた新たなタッチジェスチャを提案した。本手法は、追加センサなしに、16通りもの入力方法を増やすことを可能とした。よって、直接操作における操作回数および動作量軽減に貢献した。
2. AudioTouch: アクティブ音響センシングを用いたマイクロジェスチャ認識手法  
ジェスチャによる端末に触れず行う間接操作に対し、本手法はアクティブ音響センシングを用いた手の姿勢、すなわち、手形状推定手法を確立し、これに基づいた新たなマイクロジェスチャ認識手法を提案した。本手法は、手の甲に2つのセンサのみを貼り付け、微小な手指の動作に基づくマイクロジェスチャの認識を可能とした。これにより、間接操作における操作回数および動作量軽減に貢献した。
3. SynCro: 状況に応じたスマートフォンおよびスマートウォッチを用いたクロスデバイスインタラクション  
スマートフォンおよびスマートウォッチ操作の操作端末切り替えに伴う端末切り替え操作に対し、本手法は両端末を用いたユーザの操作姿勢推定に基づいた、コンテキストに基づくスマートフォンおよびスマートウォッチクロスデバイスインタラクションを提案した。本手法は、市販のスマートフォンおよびスマートウォッチのみを用いて実現でき、ユーザのコンテキストに応じたUIの提供を可能とした。これによって、端末切替操作における操作回数および動作量軽減に貢献した。

これら3つの操作方法は、ウェアラブル端末の主な操作である、直接操作、および間接操作、端末切替操作にそれぞれ対応している。これらをユーザに提供することによって、ユーザは自身の状況に応じた操作方法を選択し利用できることが可能になる。ウェアラブル端末の多様な利用状況に対応できるよう、複数の操作方法をユーザに提供することによって、操作の自由度を高め、ウェアラブル端末インタラクション全体について静かなウェアラブル端末インタラクションを実現することができる。

操作・姿勢推定に基づく新たなインタラクション手法によって、操作回数および操作動作量を少ないものとすることができる。図5.1にその例を示す。図5.1は、直接操作におけるスマートフォン、およびスマートウォッチ、本研究を利用した場合のスマートウォッチ操作におけるアラーム設定の例における操作回数を示したものである。操作・姿勢推定に基づ

例：アラームの設定  
スマートフォン



①アプリの起動、②アラーム選択、③アラームの設定

操作回数：  
3回

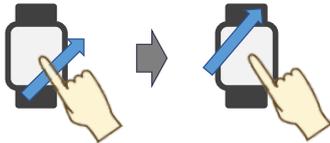
スマートウォッチ



①-③アプリの起動、④アラーム選択、⑤アラームの設定

操作回数：  
5回

本研究



①アプリの起動、②アラーム選択、アラームの設定

操作回数：  
2回

図 5.1: 操作回数の比較. アラーム設定の例

く新たなインタラクション手法によって、ショートカット操作およびユーザインタフェースの自動化を行うことができるために、操作回数を少ないものとすることができる。操作操作量についても操作回数が少なくなるために、操作動作量も従来と比べ少なくすることができる。

加えて、本研究の操作回数、動作量、センサ数を軽減し実現される静かなウェアラブル端末インタラクションという考えは、スマートウォッチのみならず、ワイヤレスイヤホンおよびスマートグラスといった、他のウェアラブル端末を用いるインタラクションを設計する際に参考とすることができる。利用する端末を活用した操作・姿勢推定手法に基づくショートカット操作およびユーザインタフェースの自動化を組み合わせることによって、これら他端末を対象とした場合においても、操作回数および操作動作量を軽減し、静かなウェアラブル端末インタラクションを実現できる。

## 5.2 研究の貢献

本論文の貢献について述べる。本研究では、現状のウェアラブル端末インタラクションの課題を提起するとともに、これを解決する1つの方策として、静かなウェアラブル端末インタラクションを実現するための要件を定義し、これらを設計するための方針をまとめた。ウェアラブル端末インタラクションはその形態から操作回数、および操作動作量、操作端末の増加により、操作に伴う行動量が増加し、ウェアラブル端末の操作はユーザにとって忙しくなく、疲れやすいものとなっている。これらについて、直接操作、間接操作、端末切替操作についてそれぞれ手法を確立し、ウェアラブル端末インタラクション全体について操作回数および操作動作量を軽減することが重要であることを示した。

本研究では、各インタラクション要素について新たな推定手法に基づいた操作方法を確

立し、静かなウェアラブル端末インタラクションを実現した。ウェアラブル端末インタラクションの操作場面を想定すると、操作回数および操作動作量の増加により、操作が騒がしく忙しいものとなり、操作に伴い周囲の注意をひく場合がある。よって、本研究では、ウェアラブル端末インタラクションにおける操作回数、および操作動作量、センサ数の軽減を目指した。このために、操作・姿勢推定に基づく新たなインタラクション手法を確立し、ショートカット操作およびユーザインタフェースの自動化を用いることによって、ウェアラブル端末インタラクションの操作回数および操作動作量が軽減できることをアプリケーション例により示し、静かなウェアラブル端末インタラクションの例を示した。

本研究において、提案した各要素を単一だけでなく場合に応じて使い分けることによって、ウェアラブル端末インタラクションの操作自由度を高められることを示し、ウェアラブル端末の操作性向上に貢献した。ウェアラブル端末インタラクション全体に関して、操作・姿勢推定に基づく新たなショートカット操作およびユーザインタフェースの自動化手法を構築することによって、多様な操作場面に対応できるために操作回数および操作動作量を軽減し、ウェアラブル端末インタラクション全体の操作性を向上できることを示した。

本研究において、他のウェアラブル端末への、静かなウェアラブル端末インタラクションの適用可能性を示した。本研究では主にスマートウォッチを対象としたインタラクションについて述べた。本研究において示した、静かなウェアラブル端末インタラクションの考えは、ワイヤレスイヤホンおよびスマートグラスなど、他のウェアラブル端末インタラクションにおいても利用できるものである。これによって、本研究のさらなる展開先も示した。

## 謝辞

学類の研究室配属からの学士課程，ならびに博士前期課程，博士後期課程修了までの8年間にわたる修学ならびに研究活動にあたり，生活面から研究に至るまで丁寧かつ親身にご指導いただいた志築文太郎教授に感謝の意を表します。誠にありがとうございました。先生の熱心なご指導と寛容さにより，研究室活動において多様な挑戦を行うことができ，また，研究者に必要な研究能力を研鑽し，身につけることができました。

また，田中二郎教授，三末和男教授，高橋伸准教授，嵯峨智准教授，ヴァシラケ シモナ助教，川口一画助教には，研究室配属前のプレセミナーから，普段の研究やゼミ活動，および合宿における研究議論など，様々な場面において多くのご助言・ご指導をいただきました。心より感謝いたします。

インタラクティブプログラム (IPLAB) 研究室の先輩，同期，後輩の皆様方に加え，特に WAVE チームの皆様には大変お世話になりました。IPLAB の皆様とは，研究における協調や議論だけでなく，日々の生活においても学ぶことが多く，非常に楽しく，充実した研究室生活を送ることができました。ありがとうございました。皆さまのさらなるご活躍を心よりお祈りしております。

加えて，博士前期課程の1年4カ月，企業における2年間において，JST の ACT-I, ACT-I 加速フェーズに採択させていただき，自らの発想に基づき，獲得した研究予算を使って研究を行う経験をさせていただきました。研究期間において，他の研究者の方と交流することや，これまで以上に責任を持ち研究を行うことは，楽しく，また，得難い経験となりました。私にこのような機会をくださった，また，研究に関するアドバイスや交流をしてくださった，後藤真孝統括，担当アドバイザーであった五十嵐健夫教授，およびその他の領域アドバイザーの先生方，私と同じく採択された研究者の方々，JST の方々に深く感謝申し上げます。今後，「個」を確立した研究者になれるよう，引き続き日々研鑽に励み努めたいと思います。

本博士論文の審査に際しては，主査として三末和男教授，副査として志築文太郎教授，伊藤雄一教授，滝沢穂高教授，高橋伸准教授，古川宏准教授に引き受けていただき，予備審査の際に様々なご意見と知見を頂戴いたしました。深く感謝申し上げます。

本論文の研究に際し，多くの方々に実験に協力いただきました。本研究の趣旨を理解し快く協力していただいた，実験協力者の方々に感謝申し上げます。

上記に述べた方々以外にも，本当に多くの企業の方々，研究者の方々，研究所の方々，先生方にご支援いただくとともに，研究内容に関しても議論いただいたおかげで，研究をより深めることができました。厚く御礼申し上げます。

最後に，私の生活を支えてくださった家族や友人，研究においてお世話になった方々に深く感謝いたします。

## 参考文献

- [AGWF11] Michelle Annett, Tovi Grossman, Daniel Wigdor, and George Fitzmaurice. Medusa: A proximity-aware multi-touch tabletop. In *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '11, p. 337–346, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [ALS08] Daniel Ashbrook, Kent Lyons, and Thad Starner. An investigation into round touchscreen wristwatch interaction. In *Proceedings of the 10th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, MobileHCI '08, pp. 311–314, New York, NY, USA, 2008. ACM.
- [AMS<sup>+</sup>07] Ian Anderson, Julie Maitland, Scott Sherwood, Louise Barkhuus, Matthew Chalmers, Malcolm Hall, Barry Brown, and Henk Muller. Shakra: Tracking and sharing daily activity levels with unaugmented mobile phones. *Mobile Networks and Applications*, Vol. 12, No. 2, pp. 185–199, 2007.
- [AST16] Shuhei Aoyama, Buntarou Shizuki, and Jiro Tanaka. ThumbSlide: An interaction technique for smartwatches using a thumb slide movement. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '16, pp. 2403–2409, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [BF04] Gábor Blaskó and Steven Feiner. An interaction system for watch computers using tactile guidance and bidirectional segmented strokes. In *Proceedings of the Eighth International Symposium on Wearable Computers*, ISWC '04, pp. 120–123, USA, 2004. IEEE Computer Society.
- [BG17] Riley Booth and Peter Goldsmith. Detecting finger gestures with a wrist worn piezoelectric sensor array. In *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC '17, pp. 3665–3670, 2017.
- [BH13] Agata Brajdic and Robert Harle. Walk detection and step counting on unconstrained smartphones. In *Proceedings of the 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '13, pp. 225–234, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [BI04] Ling Bao and Stephen S. Intille. Activity recognition from user-annotated acceleration data. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Pervasive Computing*, Pervasive '04, pp. 1–17. Springer, 2004.

- [BLC<sup>+</sup>12] Sebastian Boring, David Ledo, Xiang ‘Anthony’ Chen, Nicolai Marquardt, Anthony Tang, and Saul Greenberg. The Fat Thumb: Using the thumb’s contact size for single-handed mobile interaction. In *Proceedings of the 14th International Conference on Human-computer Interaction with Mobile Devices and Services*, MobileHCI ’12, pp. 39–48, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [Bol80] Richard A. Bolt. “Put-That-There”: Voice and gesture at the graphics interface. *SIGGRAPH Computer Graphics*, Vol. 14, No. 3, p. 262–270, July 1980.
- [CCH<sup>+</sup>15] Liwei Chan, Yi-Ling Chen, Chi-Hao Hsieh, Rong-Hao Liang, and Bing-Yu Chen. CyclopsRing: Enabling whole-hand and context-aware interactions through a fisheye ring. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST ’15, pp. 549–556, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [CGWF14] Xiang ‘Anthony’ Chen, Tovi Grossman, Daniel J. Wigdor, and George Fitzmaurice. Duet: Exploring joint interactions on a smart phone and a smart watch. In *Proceedings of the 32nd SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI ’14, pp. 159–168, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [CLWC13] Lung-Pan Cheng, Hsiang-Sheng Liang, Che-Yang Wu, and Mike Y. Chen. iGrasp: Grasp-based adaptive keyboard for mobile devices. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI ’13, pp. 3037–3046, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [CN14] Mauricio Cirelli and Ricardo Nakamura. A survey on multi-touch gesture recognition and multi-touch frameworks. In *Proceedings of the Ninth ACM International Conference on Interactive Tabletops and Surfaces*, ITS ’14, p. 35–44, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [CPZO14] Chen Chen, Simon T. Perrault, Shengdong Zhao, and Wei Tsang Ooi. Bezel-Copy: An efficient cross-application copy-paste technique for touchscreen smartphones. In *Proceedings of the 2014 International Working Conference on Advanced Visual Interfaces*, AVI ’14, pp. 185–192, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [Cyb09] CyberGlove Systems Inc. CyberTouch Glove. <http://www.cyberglovesystems.com/cybertouch>, 2009. Last accessed: 18.03.2017.
- [DAS01] Anind K. Dey, Gregory D. Abowd, and Daniel Salber. A conceptual framework and a toolkit for supporting the rapid prototyping of context-aware applications. *Human-Computer Interaction*, Vol. 16, No. 2, pp. 97–166, December 2001.
- [DL01] Paul Dietz and Darren Leigh. DiamondTouch: A multi-user touch technology. In *Proceedings of the 14th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST ’01, p. 219–226, New York, NY, USA, 2001. ACM.

- [DP14] Artem Dementyev and Joseph A. Paradiso. WristFlex: Low-power gesture input with wrist-worn pressure sensors. In *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '14, pp. 161–166, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [DPPS07] Travis Deyle, Szabolcs Palinko, Erika Shehan Poole, and Thad Starner. Ham-bone: A bio-acoustic gesture interface. In *Proceedings of the 11th IEEE International Symposium on Wearable Computers*, pp. 3–10. IEEE, 2007.
- [DS15] Rajkumar Darbar and Debasis Samanta. SurfaceSense: Smartphone can recognize where it is kept. In *Proceedings of the 7th International Conference on HCI, IndiaHCI 2015*, IndiaHCI'15, pp. 39–46, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [DSD08] Laura Dipietro, Angelo M. Sabatini, and Paolo Dario. A survey of glove-based systems and their applications. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, Vol. 38, No. 4, pp. 461–482, July 2008.
- [EVBG15] Augusto Esteves, Eduardo Velloso, Andreas Bulling, and Hans Gellersen. Orbits: Gaze interaction for smart watches using smooth pursuit eye movements. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '15, pp. 457–466, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [GKT<sup>+</sup>15] Mitsuhiro Goto, Hideaki Kimata, Masahiko Toyoshi, Tatsuya Nishikiori, Kosuke Moriwaki, and Koji Nakamura. A wearable action support system for business use by context-aware computing based on web schedule. In *Adjunct Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, UbiComp/ISWC'15 Adjunct, pp. 53–56, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [GWP12] Mayank Goel, Jacob Wobbrock, and Shwetak Patel. GripSense: Using built-in sensors to detect hand posture and pressure on commodity mobile phones. In *Proceedings of the 25th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '12, pp. 545–554, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [GWP<sup>+</sup>19] Oliver Glauser, Shihao Wu, Daniele Panozzo, Otmar Hilliges, and Olga Sorkine-Hornung. Interactive hand pose estimation using a stretch-sensing soft glove. *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 38, No. 4, July 2019.
- [GZZY17] Jun Gong, Yang Zhang, Xia Zhou, and Xing-Dong Yang. Pyro: Thumb-tip gesture recognition using pyroelectric infrared sensing. In *Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '17, pp. 553–563, New York, NY, USA, 2017. ACM.

- [HAL15] Jaehyun Han, Sunggeun Ahn, and Geehyuk Lee. Transture: Continuing a touch gesture on a small screen into the air. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '15, pp. 1295–1300, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [HBW11] Chris Harrison, Hrvoje Benko, and Andrew D. Wilson. OmniTouch: Wearable multitouch interaction everywhere. In *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '11, pp. 441–450, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [HBW12] Sungjae Hwang, Andrea Bianchi, and Kwangyun Wohn. MicPen: Pressure-sensitive pen interaction using microphone with standard touchscreen. In *Proceedings of the 30th International SIGCHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing System*, CHI EA '12, pp. 1847–1852, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [HC11] Uta Hinrichs and Sheelagh Carpendale. Gestures in the Wild: Studying multi-touch gesture sequences on interactive tabletop exhibits. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '11, p. 3023–3032, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [HCY<sup>+</sup>16] Da-Yuan Huang, Liwei Chan, Shuo Yang, Fan Wang, Rong-Hao Liang, De-Nian Yang, Yi-Ping Hung, and Bing-Yu Chen. DigitSpace: Designing thumb-to-fingers touch interfaces for one-handed and eyes-free interactions. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, pp. 1526–1537, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [HFH<sup>+</sup>09] Mark Hall, Eibe Frank, Geoffrey Holmes, Bernhard Pfahringer, Peter Reutemann, and Ian H. Witten. The WEKA Data Mining Software: An update. *SIGKDD Explorations Newsletter*, Vol. 11, No. 1, pp. 10–18, November 2009.
- [HGL14] Seongkook Heo, Jiseong Gu, and Geehyuk Lee. Expanding touch input vocabulary by using consecutive distant taps. In *Proceedings of the 32nd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '14, pp. 2597–2606, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [HH08] Chris Harrison and Scott E. Hudson. Scratch Input: Creating large, inexpensive, unpowered and mobile finger input surfaces. In *Proceedings of the 21st Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '08, pp. 205–208, New York, NY, USA, 2008. ACM.
- [HH09] Chris Harrison and Scott E. Hudson. Abracadabra: Wireless, high-precision, and unpowered finger input for very small mobile devices. In *Proceedings of the 22nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '09, pp. 121–124, New York, NY, USA, 2009. ACM.

- [HHN<sup>+</sup>17] Teng Han, Khalad Hasan, Keisuke Nakamura, Randy Gomez, and Pourang Irani. SoundCraft: Enabling spatial interactions on smartwatches using hand generated acoustics. In *Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '17, pp. 579–591, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [HHP<sup>+</sup>16] Ken Hinckley, Seongkook Heo, Michel Pahud, Christian Holz, Hrvoje Benko, Abigail Sellen, Richard Banks, Kenton O'Hara, Gavin Smyth, and William Buxton. Pre-touch sensing for mobile interaction. In *Proceedings of the 34th SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, pp. 2869–2881, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [HL11a] Seongkook Heo and Geehyuk Lee. Force Gestures: Augmenting touch screen gestures with normal and tangential forces. In *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '11, pp. 621–626, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [HL11b] Seongkook Heo and Geehyuk Lee. ForceTap: Extending the input vocabulary of mobile touch screens by adding tap gestures. In *Proceedings of the 13th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, MobileHCI '11, pp. 113–122, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [HPB<sup>+</sup>14] Ken Hinckley, Michel Pahud, Hrvoje Benko, Pourang Irani, François Guimbretière, Marcel Gavriľiu, Xiang ‘Anthony’ Chen, Fabrice Matulic, William Buxton, and Andrew Wilson. Sensing techniques for tablet+stylus interaction. In *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '14, pp. 605–614, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [HPSH00] Ken Hinckley, Jeff Pierce, Mike Sinclair, and Eric Horvitz. Sensing techniques for mobile interaction. In *Proceedings of the 13th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '00, pp. 91–100, New York, NY, USA, 2000. ACM.
- [HSH11] Chris Harrison, Julia Schwarz, and Scott E. Hudson. TapSense: Enhancing finger interaction on touch surfaces. In *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '11, pp. 627–636, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [HST06] Takaomi Hisamatsu, Buntarou Shizuki, and Jiro Tanaka. A novel click-free interaction technique for large-screen interfaces. In *Proceedings of 7th Asia-Pacific Conference on Computer-Human Interaction*, APCHI '06, 2006.
- [HTM10] Chris Harrison, Desney Tan, and Dan Morris. Skinput: Appropriating the body as an input surface. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '10, pp. 453–462, New York, NY, USA, 2010. ACM.

- [HW12] Sungjae Hwang and Kwang-yun Wohn. PseudoButton: Enabling pressure-sensitive interaction by repurposing microphone on mobile device. In *Proceedings of the 30th International SIGCHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '12, pp. 1565–1570, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [HXH12] Chris Harrison, Robert Xiao, and Scott Hudson. Acoustic Barcodes: Passive, durable and inexpensive notched identification tags. In *Proceedings of the 25th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '12, pp. 563–568, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [HZS<sup>+</sup>15] Donny Huang, Xiaoyi Zhang, T. Scott Saponas, James Fogarty, and Shyamnath Gollakota. Leveraging dual-observable input for fine-grained thumb interaction using forearm emg. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '15, pp. 523–528, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [JB12] Mohit Jain and Ravin Balakrishnan. User learning and performance with bezel menus. In *Proceedings of the 30th SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '12, pp. 2221–2230, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [KCP<sup>+</sup>16] Han-Jong Kim, Seijin Cha, Richard C. Park, Tek-Jin Nam, Woohun Lee, and Geehyuk Lee. Mo-Bi: Contextual mobile interfaces through bimanual posture sensing with wrist-worn devices. In *Proceedings of HCI Korea*, HCIK '16, pp. 94–99, South Korea, 2016. Hanbit Media, Inc.
- [KEA<sup>+</sup>19] Yuki Kubo, Kana Eguchi, Ryosuke Aoki, Shigekuni Kondo, Shozo Azuma, and Takuya Indo. Fabauth: Printed objects identification using resonant properties of their inner structures. In *Extended Abstracts of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '19, p. 1–6, New York, NY, USA, 2019. ACM.
- [KEA20] Yuki Kubo, Kana Eguchi, and Ryosuke Aoki. 3d-printed object identification method using inner structure patterns configured by slicer software. In *Extended Abstracts of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '20, p. 1–7, New York, NY, USA, 2020. ACM.
- [KHI<sup>+</sup>12] David Kim, Otmar Hilliges, Shahram Izadi, Alex D. Butler, Jiawen Chen, Iason Oikonomidis, and Patrick Olivier. Digits: Freehand 3D interactions anywhere using a wrist-worn gloveless sensor. In *Proceedings of the 25th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '12, pp. 167–176, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [KHLS07] Jungsoo Kim, Jiasheng He, Kent Lyons, and Thad Starner. The Gesture Watch: A wireless contact-free gesture based wrist interface. In *Proceedings of the 11th*

*IEEE International Symposium on Wearable Computers*, ISWC '07, pp. 1–8, USA, 2007. IEEE Computer Society.

- [KHR<sup>+</sup>16] Hsin-Liu (Cindy) Kao, Christian Holz, Asta Roseway, Andres Calvo, and Chris Schmandt. DuoSkin: Rapidly prototyping on-skin user interfaces using skin-friendly materials. In *Proceedings of the 2016 ACM International Symposium on Wearable Computers*, ISWC '16, pp. 16–23, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [KST16a] Yuki Kubo, Buntarou Shizuki, and Shin Takahashi. Watch Commander: A gesture-based invocation system for rectangular smartwatches using b2b-swipe. In *Adjunct Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '16 Adjunct, pp. 37–39, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [KST16b] Yuki Kubo, Buntarou Shizuki, and Jiro Tanaka. B2B-Swipe: Swipe gesture for rectangular smartwatches from a bezel to a bezel. In *Proceedings of the 34th SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, pp. 3852–3856, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [KT16] Hiroyuki Kato and Kentaro Takemura. Hand pose estimation based on active bone-conducted sound sensing. In *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct*, UbiComp '16, pp. 109–112, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [KTST17] Yuki Kubo, Ryosuke Takada, Buntarou Shizuki, and Shin Takahashi. SynCro: Context-aware user interface system for smartphone-smartwatch cross-device interaction. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '17, pp. 1794–1801, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [Kub22] Yuki Kubo. Ring-type indirect pointing device for large displays using three-axis pressure sensor. In *Proceedings of the 2022 ACM Symposium on Spatial User Interaction*, SUI '22, New York, NY, USA, 2022. ACM.
- [KWM11] Jennifer R. Kwapisz, Gary M. Weiss, and Samuel A. Moore. Activity recognition using cell phone accelerometers. *SIGKDD Explorations Newsletter*, Vol. 12, No. 2, pp. 74–82, March 2011.
- [LAC<sup>+</sup>16] Hyunchul Lim, Gwangseok An, Yoonkyong Cho, Kyogu Lee, and Bongwon Suh. WhichHand: Automatic recognition of a smartphone's position in the hand using a smartwatch. In *Proceedings of the 18th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services Adjunct*, MobileHCI '16, pp. 675–681, New York, NY, USA, 2016. ACM.

- [LBHH15] Gierad Laput, Eric Brockmeyer, Scott E. Hudson, and Chris Harrison. Acoustuments: Passive, acoustically-driven, interactive controls for handheld devices. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '15, pp. 2161–2170, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [LCLS13] Hosub Lee, Young Sang Choi, Sunjae Lee, and Eunsoo Shim. Smart Pose: Mobile posture-aware system for lowering physical health risk of smartphone users. In *CHI '13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '13, pp. 2257–2266, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [LEA12] LEAP MOTION, INC. LEAP MOTION. <https://www.leapmotion.com>, 2012. Last accessed: 01.02.2019.
- [LGCG16] Benjamin Lafreniere, Carl Gutwin, Andy Cockburn, and Tovi Grossman. Faster command selection on touchscreen watches. In *Proceedings of the 34th SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, pp. 4663–4674, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [LGK<sup>+</sup>16] Jaime Lien, Nicholas Gillian, M. Emre Karagozler, Patrick Amihood, Carsten Schwesig, Erik Olson, Hakim Raja, and Ivan Poupyrev. Soli: Ubiquitous gesture sensing with millimeter wave radar. *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 35, No. 4, pp. 142:1–142:19, July 2016.
- [LKA<sup>+</sup>15] Seungwoo Lee, Yungeun Kim, Daye Ahn, Rhan Ha, Kyoungwoo Lee, and Hojung Cha. Non-obstructive room-level locating system in home environments using activity fingerprints from smartwatch. In *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '15, pp. 939–950, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [LKL<sup>+</sup>15] Luyang Liu, Cagdas Karatas, Hongyu Li, Sheng Tan, Marco Gruteser, Jie Yang, Yingying Chen, and Richard P. Martin. Toward detection of unsafe driving with wearables. In *Proceedings of the 1st Workshop on Wearable Systems and Applications*, WearSys '15, pp. 27–32, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [LWH<sup>+</sup>15] Jhe-Wei Lin, Chiuan Wang, Yi Yao Huang, Kuan-Ting Chou, Hsuan-Yu Chen, Wei-Luan Tseng, and Mike Y. Chen. BackHand: Sensing hand gestures via back of the hand. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software & Technology*, UIST '15, pp. 557–564, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [LXC<sup>+</sup>14] Gierad Laput, Robert Xiao, Xiang ‘Anthony’ Chen, Scott E. Hudson, and Chris Harrison. Skin Buttons: Cheap, small, low-powered and clickable fixed-icon laser projectors. In *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '14, pp. 389–394, New York, NY, USA, 2014. ACM.

- [LXH16] Gierad Laput, Robert Xiao, and Chris Harrison. ViBand: High-fidelity bio-acoustic sensing using commodity smartwatch accelerometers. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '16, pp. 321–333, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [LYW<sup>+</sup>16] Hong Li, Wei Yang, Jianxin Wang, Yang Xu, and Liusheng Huang. WiFinger: Talk to your smart devices with finger-grained gesture. In *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '16, pp. 250–261, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [MCT<sup>+</sup>13] Adiyani Mujibiya, Xiang Cao, Desney S. Tan, Dan Morris, Shwetak N. Patel, and Jun Rekimoto. The Sound of Touch: On-body touch and gesture sensing based on transdermal ultrasound propagation. In *Proceedings of the 2013 ACM International Conference on Interactive Tabletops and Surfaces*, ITS '13, pp. 189–198, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [MKF<sup>+</sup>07] Bilge Mutlu, Andreas Krause, Jodi Forlizzi, Carlos Guestrin, and Jessica Hodgins. Robust, low-cost, non-intrusive sensing and recognition of seated postures. In *Proceedings of the 20th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '07, pp. 149–158, New York, NY, USA, 2007. ACM.
- [MMF<sup>+</sup>16] Jess McIntosh, Charlie McNeill, Mike Fraser, Frederic Kerber, Markus Löchtefeld, and Antonio Krüger. EMPress: Practical hand gesture classification with wrist-mounted emg and pressure sensing. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, pp. 2332–2342, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [MMF17] Jess McIntosh, Asier Marzo, and Mike Fraser. SensIR: Detecting hand gestures with a wearable bracelet using infrared transmission and reflection. In *Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '17, pp. 593–597, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [MMFP17] Jess McIntosh, Asier Marzo, Mike Fraser, and Carol Phillips. EchoFlex: Hand gesture recognition using ultrasound imaging. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, pp. 1923–1934, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [Neu15] NeuroDigital Technologies. Gloveone Glove. <https://www.neurodigital.es/gloveone/>, 2015. Last accessed: 01.02.2019.
- [NLC<sup>+</sup>16] Woori Noh, Mankyung Lee, Hyelim Cheon, Joohee Kim, Kwangjae Lee, and Jundong Cho. TakeOut: Drawing application using distributed user interface for being close to real experience. In *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct*, UbiComp '16, pp. 173–176, New York, NY, USA, 2016. ACM.

- [Nor14] North Inc. Myo. <https://www.bynorth.com/about>, 2014. Last accessed: 01.02.2019.
- [OI15] Masa Ogata and Michita Imai. SkinWatch: Skin gesture interaction for smart watch. In *Proceedings of the 6th Augmented Human International Conference, AH '15*, pp. 21–24, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [OL14] Ian Oakley and Doyoung Lee. Interaction on the Edge: Offset sensing for small devices. In *Proceedings of the 32nd SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '14*, pp. 169–178, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [OLIE15] Ian Oakley, DoYoung Lee, MD. Rasel Islam, and Augusto Esteves. Beats: Tapping gestures for smart watches. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '15*, pp. 1237–1246, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [OST13] Makoto Ono, Buntarou Shizuki, and Jiro Tanaka. Touch & Activate: Adding interactivity to existing objects using active acoustic sensing. In *Proceedings of the 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '13*, pp. 31–40, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [OST15] Makoto Ono, Buntarou Shizuki, and Jiro Tanaka. Sensing touch force using active acoustic sensing. In *Proceedings of the 9th International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction, TEI '15*, pp. 355–358, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [PLEG13] Simon T. Perrault, Eric Lecolinet, James Eagan, and Yves Guiard. WatchIt: Simple gestures and eyes-free interaction for wristwatches and bracelets. In *Proceedings of the 31st SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '13*, pp. 1451–1460, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [PO15] Chanho Park and Takefumi Ogawa. A study on grasp recognition independent of users' situations using built-in sensors of smartphones. In *Adjunct Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software & Technology, UIST '15 Adjunct*, pp. 69–70, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [PPC<sup>+</sup>12] Jun-geun Park, Ami Patel, Dorothy Curtis, Seth Teller, and Jonathan Ledlie. Online pose classification and walking speed estimation using handheld devices. In *Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing, UbiComp'12*, pp. 113–122, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [PSS11] Jerome Pasquero, Scott J. Stobbe, and Noel Stonehouse. A haptic wristwatch for eyes-free interactions. In *Proceedings of the 29th SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '11*, pp. 3257–3266, New York, NY, USA, 2011. ACM.

- [PVBH14] Manuel Prätorius, Dimitar Valkov, Ulrich Burgbacher, and Klaus Hinrichs. DigiTap: An eyes-free vr/ar symbolic input device. In *Proceedings of the 20th ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology, VRST '14*, pp. 9–18, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [RC03] Anand Ranganathan and Roy H. Campbell. An infrastructure for context-awareness based on first order logic. *Personal Ubiquitous Comput.*, Vol. 7, No. 6, pp. 353–364, December 2003.
- [Rek96] Jun Rekimoto. Tilting operations for small screen interfaces. In *Proceedings of the 9th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '96*, pp. 167–168, New York, NY, USA, 1996. ACM.
- [Rek97] Jun Rekimoto. Pick-and-Drop: A direct manipulation technique for multiple computer environments. In *Proceedings of the 10th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '97*, pp. 31–39, New York, NY, USA, 1997. ACM.
- [Rek01] Jun Rekimoto. GestureWrist and GesturePad: Unobtrusive wearable interaction devices. In *Proceedings of the International Symposium on Wearable Computers, ISWC' 01*, 2001.
- [Rek02] Jun Rekimoto. SmartSkin: An infrastructure for freehand manipulation on interactive surfaces. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '02*, p. 113–120, New York, NY, USA, 2002. ACM.
- [RT09] Volker Roth and Thea Turner. Bezel Swipe: Conflict-free scrolling and multiple selection on mobile touch screen devices. In *Proceedings of the 27th SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '09*, pp. 1523–1526, New York, NY, USA, 2009. ACM.
- [RW15] Juhi Ranjan and Kamin Whitehouse. Object hallmarks: Identifying object users using wearable wrist sensors. In *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, UbiComp '15*, pp. 51–61, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [SAH<sup>+</sup>15] Nazir Saleheen, Amin Ahsan Ali, Syed Monowar Hossain, Hillol Sarker, Soujanya Chatterjee, Benjamin Marlin, Emre Ertin, Mustafa al’Absi, and Santosh Kumar. puffmarker: A multi-sensor approach for pinpointing the timing of first lapse in smoking cessation. In *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, UbiComp '15*, pp. 999–1010, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [SAT<sup>+</sup>99] Albrecht Schmidt, Kofi Asante Aidoo, Antti Takaluoma, Urpo Tuomela, Kristof Van Laerhoven, and Walter Van de Velde. Advanced interaction in context. In *Proceedings of the 1st International Symposium on Handheld and*

*Ubiquitous Computing*, HUC '99, pp. 89–101, London, UK, UK, 1999. Springer-Verlag.

- [SAW94] B. Schilit, N. Adams, and R. Want. Context-aware computing applications. In *Proceedings of the 1994 First Workshop on Mobile Computing Systems and Applications*, WMCSA '94, pp. 85–90, Washington, DC, USA, 1994. IEEE Computer Society.
- [SLG13] Marcos Serrano, Eric Lecolinet, and Yves Guiard. Bezel-Tap Gestures: Quick activation of commands from sleep mode on tablets. In *Proceedings of the 31st SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '13, pp. 3027–3036, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [SMO<sup>+</sup>17] Srinath Sridhar, Anders Markussen, Antti Oulasvirta, Christian Theobalt, and Sebastian Boring. WatchSense: On- and above-skin input sensing through a wearable depth sensor. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, pp. 3891–3902, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [SPH12] Munehiko Sato, Ivan Poupyrev, and Chris Harrison. Touché: Enhancing touch interaction on humans, screens, liquids, and everyday objects. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '12, pp. 483–492, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [SSP<sup>+</sup>14] Jie Song, Gábor Sörös, Fabrizio Pece, Sean Ryan Fanello, Shahram Izadi, Cem Keskin, and Otmar Hilliges. In-air gestures around unmodified mobile devices. In *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '14, pp. 319–329, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [SSRG12] Dominik Schmidt, Julian Seifert, Enrico Rukzio, and Hans Gellersen. A cross-device interaction style for mobiles and surfaces. In *Proceedings of the Designing Interactive Systems Conference*, DIS '12, pp. 318–327, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [STM<sup>+</sup>09] T. Scott Saponas, Desney S. Tan, Dan Morris, Ravin Balakrishnan, Jim Turner, and James A. Landay. Enabling always-available input with muscle-computer interfaces. In *Proceedings of the 22nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '09, pp. 167–176, New York, NY, USA, 2009. ACM.
- [SWRC16] Sheng Shen, He Wang, and Romit Roy Choudhury. I am a smartwatch and i can track my user's arm. In *Proceedings of the 14th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, MobiSys '16, pp. 85–96, New York, NY, USA, 2016. ACM.

- [TBC<sup>+</sup>16] Jonathan Taylor, Lucas Bordeaux, Thomas Cashman, Bob Corish, Cem Keskin, Toby Sharp, Eduardo Soto, David Sweeney, Julien Valentin, Benjamin Luff, Arran Topalian, Erroll Wood, Sameh Khamis, Pushmeet Kohli, Shahram Izadi, Richard Banks, Andrew Fitzgibbon, and Jamie Shotton. Efficient and precise interactive hand tracking through joint, continuous optimization of pose and correspondences. *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 35, No. 4, pp. 143:1–143:12, July 2016.
- [TEA15] Edison Thomaz, Irfan Essa, and Gregory D. Abowd. A practical approach for recognizing eating moments with wrist-mounted inertial sensing. In *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '15, pp. 1029–1040, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [TIK<sup>+</sup>15] Katsuma Tanaka, Shoya Ishimaru, Koichi Kise, Kai Kunze, and Masahiko Inami. Nekoze!: Monitoring and detecting head posture while working with laptop and mobile phone. In *Proceedings of the 9th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, PervasiveHealth '15, pp. 237–240, ICST, Brussels, Belgium, Belgium, 2015. ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering).
- [TLA<sup>+</sup>17] Ryosuke Takada, Wei Lin, Toshiyuki Ando, Buntarou Shizuki, and Shin Takahashi. A technique for touch force sensing using a waterproof device's built-in barometer. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '17, pp. 2140–2146, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [TTT<sup>+</sup>17] Jonathan Taylor, Vladimir Tankovich, Danhang Tang, Cem Keskin, David Kim, Philip Davidson, Adarsh Kowdle, and Shahram Izadi. Articulated distance fields for ultra-fast tracking of hands interacting. *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 36, No. 6, pp. 244:1–244:12, November 2017.
- [WB97] Mark Weiser and John Seely Brown. *The Coming Age of Calm Technology*, p. 75–85. Springer-Verlag, USA, 1997.
- [WB09] Raphael Wimmer and Sebastian Boring. HandSense: Discriminating different ways of grasping and holding a tangible user interface. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Tangible and Embedded Interaction*, TEI '09, pp. 359–362, New York, NY, USA, 2009. ACM.
- [WJJ<sup>+</sup>17] Eric Whitmire, Mohit Jain, Divye Jain, Greg Nelson, Ravi Karkar, Shwetak Patel, and Mayank Goel. DigiTouch: Reconfigurable thumb-to-finger input and text entry on head-mounted displays. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 1, No. 3, pp. 113:1–113:21, September 2017.

- [WLB<sup>+</sup>15] Martin Weigel, Tong Lu, Gilles Bailly, Antti Oulasvirta, Carmel Majidi, and Jürgen Steimle. iSkin: Flexible, stretchable and visually customizable on-body touch sensors for mobile computing. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '15, pp. 2991–3000, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [WNOS17] Martin Weigel, Aditya Shekhar Nittala, Alex Olwal, and Jürgen Steimle. Skin-Marks: Enabling interactions on body landmarks using conformal skin electronics. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, pp. 3095–3105, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [WRS16] Qinglong Wang, Xiangshi Ren, and Xiaoying Sun. EV-Pen: an electrovibration haptic feedback pen for touchscreens. In *SIGGRAPH ASIA 2016 Emerging Technologies*, SA '16, pp. 8:1–8:2, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [WTT17] Hiroki Watanabe, Tsutomu Terada, and Masahiko Tsukamoto. Gesture recognition method utilizing ultrasonic active acoustic sensing. *Journal of Information Processing*, Vol. 25, pp. 331–340, 2017.
- [WZF18] Pui Chung Wong, Kening Zhu, and Hongbo Fu. FingerT9: Leveraging thumb-to-finger interaction for same-side-hand text entry on smartwatches. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '18, pp. 178:1–178:10, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [XGB<sup>+</sup>22] Xuhai Xu, Jun Gong, Carolina Brum, Lilian Liang, Bongsoo Suh, Shivam Kumar Gupta, Yash Agarwal, Laurence Lindsey, Runchang Kang, Behrooz Shahsavari, Tu Nguyen, Heriberto Nieto, Scott E Hudson, Charlie Maalouf, Jax Seyed Mousavi, and Gierad Laput. Enabling hand gesture customization on wrist-worn devices. In *Proceedings of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '22, New York, NY, USA, 2022. ACM.
- [XGF15] Haijun Xia, Tovi Grossman, and George Fitzmaurice. NanoStylus: Enhancing input on ultra-small displays with a finger-mounted stylus. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '15, pp. 447–456, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [XLH14] Robert Xiao, Gierad Laput, and Chris Harrison. Expanding the input expressivity of smartwatches with mechanical pan, twist, tilt and click. In *Proceedings of the 32nd SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '14, pp. 193–196, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [YCSH15] Yoonsik Yang, Seunggho Chae, Jinwook Shim, and Tack-Don Han. EMG sensor-based two-hand smart watch interaction. In *Adjunct Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '15 Adjunct, pp. 73–74, New York, NY, USA, 2015. ACM.

- [YFW<sup>+</sup>17] Sugiura Yuta, Nakamura Fumihiko, Kawai Wataru, Kikuchi Takashi, and Sugimoto Maki. Behind The Palm: Hand gesture recognition through measuring skin deformation on back of hand by using optical sensors. In *56th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE)*, SICE '17, pp. 1082–1087, September 2017.
- [YH16] Tomohiro Yokota and Tomoko Hashida. Hand gesture and on-body touch recognition by active acoustic sensing throughout the human body. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '16 Adjunct, pp. 113–115, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [YHB<sup>+</sup>15] Dongwook Yoon, Ken Hinckley, Hrvoje Benko, François Guimbretière, Pourang Irani, Michel Pahud, and Marcel Gavriiliu. Sensing tablet grasp + micro-mobility for active reading. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '15, pp. 477–487, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [ZH15] Yang Zhang and Chris Harrison. Tomo: Wearable, low-cost electrical impedance tomography for hand gesture recognition. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software and; Technology*, UIST '15, pp. 167–173, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [ZWW<sup>+</sup>17] Cheng Zhang, Xiaoxuan Wang, Anandghan Waghmare, Sumeet Jain, Thomas Ploetz, Omer T. Inan, Thad E. Starner, and Gregory D. Abowd. FingOrbits: Interaction with wearables using synchronized thumb movements. In *Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*, ISWC '17, pp. 62–65, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [ZXH16] Yang Zhang, Robert Xiao, and Chris Harrison. Advancing hand gesture recognition with high resolution electrical impedance tomography. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '16, pp. 843–850, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [ZXW<sup>+</sup>18] Cheng Zhang, Qiuyue Xue, Anandghan Waghmare, Ruichen Meng, Sumeet Jain, Yizeng Han, Xinyu Li, Kenneth Cunefare, Thomas Ploetz, Thad Starner, Omer Inan, and Gregory D. Abowd. FingerPing: Recognizing fine-grained hand poses using active acoustic on-body sensing. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '18, pp. 437:1–437:10, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [ZZLH16] Yang Zhang, Junhan Zhou, Gierad Laput, and Chris Harrison. SkinTrack: Using the body as an electrical waveguide for continuous finger tracking on the skin. In *Proceedings of the 34th SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, pp. 1491–1503, New York, NY, USA, 2016. ACM.

- [横田 16] 横田智大, 橋田朋子. 肌を介した超音波伝送によるハンドジェスチャ及びタッチの認識. インタラクション 2016, pp. 893-894. 一般社団法人情報処理学会, 2016.
- [久保 15] 久保勇貴, 志築文太郎, 田中二郎. B2B-Swipe: 超小型タッチパネル端末のためのベゼルからベゼルへのスワイプジェスチャ. 第23回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ論文集, pp. 85-90, 2015.
- [黒澤 13] 黒澤敏文, 志築文太郎, 田中二郎. Bezel Check: ベゼル上におけるダブルクロッシングジェスチャ. 第21回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ論文集, pp. 171-172, 2013.
- [青山 15] 青山周平, 阿部哲也, 志築文太郎, 田中二郎. ThumbSlide: 親指スライドジェスチャによるスマートウォッチ操作手法. 第23回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ論文集, pp. 79-84, 2015.
- [中村 13] 中村卓, 高橋伸, 田中二郎. 大画面環境におけるハンドジェスチャの選択手法: ダブルクロッシングの提案と他の選択手法との比較. 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 96, No. 4, pp. 978-988, 2013.
- [中島 12] 中島崇之, 三浦元喜. フレームタップ操作によるタブレット入力拡張方式の検討. インタラクション 2012, pp. 361-366. 一般社団法人情報処理学会, 2012.
- [福本 99] 福本雅朗, 外村佳伸. 指釦: 手首装着型コマンド入力機構. 情報処理学会論文誌, Vol. 40, No. 2, pp. 389-398, 1999.
- [鈴木 11] 鈴木文佳, 志築文太郎, 田中二郎. 画面外におけるスタイラスの動作を用いた入力インタフェース. 情報処理学会第73回全国大会講演論文集, pp. 317-318, 2011.

## 付録 A B2B-Swipe に関連する付録

### A.1 試行回数にて表記した混同行列

評価実験にて示した混同行列を百分率ではなく、試行回数にて表記したものを以下に示す。

#### A.1.1 B2B-Swipe 入力精度実験

被験者によるミスを考慮する前の混同行列

被験者によるミスを考慮する前の試行回数にて表記した混同行列を以下に示す。

被験者によるミスを考慮した混同行列

被験者によるミスを考慮した、試行回数にて表記した混同行列を以下に示す。また、これらの混同行列中に青色にて被験者によるミスを除いた箇所を示した混同行列も示す。

#### A.1.2 B2B-Swipe 併用実験

フリックのエラー率変更前の混同行列

フリックのエラー率変更前の試行回数にて表記した混同行列を以下に示す。

フリックのエラー率変更後の混同行列

フリックのエラー率変更後の試行回数にて表記した混同行列を以下に示す。

### A.2 B2B-Swipe 併用実験におけるそれぞれのジェスチャの試行時間

B2B-Swipe 併用実験におけるそれぞれのジェスチャの試行時間のグラフを以下に示す。なお、グラフの横軸の数字は表 2.1 に対応するジェスチャの ID を示している。

#### A.2.1 Bezel Swipe およびフリックの試行時間

Bezel Swipe 4 通りそれぞれの試行時間を以下に示す。フリック 4 通りそれぞれの試行時間を以下に示す。

B2B-Swipe 入力精度実験の sighted 条件における混同行列 (試行回数)

判定結果

指示したジェスチャ

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	0
1	30																2
2		29															3
3			28														4
4				27													5
5					30		1										1
6				1		30											1
7							31										1
8								31									1
9									30								2
10						1	1			29							1
11											30						2
12												30					2
13													30				2
14	1													31			0
15															27		5
16																30	2

B2B-Swipe 入力精度実験の eyes-free 条件における混同行列 (試行回数)

判定結果

指示したジェスチャ

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	0
1	30																2
2		28	1	1													2
3			30														2
4				27													5
5					32												0
6						32											0
7							30										2
8								30									2
9									31								1
10										30							2
11											30						2
12												28					4
13													31				1
14		1												30			1
15															27		5
16														1		29	2

ヒューマンエラーを除いた sighted 条件における混同行列 (試行回数)

判定結果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	0
1	30																2
2		29															3
3			28														4
4				27													5
5					30												1
6						30											1
7							31										1
8								31									1
9									30								2
10						1				29							1
11											30						2
12												30					2
13													30				2
14														31			0
15															27		5
16																30	2

ヒューマンエラーを除いた eyes-free 条件における混同行列 (試行回数)

判定結果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	0
1	30																2
2		28	1	1													2
3			30														2
4				27													5
5					32												0
6						32											0
7							30										2
8								30									2
9									31								1
10										30							2
11											30						2
12												28					4
13													31				1
14		1												30			1
15															27		5
16																29	2

B2B-Swipe 併用実験の sighted 条件における混同行列

判定結果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	0	
1	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
3	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
8	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
9	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	1	0	0	0	0	2
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	2
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	0	0	0	0	0	0	2
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4
24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5

B2B-Swipe 併用実験の eyes-free 条件における混同行列

判定結果

指示したジェスチャ

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	0
1	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	1	0	0
4	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
5	0	0	0	0	29	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
6	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
10	0	0	0	0	0	1	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	4	0	4	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	1	0	0	0	2	0	2
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	3	0	0	0	2	1	0
17	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	1
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	1	0	0	0	1
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	25	0	2	0	0	3
21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	5
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	26	0	0	3
23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	1
24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	3

B2B-Swipe 併用実験の sighted 条件における混同行列 (Flick エラー修正版)

判定結果

指示したジェスチャ

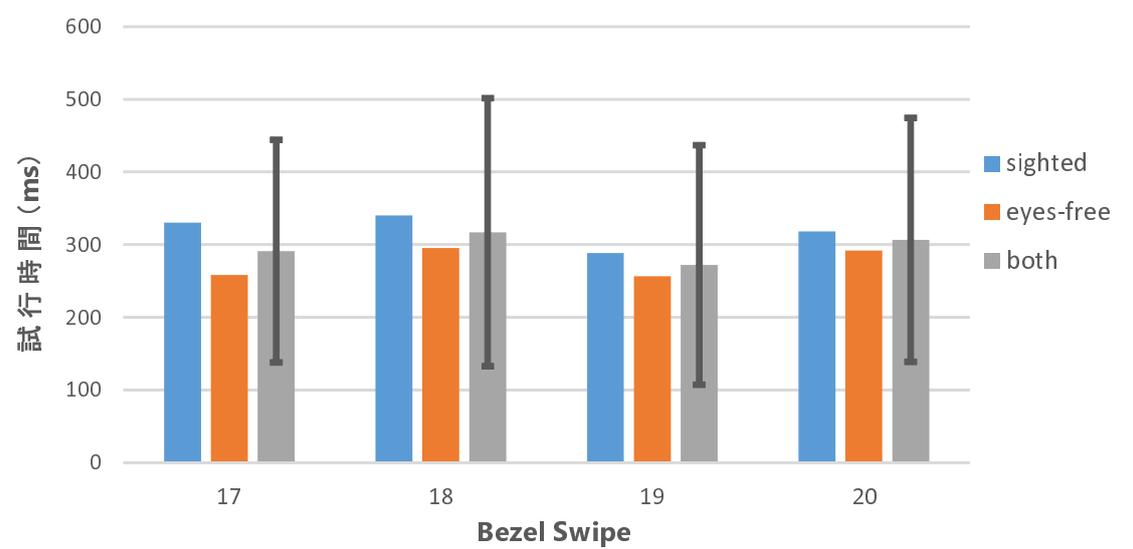
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	0
1	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2
3	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
8	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
9	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	1	0	0	0	0	0	0
17	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	1	0	0	1	0	0	2
18	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	1	0	2
19	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	0	0	0	0	0	2
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	30	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0
23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	30	0	0
24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0

B2B-Swipe 併用実験の eyes-free 条件における混同行列 (Flick エラー修正版)

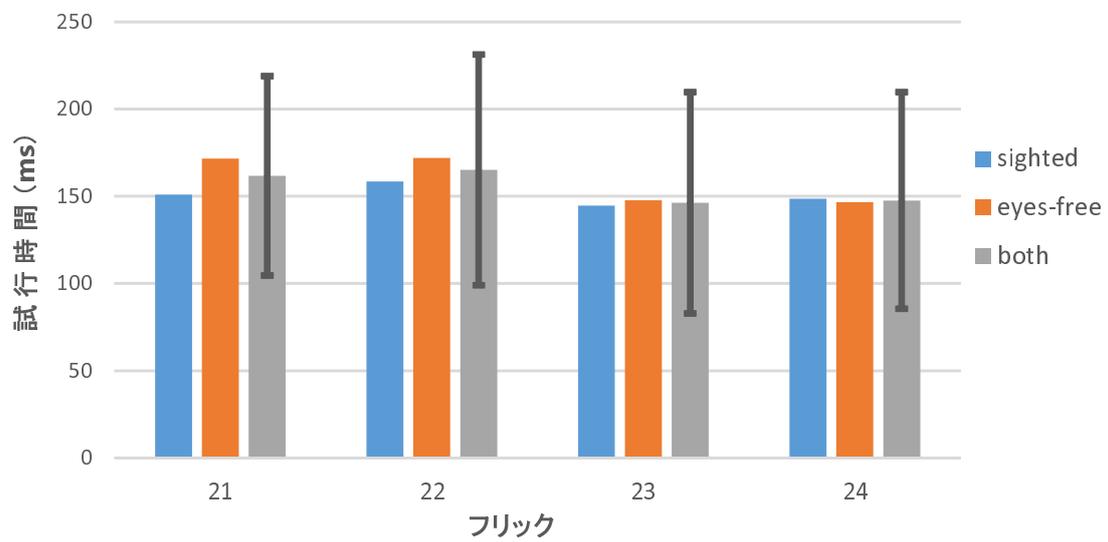
判定結果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	0
1	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	1	0
4	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
5	0	0	0	0	29	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
6	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
10	0	0	0	0	0	1	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	4	0	4	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	2
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	1	0	0	2	0	0	2
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	3	0	0	0	0	2	1	0
17	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	1
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	1	0	0	0	1
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	25	0	2	0	0	3
21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	29	0	0	0
23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0
24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0

指示したジェスチャ



Bezel Swipe4 通りそれぞれの試行時間



フリック 4 通りそれぞれの試行時間

## 付録B SynCroに関連する付録

### B.1 ユーザごとのデータ利用時の認識精度の混同行列

ユーザごとのデータ利用時における、各認識器を用いた場合の混同行列を次に付録として示す。

### B.2 他者データ利用時の平均認識精度の混同行列

図 4.9, 4.10 に示した混同行列以外の、SVM 以外の認識器を用いた場合の混同行列を付録として次に示す。

### B.3 過去データ利用時における平均認識精度の混同行列

### B.4 一方の端末のみ利用時における認識精度の混同行列

スマートフォンもしくはスマートウォッチのデータのみを用いた場合の各認識器を用いた場合の認識精度の混同行列を次に示す。

1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時における J48 を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																							
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'
Actual Contexts	a	75.5	0	0	22.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	b	0	85.0	0	0.3	0	2.1	4.5	0	0	2.1	0	0	0	1.6	0	0	4.4	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	2.1	76.4	0	2.1	0	1.6	6.3	3.6	0	0	0	0	0	0	0	2.1	5.7	0	0	0	0	0	0.1
	d	24.9	0	0	72.3	0	0.3	0	0	0	0	0	2.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	91.0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	1.9	0	0	0	0	5.0	2.1	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	86.0	0	0	0	0	0	11.0	2.1	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0	0
	g	0	2.0	0	0	0	2.1	84.3	0	0.3	3.5	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	2.7	0	3.2
	h	0	0	6.6	0	0	0	0	88.1	2.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.4	0
	i	0	0	2.5	0	0	0	0	5.5	84.1	5.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	2.5	0
	j	0	4.2	0	0	0	0	10.5	0	0.2	82.0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.1
	k	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	64.5	8.4	25.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	2.1	0	0	0.1	0	6.8	0	0	0	0	0	86.9	1.8	0	0	0	0	0	0	0	2.3	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	1.2	0	0	0	0	0	13.3	0	85.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	8.4	0	0	0	0	0	4.1	4.1	83.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	1.4	0	0	0	0.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	74.8	1.6	0	21.3	0.1	0	0	0	0
	b'	0.3	3.1	0	0	0	0.1	0.3	0	0	0	0	0.2	2.1	0	1.8	84.6	0	0.1	0	1.9	2.5	0	0	3.0
	c'	0	0	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0.1	87.3	0	0	0	0.3	5.3	3.1	2.4
	d'	1.2	0	0	0.4	0.4	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	17.3	0.7	0	79.2	0.3	0	0	0	0	0
	e'	0.9	0	0	0	1.2	0	0	0	0	0	0	2.1	1.3	0.1	0	0	0	0.2	94.2	0.1	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	2.2	0	0	0	0	0.6	6.0	0	0	0	0	0	0	0	91.2	0	0	0	0
g'	0	0	0	0	0	0	2.0	0	0	2.9	0	0	1.3	0	0	2.0	0	0	0	0	90.6	0	0	1.3	
h'	0	0	0.1	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	2.7	0	0	0	0	1.9	0	92.7	2.7	0	
i'	0	0	0	0	0	0	0	1.2	0.7	0.1	0	0	0	0	0	0	0	4.1	0	0.3	0	0	88.6	2.8	
j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.9	0.1	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0	0	6.6	0	86.6	

1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時における RF を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																							
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'
Actual Contexts	a	83.5	0	0	16.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	b	0	97.0	0	0	0.5	0.5	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	97.1	0	0	0	0	2.1	0.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0
	d	21.3	0	0	78.6	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0.3	0	0.1	0.5	95.1	0	0	0	0	0.1	3.9	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0
	g	0	0.3	0	0	0	0	97.4	0	0	2.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	0	0	0.1	0	0	99.9	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	4.5	0	0.0	0	0	0	91.5	2.1	0	0	0	1.2	0	0	0	0.3	0.0	0	0	0	0	0.3
	j	0	3.9	0	0	0	0	2.3	0	0.7	92.3	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0.7
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	92.2	0.5	6.8	0.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	1.4	0	0	0	0	0	0	0	95.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0.5	0	99.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	2.0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	83.2	1.0	0	15.7	0	0	0	0	0	0
	b'	0	1.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	96.7	0	0	0.0	0	0	0	0	0.1
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.0	0	0.2	0	0	1.7	2.1	0
	d'	0.0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21.9	1.0	0	76.4	0.3	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0.2	99.4	0	0	0	0
g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0.4	97.3	0	0	1.9	
h'	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	99.3	0.7	0	0	
i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.7	0	0	0	1.2	94.6	0.4	
j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0	0.6	0	2.1	95.5	

1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	85.0	0	0	15.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	b	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	98.3	0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	24.9	0	0	75.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	96.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	93.4	0	0	0	0	0	6.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	95.8	0	0	0	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	0	99.7	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	5.1	0	0	0	0	92.3	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.4	0
	j	0	0	0	0	0	2.0	4.2	0	0	93.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0.4
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.8	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	4.9	0	0	0	0	2.1	93.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	1.9	0	97.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	0	0	0	0	99.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84.5	1.0	0	14.5	0	0	0	0	0	0	0
	b'	0.0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.4	97.5	0	0.6	0	0	0	0	0	0	0
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	99.0	0	0	0	0	0	0	0.8	0
	d'	0.7	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22.6	0.5	0	75.7	0	0	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	99.9	0	0	0	0	0
g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97.1	0	0	2.9	0	
h'	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.5	1.1	0	0	
i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	3.3	0	0	0	2.3	93.5	0.9	0	
j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.3	0	2.1	95.5	0	

1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時における MLP を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	81.3	0	0	16.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.7	0	0.8	0	0	0	0	0	0	
	b	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	98.0	0	0	0	0	0	0	2.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	22.6	0	0	77.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	98.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	89.8	0	0	0	0.1	9.4	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	95.4	0	0	3.9	0.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	0	99.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	0	0	0	0	0	0	95.5	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0.3	0
	j	0	0	1.4	0	0	0	4.2	0	2.1	90.0	0	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0.3
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	95.8	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	4.0	0	0	0	0	2.4	93.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	3.4	0	96.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	99.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.3	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	85.7	1.8	0	12.1	0	0.0	0	0	0	0	0
	b'	0.5	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0.1	0	1.5	96.5	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0.1
	c'	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	98.7	0	0	0	0	0	0	0.7	0
	d'	0	0	0	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23.8	0.6	0	74.6	0	0	0	0	0	0.0	0
	e'	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0.2	99.3	0	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.2	0.4	0	0	0	0	0	0.7	98.6	0	0	0	0	0
g'	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0.8	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	97.8	0	0	1.4	0	
h'	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	99.1	0.5	0	
i'	0	0	0.0	0	0	0	0	0.5	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	1.3	0	0.8	0	2.3	92.7	2.0	0	
j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	2.6	0	2.1	94.6	0	

2 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時における J48 を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	50.2	0	0	37.5	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	3.5	2.1	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	
	b	0	72.8	0	0	0	0	3.7	0	0	0	0.3	4.1	6.1	0	0	0	10.6	0	0	0	0	0	0	2.5	
	c	0	6.3	48.1	0	4.2	0	4.8	16.1	0.1	2.1	0	0	0	8.3	0	0	6.0	0	0	0	0	0	0	4.2	0
	d	35.9	0	0	39.2	4.2	6.9	0	0	0	0	5.4	2.1	0	0	4.2	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0
	e	2.1	0	0	0	60.0	8.6	0	0	0	0	0.5	1.9	0	9.0	0	0	0	0	18.0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	46.2	0	0	0	0	0	11.4	39.5	0.1	0	0	0	0	0	0	2.8	0	0	0	0
	g	0	4.4	0	0	0	2.1	40.5	0	0	9.8	2.1	12.5	16.7	0	0	1.2	0	0	0	0	0	1.8	0	0	8.9
	h	0	0	18.4	0	6.3	0	9.8	40.5	8.8	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	7.5	6.7	0
	i	0	0	14.3	0	8.5	0	10.1	43.0	12.6	0	0	0	0	0	0	0	4.3	0	0.0	0	0	0	0	6.8	0.3
	j	0	19.3	0	0	0	0	4.7	0	0	49.5	3.8	3.6	10.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8.7
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	54.4	1.0	44.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	13.5	0	0	0	0	12.9	70.4	0.0	0	0	0	0	0	0	0	3.2	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	12.6	0.7	82.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1
	n	2.1	0	0	0.9	20.5	0	0	2.1	0	0	4.5	0	8.3	61.2	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0
	a'	7.8	0	0	2.1	2.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	47.0	0	0	29.7	11.4	0	0	0	0	0	0
	b'	0.3	2.6	0	0	0	0	0	0	0	0	3.3	4.1	1.9	0	1.8	65.5	0.5	0	0	1.2	3.0	0	0	0	15.9
	c'	0	0.0	3.6	0	0	0	0.0	0	3.3	0	0.8	0	0	4.5	0	8.2	39.8	0	6.2	0.3	4.3	2.4	15.4	11.3	
	d'	9.3	0	0	2.6	2.0	0.1	0	0	0	0	0.1	0	0	0	36.4	0	0	40.9	0.1	8.6	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	2.4	0.7	0	0	0	0	1.6	2.1	0	4.8	0	0	0	3.9	73.3	9.8	0	1.6	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	2.0	0	0	0	0	8.7	32.3	2.0	0	0	0	0	0	0	55.0	0	0	0	0	0
g'	0	0.1	0	0	0	0.1	7.6	0	0	4.8	3.0	7.7	13.9	0	0	0.9	0	0	0	5.0	44.7	0	1.8	10.4		
h'	0	0	0	0	0.1	0	0.1	3.1	0	5.7	0	0	0	2.9	0.6	0.1	4.2	0	8.4	0	10.6	54.7	9.6	0		
i'	0	0	0.2	0	0	0	0	0.4	9.7	0.8	0	0	0	0	0	2.0	10.1	0	0.1	2.1	1.0	6.1	58.4	9.0		
j'	0	2.3	0	0	0	0.1	0.0	0	0	8.8	1.5	1.0	6.8	0	0	4.0	0	0	0	1.0	2.2	0	2.1	70.3		

2 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時における RF を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	35.2	0	0	52.2	0	0	0	0	0	0	8.9	0	0	1.6	0	0	0	2.0	0	0	0	0	0	0	
	b	0	76.8	0	0	0	1.8	8.0	0	0	5.7	0	3.9	0.3	0	0	3.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	2.1	0	71.5	0	0.1	0.4	0.9	0.1	7.4	9.0	8.0	0.0	0.2	0.1	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	28.7	0	0	60.2	0	2.0	0	0	0	0	0	8.3	0	0	0.7	0	0	0.1	0.0	0	0	0	0	0	0
	e	4.1	0.2	0	0	56.5	17.7	0	0	0	0	0	17.9	0	0	0	0	0	0	3.6	0	0	0	0	0	0
	f	0	3.3	0	0	0	38.1	0	0	0	0	0.1	55.5	0	0	0	0	0	0	0	3.0	0	0	0	0	0
	g	0	2.8	0	0	0	0.2	49.3	0	0	35.5	2.7	4.0	5.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0.0	0	0	0	0	0	24.8	24.7	37.4	2.8	5.8	3.9	0.4	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0
	i	0.0	0.0	13.4	0.0	0	0	4.9	3.5	40.1	26.7	8.2	0	0	1.9	0	0	0.7	0.0	0.0	0	0	0.0	0.4	0.0	0.0
	j	0	1.1	0	0	0	0	7.0	0	0.5	77.0	3.4	0.0	10.2	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6
	k	2.1	0.5	0	0	0	0.0	0	0	0	0	68.4	12.3	14.6	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0.2	0.9	0	1.1	0	3.1	0	0	0	0	1.3	92.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0
	m	0	0.0	0	0	0	3.3	0	0	0	1.6	17.9	0.6	76.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	1.8	0	0	0	5.6	0.4	0	0	0	0	12.7	2.9	31.7	44.7	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0
	a'	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	50.9	0	0	43.5	2.3	1.7	0	0	0	0	0
	b'	0.1	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.0	92.0	0.0	0.0	0	3.3	2.1	0	0	0	0.5
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	71.4	0	0	0	0.1	7.8	19.4	1.1	
	d'	2.5	0	0	0.0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.2	0	0	47.8	4.4	2.6	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.4	0	0	3.9	94.6	0	0	0	0	0	0.1
	f'	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0.4	0.0	0	3.0	2.1	94.1	0.0	0	0	0	0.0
g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0.5	74.8	0	0	0	24.4	
h'	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.0	0	0	0	0	0	1.0	0.3	16.9	0.0	0.7	0	0.6	63.0	17.3	0		
i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	6.4	0	0.6	0	0	9.1	82.6	1.3		
j'	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0.8	0	0	0	0.1	9.4	0	2.1	87.5		

2 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																							
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'
Actual Contexts	a	83.2	0	0	15.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	b	0	91.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8.3	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	96.2	0	0	0	0	0	2.1	1.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	33.2	0	0	66.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	96.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	88.4	0	0	0	0	0	1.9	7.3	0	0	0	0	0	0	0	2.4	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	94.7	0	0	0	4.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.0
	h	0	0	0	0	0	0	0	99.7	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	5.1	0	0	0	0	0	91.9	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0.6
	j	0	0	0	0	0	2.0	4.2	0	0	85.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	8.7
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	95.8	0	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	4.4	0	0	0	0	2.1	92.4	0	0	0	0	0	0	0	0	1.1	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	1.8	0	95.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1
	n	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	0	0	0	0	99.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84.5	1.0	0	14.5	0	0	0	0	0	0
	b'	0.0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.4	97.5	0	0.6	0	0	0	0	0	0
	c'	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.8	0	0	0	0	0	0	0.8
	d'	2.6	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29.0	0.5	0	67.5	0	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.1	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	4.1	0	0	0	0	0	0	0	0.1	95.6	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	90.6	0	0	3.2
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.5	0	0	0	95.0	1.2	0
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	3.4	0	0	0	2.3	93.3	0.9
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	0	2.1	95.7

2 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時における MLP を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																							
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'
Actual Contexts	a	56.6	0	0	38.0	0	0	0	0	0	0	2.0	0	0	0.9	2.1	0	0.4	0	0	0	0	0	0	
	b	0	83.3	8.1	0	0	0	0.0	0	0	2.3	0	0	0	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	
	c	0.1	0	83.8	0	0	0	0	0.0	10.0	0	0	0	0	0	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	
	d	34.5	0	0	51.2	0	0	0	0	0	0.4	9.0	0	0.4	0	2.1	0	2.3	0	0	0	0	0	0	
	e	2.1	0	0.1	0.0	77.4	0	0	0	0	0	0.5	0	19.3	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	0	
	f	0	0	0	0	0	56.0	0	0	0	0	4.8	22.4	15.2	0	0	0	0	0	0	1.6	0	0	0	
	g	0	0.1	0	0	0	0	60.3	0	0	28.3	10.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.3	0	0	
	h	0	0	0	0	0	2.1	59.5	38.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	i	1.9	0	14.1	0	8.3	0	0	8.3	61.1	2.1	0	0	0	0	0.0	0.4	0	0	0	0	0	0	3.5	
	j	0	0.3	8.0	0	6.3	3.6	0	0	71.1	3.5	2.1	4.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	k	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	83.3	0	14.6	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	l	0	0	0	4.8	0	10.5	0	0	0	15.9	66.7	2.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	m	0	0	0	0	0	4.5	0	0	0	2.1	0	93.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	n	2.1	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	95.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	a'	8.8	0	0	0.8	0.0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	52.4	2.1	0	35.2	0.3	0	0	0	0.4	
	b'	0.5	3.4	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0.1	0	0.0	0	0	2.7	88.0	0.9	0.3	0	1.6	1.9	0	0.4	
	c'	0.1	0	0.1	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0.9	0	79.1	2.9	0.1	0	0	1.7	12.9	
	d'	7.4	0	0	1.8	0.6	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	49.6	1.8	0.1	37.9	0.5	0	0	0.1	0	
	e'	0.0	0	0	0	1.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	2.8	0	3.4	92.5	0	0	0	0	0	
	f'	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0.3	4.4	2.7	0	0	0	0	0	2.6	0	89.3	0.2	0	
	g'	0	0	0	0	0	0	2.4	0.0	0	0.9	0.8	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0.2	68.2	1.1	26.1	
	h'	0.0	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0	0	0	0	4.7	0	0.8	1.1	0	2.0	65.6	24.8	0	
	i'	0	0	0.3	0	1.5	0	0	0.8	1.5	0	0	0	0	0	1.9	0.0	7.4	1.1	2.9	0	0.3	10.0	67.5	
	j'	0	0	0.1	0.1	0	1.8	0.9	0	0	5.6	2.4	0	0.4	0	0	0	0	0	0	4.5	5.2	4.8	74.4	

1 ラウンド目の他者データ利用時における J48 を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	72.4	0	0	27.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	
	b	0	97.8	0	0	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	85.0	0	0	0	0	0	0	14.7	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0
	d	42.7	0	0	48.9	0	0.2	0	0	0	0	0	8.1	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	98.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	1.0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0.0	0	84.3	2.1	0	0	0	0	3.3	10.0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	6.3	0	0	81.8	0	0	5.7	0	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	0	93.9	0.6	0	0	0	0	0	5.5	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0
	i	0	0	9.6	0	8.3	0	0	2.1	77.1	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.7	0
	j	0	0	0	0.4	0	0	10.6	6.2	75.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	7.1
	k	0	0	0	0.0	0	2.1	0	0	0	0	89.4	0.1	8.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	9.0	0	0	0	0	0	91.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	0	97.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.4	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	46.8	1.4	0	51.3	0	0	0	0	0	0	0
	b'	0.2	0.9	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.9	95.8	0	1.2	0	0	0	0	0	0	0
	c'	0	0	2.8	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0	93.7	0	0	0	0	0	0	3.3	0
	d'	1.0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33.8	0.1	0	56.6	0	8.3	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.9	0	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	0	0	0	99.1	0	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.9	0	4.1	0	0	0	0	0	0	0	88.7	0	0	0	1.7
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	6.2	0	0	0.1	0	0	0	0	88.3	4.8	0	0
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.8	0	0	0	0	0	0	0	8.3	0	4.2	0	0.1	3.2	83.3	0.1	0
	j'	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0.2	0.6	0	0.0	0	0	0	0	0	3.3	0	0	1.4	0	1.9	92.6	0

1 ラウンド目の他者データ利用時における RF を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	79.0	0	0	20.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	
	b	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	91.8	0	0	0	0	0.5	7.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0
	d	36.8	0	0	62.9	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	95.4	0	0	0	0	0	0	4.3	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0
	g	0	0.0	0	0	0	1.3	95.7	0	0	2.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	2.3	0	0	0	95.1	2.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	13.1	0	0.9	0	14.3	69.1	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.4	0
	j	0	6.2	0	0	0	0	10.3	0	0	82.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	1.4
	k	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	96.1	0	3.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0.2	0	4.1	0	0	0	0.1	95.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.7	0	0	0	0	2.5	0	96.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	56.9	0	0	43.1	0	0	0	0	0	0	0
	b'	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.0	97.9	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0.1
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94.2	0	0	0	0	0	0	0	5.8
	d'	1.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33.8	0	0	62.4	0	2.6	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0.0
	f'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.7	0	0	0	1.3
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.0	0	2.2	0	0	94.3	2.5	0	0
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.0	0	1.4	0	0	1.5	93.0	0.1	0
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	1.5	0	0	0	0	0.3	0	2.1	96.0	0

1 ラウンド目の他者データ利用時における MLP を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																							
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'
Actual Contexts	a	73.6	0	0	26.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0
	b	0	96.5	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.4	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	82.7	0	0	0	0	0	0	16.1	0	0	0	0	1.2	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0
	d	41.3	0	0	49.0	0	0	0	0	0	0	0	8.3	0	0	0	0	0	0	1.4	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	93.4	0.5	0	0	0	0	0	0	0	6.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	79.0	0	0	0	0	0	5.8	14.3	0.7	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	94.5	0	0	0	5.0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	2.1	0	0	0	0	2.0	90.4	1.4	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	9.9	0	8.3	0	0	3.5	70.8	6.2	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	1.2
	j	0	4.9	0	0	0	2.1	7.8	0	0	78.4	0	0	0	0	0.0	0	1.4	0	0	0	0	0.6	0	4.8
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97.6	0	0	2.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	8.5	0	0	0	0	0	91.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	9.2	0	90.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	5.6	0	0	0	0	0	0	0	0	94.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63.4	0.0	0	36.4	0.1	0.0	0	0	0	0
	b'	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	97.6	0	0	0	0	0	0	0	0
	c'	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	88.2	0	0	0	0	0	0	11.3
	d'	1.5	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	2.9	0	0	41.2	0.3	0	48.7	2.8	2.1	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.9	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	1.9	0	0	0	0	0	0	0	98.0	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0.1	99.7	0	0	0.1
	h'	0.6	0	0	0	0	0	0	0.3	0.1	0	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0.1	0.2	0	0.0	93.3	5.1	0
	i'	0	0	0.0	0	0	0	0	0.0	0.6	0	0	0	0	0	0	0	7.1	0	4.2	0	0	2.0	86.0	0.0
	j'	0	3.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	2.4	0	0	0.3	0.6	6.3	0	85.0

2 ラウンド目の他者データ利用時における J48 を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	62.8	0	0	30.0	0	4.2	0	0	0.1	0	0	0	0	0.2	0.2	0	0	0.4	2.1	0	0	0	0.1	0	
	b	0	99.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.7	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	82.7	0	0	0	2.8	0	8.3	6.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0
	d	34.8	0	0	51.3	0	13.2	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0.1	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	
	e	0	0	0	0	93.5	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	
	f	0	0	0	0	0	91.5	0	0	0	0	0	6.0	2.2	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	
	g	0	0	0	0	0	3.4	84.6	0	0.2	9.5	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0.1	0	
	h	0	0	0	0	0	0	11.6	76.0	11.5	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	
	i	0	0	15.9	0	8.3	0	5.4	63.0	6.4	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0.0	0.6	0.0	
	j	0	0	0	3.5	0	3.9	0	0	86.3	0	0.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.9	0	0.1	0.5	
	k	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	74.7	2.1	23.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	38.3	0	0	0	0	0	60.5	1.1	0	0	0	0	0	0	0.2	0.0	0	0	0	
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12.4	0.1	87.4	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.3	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	1.5	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	57.3	0	0	34.4	5.1	1.1	0	0	0	0	
	b'	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	95.9	0	3.5	0	0	0	0	0	0.1	0.1
	c'	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0.3	1.8	0	0	0	0	0	77.8	0	2.1	0	0	0	6.3	11.8	
	d'	0.6	0	0	1.1	0	0.6	0	0	0	0	0	0	0	0	42.1	0	0	42.4	2.1	11.1	0	0	0	0	
	e'	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7.4	85.8	6.3	0	0	0	0	0.1	0
	f'	0	0.0	0	0	0	1.1	0	0	0	0	0	1.0	0	0	1.5	0.3	0	0.6	0	95.6	0	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	1.1	0	0	0	0	8.1	0	0	0	0	0	2.1	0	0	81.5	0	3.4	3.9	
	h'	0	0	0	0	0	0	0.1	0.5	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11.7	82.5	3.6	1.6	0	
	i'	0	0	0	0	0	0	0.0	2.0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	7.4	0	8.3	0	0.7	5.4	62.5	13.5
	j'	0	0.2	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0.8	0	0	0	0	1.8	7.6	0	4.1	0	6.3	0	0.0	78.7	

2 ラウンド目の他者データ利用時における RF を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																							
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'
Actual Contexts	a	74.7	0	0	17.8	0.1	6.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0.2	0.8	0.1	0	0	0	0	0
	b	0	96.8	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0.0	0	0	0	0	1.1	0	0	0	0	0	0	0
	c	0.3	0	84.7	0.8	0	0	0	0	0	9.1	5.1	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0.0
	d	39.9	0	0	55.6	0	3.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0
	e	4.4	0	0	1.8	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	89.0	0	0	0	0	0	10.6	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	89.4	0	0	0	10.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0.6	0	0	0	0	0	5.7	82.1	11.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0.8	0	10.3	0.0	0.6	0	4.8	14.2	67.5	0.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.9
	j	0	8.3	0	0	0	0	0	3.9	0	87.4	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0.4
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	79.0	0	20.9	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	19.2	0	0	0	0	0	80.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	7.7	92.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	6.3	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	93.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52.5	0	0	40.6	6.6	0	0	0	0	0
	b'	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.9	0	0.1	0	0.3	0	0	0	0.3
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	86.5	0	2.1	0	0.2	0	5.6	5.6
	d'	0.1	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40.7	0	52.4	5.7	1.0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.2	0	0	93.8	0	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	99.7	0.0	0	0	0	0.2
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97.6	0	0	0	2.4
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.6	90.4	5.6	0.4
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7.3	0	0.5	0	0	4.4	83.7	4.2
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	3.1	0	1.1	95.4

2 ラウンド目の他者データ利用時における MLP を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																							
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'
Actual Contexts	a	55.5	0	0	37.0	2.3	1.7	0	0	0	0	0	0	0	2.5	0.3	0	0	0.5	0.2	0	0	0	0	
	b	0	99.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.7	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	83.4	0	0	0	0	0	10.4	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	25.8	0	1.0	58.9	0.1	0.8	0	0.9	0	2.0	0	6.3	0	3.5	0.3	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0.5	92.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	5.4	0	0	0	71.6	0	0	0	0	0.1	13.5	5.2	0	0	0	0	0.3	0	3.9	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	79.1	2.1	0.2	15.8	0	0.7	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	0	79.2	14.6	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	2.1	0	3.6	0	0	13.4	73.5	6.3	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0.7	0.5	0
	j	0	0	0	0	0	6.3	10.1	0	0	80.9	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	67.9	0	32.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0.2	0	21.1	0	0	0	0	6.5	70.0	2.1	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20.3	0	79.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	0	4.2	0	0	0	0	0	0	91.3	2.1	0	0	0	2.5	0	0	0	0	0
	a'	0.5	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41.7	0	0	51.2	6.3	0	0	0	0	0
	b'	0	1.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.8	0	0.0	0	0	0	2.1	0	0
	c'	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	3.4	92.3	0	0	0.0	0	1.3	2.7	0
	d'	0	0	0	0.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37.5	0	55.8	6.0	0	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	5.5	0.1	0	93.0	0.1	1.2	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0.6	3.1	0	0	0	0	0.0	95.8	0.0	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	83.0	0.7	0.7	13.1	0
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0.2	1.0	0	0	0	0	0	0.3	1.0	0	0	4.7	90.4	2.0	0.3	0.3	0
	i'	0	0.0	0.0	0	0.3	0	0	0.5	0.2	0	0	0	0	0	1.3	2.6	5.0	0	7.6	0	1.9	5.6	74.5	0.6
	j'	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	1.6	0	0	0	0	0	2.0	0	0	6.5	5.4	0	0.3	84.2	0

ユーザごとの過去データ利用時における J48 を用いた場合の平均認識精度の混同行列.

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	68.8	0	0	21.7	0	2.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0.3	4.2	2.2	0	0	0	0	
	b	0	86.1	0	0	0	0	4.1	0	0	0	0	3.6	4.2	0	0	0	1.7	0	0	0	0	0.3	0	0	0
	c	0	0	54.5	0	0	0	6.2	16.3	12.5	0	0	0	0	10.4	0	0	0.1	0	0	0	0	0.1	0	0	0
	d	21.4	0	0	71.5	0	4.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0.3	0.2	2.1	0	0	0	0	0
	e	2.8	0	0	2.1	74.8	0	0	0	0	0	0	0	4.2	3.3	0	0	0	0	10.8	2.1	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	79.6	0	0	0	2.1	0	9.6	6.3	0	0	0	0	0	0	2.5	0	0	0	0	0
	g	0	7.9	0	0	0	6.3	65.1	0	0	2.1	0	6.3	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	8.3	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	6.3	77.1	0	0	0	0	0	0	8.3	0	0	0	0	0	0	0	0	8.3	0	0
	i	0	0	8.3	0	0	0	16.0	54.5	12.5	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	4.3	4.3	0
	j	0	0	0	0	0	0	26.8	0	0	60.5	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	6.4
	k	0	0	0	0	0	5.9	0	0	0	0	67.2	6.6	20.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	37.3	0	0	0	0	0.5	53.0	2.9	0	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	5.0	0	0	0	0	4.4	0	90.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	4.2	0	0	2.1	12.5	0	0	0	0	6.3	0	6.3	68.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	1.3	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64.4	0	0	14.7	19.2	0	0	0	0	0	0
	b'	0	0.3	0	0	0	0	0.3	0	0	0.0	6.3	0	0	0	0	89.2	0	0	0	0	0	3.7	0	0	0.2
	c'	0	0	3.4	0.0	0	0	1.4	0.6	2.3	0	0	6.1	0	0	0	0	78.7	0.4	1.6	0	4.0	0	1.5	0	0
	d'	0.2	0	0	1.6	0	0	0	0	0	0	2.7	0	0	0	29.8	0	0	58.6	3.7	3.4	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	3.7	0	0	0	0	0	0	2.1	4.2	2.3	0	0	0	1.0	82.1	4.6	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	7.2	0	0	4.3	0	5.9	2.9	0	0	5.2	0	0	0	0	74.5	0	0	0	0	0
g'	0.0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0.2	0	6.3	0.9	0	3.6	0	0	0	2.1	85.9	0	0	0	0	0.7	
h'	0	0	0	0	1.1	0	0	15.4	0.1	3.6	0	0	0	6.3	0	0	0	0	0	0	2.6	64.5	6.4	0	0	
i'	0	0	0.1	0	0	0	0	1.8	10.1	6.6	0	0	0	0	0	0	16.5	0	0	0	0.0	18.9	45.6	0.3	0	
j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7.4	0	6.1	0.1	0	0	0	0	0	0	0.0	37.2	0	0	0	49.2	

ユーザごとの過去データ利用時における RF を用いた場合の平均認識精度の混同行列.

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	72.5	0	0	20.9	2.1	0.6	0	0	0	0	0	0.8	0	0	2.8	0.1	0	0.1	0.1	0.0	0	0	0	0	
	b	0	90.6	0	0	0	0	3.8	0	0	2.8	0	0	0	0	0	2.7	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0
	c	0	0	68.3	0	0	0	0	0.1	27.1	4.5	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0
	d	42.7	0	0	55.5	0	0.4	0	0	0	0	0	0.2	0	0	1.1	0	0	0.1	0.0	0	0	0	0	0	0
	e	3.6	0	0	2.7	90.0	0.1	0	0.5	0.0	0	0	0	0	3.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0.1	0	0	3.0	95.6	1.3	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	g	0	32.6	0	0	2.3	62.4	0.3	0	1.0	0	0	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0.5	0.1	0	0	7.2	0	5.7	82.3	4.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0
	i	0	0	9.1	0	0.1	0	0	27.6	56.4	6.3	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.0	0.5	0
	j	0	4.6	0.1	0	0	24.3	0	2.5	67.8	0	0	0.1	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6
	k	0	0	0	0	0	0.0	0.3	0	0	2.9	57.6	0	34.5	4.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0.1	10.3	53.0	0.4	0.5	0	0.3	0.5	30.5	3.8	0	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	0
	m	0	0.2	0	0	0.0	0.2	2.4	0	0	0.1	2.7	0	93.9	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0.3	6.3	1.0	0	0	0.2	0.5	0	0	0	0	91.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	75.9	0	0	17.8	6.3	0	0	0	0	0	0
	b'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94.5	0.3	0	0	0	4.2	0.6	0.0	0.4	0
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	95.0	0.8	0	0	0	0.7	2.8	0.8	0
	d'	0.1	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	38.5	0	0	52.3	8.7	0.4	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.0	0	0	0.0	98.9	0.1	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0
g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	92.4	0	0	0	7.6	
h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0	0.8	91.0	1.9	0.1	0	
i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14.6	0	0.3	0	0	4.4	73.7	6.9	0	
j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0.3	19.8	0	0.5	79.3	0	

ユーザごとの過去データ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列。

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	70.3	0	0	17.6	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	5.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	b	0	99.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	89.0	0	0	0	0	0	0	4.8	5.9	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0.0
	d	40.8	0	0	51.3	5.0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.0	0	1.6	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0
	e	6.3	0	0	0	92.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	90.3	0	0	0	0	0	0.9	0.0	8.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	5.9	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0
	i	0	0	10.4	0	0	0	0	14.0	68.5	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0.1	0.5	0
	j	0	0	0	0	0	0	0	25.1	0	0.1	74.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	89.6	0	10.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	0	15.5	0	0	0	0	2.7	76.4	4.8	0	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0	2.2	0	0	0	0	5.9	0	91.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	2.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.9	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.7	0	0	0	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	83.7	0.0	0	9.4	5.3	0	0	0	0	0
	b'	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0	99.6	0	0	0	0	0.1	0	0	0
	c'	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	1.9	91.3	0	2.0	0	0	0	0.2	4.3
	d'	0.1	0	0	0.3	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51.1	1.3	0	42.2	3.0	1.6	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.2	5.1	0	0	93.8	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0	0	0	0	2.0	0	0	0	0	0	0	0	97.1	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.6	0	0	0.1	
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0.0	0	4.8	93.2	0.3	1.3
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0.6	0	0	0	0	0	0	0	8.6	0	0	0	0	9.9	74.7	6.3
	j'	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0.1	4.1	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	13.9	0	3.9	77.7

ユーザごとの過去データ利用時における MLP を用いた場合の平均認識精度の混同行列。

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	62.4	0	0.1	17.1	6.3	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0.5	11.5	0	0	0	2.0	0	0	0	0	0	
	b	0	95.6	0	0	0	0	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.3	0	0	0	0	0.7	0	0	0
	c	0	0	87.4	0	0	0	0	0	0	6.4	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	17.0	0	0	75.9	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.8	2.1	0	0.1	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	89.0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.2	4.8	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	89.7	0	0	0	0	0	0.4	0.1	8.4	0	0	0.2	0	0	0	1.3	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	93.2	0	2.1	0.4	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.3	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	2.7	93.8	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.5	0	0	0
	i	0	0	0	0	0	0	0	19.2	63.4	6.3	0	0	0	0.3	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0.1	0.2	0
	j	0	0	0	0	0	0	16.6	0	6.3	76.6	0.1	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0.1	0	0	0.3
	k	0	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	89.5	0	8.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	0	19.5	0	0	0	1.2	75.5	1.7	0	0	0	0	0	0.0	0	0.6	1.4	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0	1.1	0	0	0	0	1.6	0	97.3	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	6.3	91.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.4	0	0	0.1	0.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81.5	4.7	0	11.0	0.0	1.4	0	0.0	0	0
	b'	0	2.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	91.8	0	0.2	0	0	1.3	0	4.3	0.1
	c'	0	0	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	6.1	91.5	0.5	0.2	0	0	0	0.1	0.2
	d'	0.8	0	0	0.1	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42.0	5.1	0	50.0	0	1.8	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	3.0	0	0.9	2.3	0	0.0	93.6	0	0.0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	2.5	0	0	0	0	0	2.1	0.0	0	0	0	0	0	0	0	95.4	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.1	1.1	3.6	0.3	0
	h'	0	0	0	0	0	0	0	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.0	0.0	0	0	0	3.7	92.7	0.0	0.5
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0.2	2.8	0	0	0	0	0	0	0	5.4	8.3	0.0	0	0	0.1	14.3	66.4	2.5
	j'	0	0.0	0	0	0	0	0.3	0.0	0.0	4.1	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0.1	0	0	15.8	0	5.8	73.5

全ユーザの過去データ利用時における J48 を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	23.3	0	0	7.5	6.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.8	0	0	61.3	0.3	0	0	0	0	0	
	b	3.4	80.4	0	4.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	81.6	0.0	0	0	0	0	0	12.1	0	0	0	0	0	0	0	6.2	0	0	0	0	0	0	0
	d	12.6	0	0	16.4	3.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	66.5	0.3	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	91.0	0	0	0	0	2.8	0	0	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	5.6	0	89.3	2.4	0	0	0	0	0.5	2.1	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0
	g	0	0	0	6.6	0	0	60.7	0	0	31.7	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0.7
	h	0	0	0	0.4	0	0	0	87.9	0.7	0	0	0	0	0	5.1	0	0	5.8	0	0	0.1	0	0	0	0
	i	0	0	0	0	0	0	0	20.4	72.5	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0.1	6.2	0	0	0	0.4	0.4	0
	j	0.0	0	0	10.0	0	0	12.9	0	0.2	75.0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.2	0	0	1.5
	k	0	0	0	1.3	0	38.5	0	0	0	0	39.2	11.5	9.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	1.1	0	73.0	0	0	0	0	0	25.1	0.6	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	13.9	0	0	0	0	19.8	0	66.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.8	0	0	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	67.6	0.1	0	26.0	6.3	0	0	0	0	0	0
	b'	0.0	0.1	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.9	87.9	0	2.5	0	0	2.5	0	0	0	0
	c'	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	1.6	4.7	89.8	0	2.1	0	0	0	1.5	0	0
	d'	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42.2	0	0	51.5	6.3	0	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5.3	0.9	0	0	92.9	0	0	0.8	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0.2	0	0	0.1	0	85.7	0	0	0	13.6	0
	g'	0	0	0	0	0	0	2.3	0	0	0.0	0	0	0	0	3.9	0	0	0	0	0	92.3	0	0	1.5	0
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.3	93.2	0.6	0	0
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0.5	0	0	0	0	0	1.8	4.0	8.5	0	0	0	0.5	9.3	75.3	0	0
	j'	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0.1	0.5	0	0	0	0	9.8	0	0	4.2	0	0	8.4	0	0	77.1	0

全ユーザの過去データ利用時における RF を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	90.0	0	0	5.4	2.1	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	1.0	0	0	0.5	0.6	0	0	0	0	0	
	b	0	96.5	0	0	0	0	2.0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.4	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0
	c	0	0	85.6	0	0	0	0	0	8.3	6.0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0
	d	74.8	0	0	23.3	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	1.4	0	0	0	0	0	0	0
	e	6.0	0	0	0.3	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0.1	0	0	0	0	0	5.8	92.6	1.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0
	i	0.1	0	1.5	0	0	0	5.8	20.3	71.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0.1	0.5	0
	j	0	0.0	0	0	0	0	20.1	0	0	79.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0.0	0.4
	k	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	79.4	53.2	0	41.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	0	80.4	0	0	0	0	19.1	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	1.5	0	98.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	3.8	3.4	0	0	0	0	0	2.3	0	0.2	90.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	68.2	0	0	25.6	6.3	0	0	0	0	0	0
	b'	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94.4	0	0.1	0	0	0	3.4	1.6	0	0.5
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.6	0	1.8	0	0.0	0	1.3	3.3	0
	d'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	38.7	0	0	55.0	6.3	0	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.8	0	0	1.6	95.3	1.3	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	99.9	0	0	0	0	0.0
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.9	0	0	0	1.1
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.2	93.8	0	0	0
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.4	0	0	0.0	6.3	81.1	6.2	0
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.9	0	3.8	93.1	0

全ユーザの過去データ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	85.8	0	0	5.5	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	21	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	
	b	0	98.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.1	0	0	0	0	0	0	0	
	c	0	0	84.0	0	0	0	0	0	0	9.8	0	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0	
	d	62.2	0	0	31.1	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	
	e	0	0	0	1.8	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	
	f	0	0	0	0	0	89.0	0	0	0	0	0	0.2	4.2	6.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	g	0	0	0	0	0	0	95.1	0	0	0	4.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	h	0	0	0	0	0	0	0	5.8	91.7	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	
	i	0	0	0	0	0	0	0	6.3	16.8	75.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6	0.4	
	j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	70.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0.3	
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	89.0	0	11.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	l	0	0	0	0	0	0	0	13.4	0	0	0	1.8	81.8	2.3	0	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	
	m	0	0	0	0	0	0	0	1.3	0	0	0	9.3	0	89.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.3	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	a'	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	68.7	0	0	24.9	6.3	0	0	0	0	
	b'	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.7	0	0	0	0	0	0	0	
	c'	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.3	92.6	0	0	0	0	0	1.0	
	d'	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36.0	0	0	57.7	6.3	0	0	0	
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.5	1.7	0	0	93.8	0	0	0	0	
	f'	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.6	0	98.3	0	0	0	
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.5	0	0.5	
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.3	93.7	0.0	
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.2	6.6	81.7	4.7
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	12.3	0	0.6	86.9

全ユーザの過去データ利用時における MLP を用いた場合の平均認識精度の混同行列

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	64.3	0	0	28.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6.3	0.6	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	
	b	0	98.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.2	0	0	0	0	0	0	0	
	c	0	0	75.6	0	0	0	6.0	0	18.1	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	
	d	41.1	0	0	52.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.8	2.5	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	
	e	0	0	0	0	93.8	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	f	0	0	0	0	0	91.2	0	0	0	0	0	1.9	6.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	g	0	0	0	0	0	0	97.9	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	h	0	0	0	0	0	0	6.1	91.7	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	
	i	0	0	0	0	0	8.3	6.2	22.2	62.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	0	0.2	0.1	0.6	
	j	0	8.3	0	0	0	0	29.9	0	0	61.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0.0	0.4
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	89.3	0	10.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	l	0	0	0	1.1	0	21.4	0	0	0	0	2.1	73.1	2.1	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	
	m	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	8.4	0	91.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	n	0	0	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0	93.8	0	0	0	0	0	0	0	0	
	a'	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	59.8	0	0	36.3	3.8	0	0	0	0	
	b'	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.3	0	0.1	0	0	0.5	0	0.1	
	c'	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0.0	0	0.1	0	94.0	0	1.5	0.0	0.1	0	2.3	1.8
	d'	0	0	0	0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34.1	0	0	63.4	2.5	0	0	0	0	
	e'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.3	0	0	0	93.8	0	4.9	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	1.4	0	0.1	0	0	0.1	1.0	97.3	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0.1	98.9	0	0.8	
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	3.1	0	0	0	0	0	1.6	95.0	0.2	0
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0.0	0	0	0	0	1.8	0	3.6	0.9	7.4	0	1.4	4.5	77.6	2.5
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0.0	0	0	1.1	0	0	0	0	0	0.5	0	0.0	0	7.8	12.8	0	4.3	73.5

スマートフォンのみのデータ利用時における J48 を用いた場合の平均認識精度の混同行列（1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時）

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	48.7	0	0	12.1	10.1	11.4	0	0	0	0	0	14.3	0	0	0.4	0	0	0.6	1.3	1.1	0	0	0	0	
	b	2.1	89.8	2.0	0	2.1	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	3.6	0	0	0	0	0	0	0	0.04
	c	0	6.3	82.8	0	0	0	0	0	0	0	3.9	0.6	0	0.9	0.5	0	0	5.0	0	0	0	0	0	0	0.1
	d	16.9	0.1	0	38.2	18.3	20.6	0	0	0	0	0.02	4.5	0.1	0.04	0	0	0	1.2	0.02	0	0	0	0	0	0
	e	11.2	0	0	15.4	42.6	18.2	0	0	0	0	1.4	10.2	0	0	0.3	0	0	0	0.2	0.3	0.1	0	0	0	0
	f	14.3	0	0	14.6	23.5	29.4	0	0	0	0	0	15.4	0.1	0.7	0.04	0	0	0.8	0.8	0.3	0	0	0	0	0
	g	2.1	0	0.04	0	1.0	0	47.4	45.4	0	0.7	0	2.1	0	0	0	0	0	0	1.1	0	0.1	0.1	0	0	0
	h	0.4	0.1	0	0	0	0	43.1	53.1	0	3.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.2	0	0	0
	i	0	0	2.1	0	0	0	0.4	0	55.4	38.7	0	0.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	2.2	0.1	0
	j	0	4.2	2.2	0	0	0	2.1	0	42.9	46.2	0	0	0	0	0	0	0	2.2	0	0	0	0	0	0.2	0.04
	k	0.02	0	0	4.3	0.2	0.2	0	0	0	0	0	47.4	0	19.8	28.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	14.6	0	0	4.3	13.6	15.8	0.7	0	0	0	0	0.7	48.6	0	0	0.6	0	0	0.7	0.2	0.2	0	0	0	0
	m	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32.2	0	37.5	30.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0.5	0	0	0	0	0.04	0	0	0	0	0	38.1	0	35.9	25.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.04	0.1	0	0.02	0.2	0.2	0	0	0	0	0	0	0.8	0	0	42.3	3.3	0	19.9	17.6	15.7	0	0	0	0
	b'	0	2.0	0.3	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0.02	0	0	5.3	84.0	2.8	0.2	0.1	0.2	2.2	1.1	0.4	0.7	
	c'	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.1	1.1	0	0	0	0.04	0	0.02	97.8	0	0	0	0	0	0.5	0.5	
	d'	0.2	0	0	0	0.2	0.4	0	0	0	0	0.02	1.6	0	0	22.8	0.6	0	31.6	19.6	23.0	0	0	0	0	
	e'	1.8	0	0	0.1	0.4	0.4	0	0	0	0	0.3	0.4	0	0	21.5	0.2	0	19.3	31.6	24.1	0	0	0	0	
	f'	1.9	0	0	0.3	0.5	0.1	0	0	0	0	0.5	0.2	0	0	16.5	0	0	24.9	23.6	31.5	0	0	0	0	
g'	0	0	0	0	0	0	0.1	0.04	0.6	0.2	0	0	0	0	1.3	0	0	0	0	0	52.5	44.0	0	1.3		
h'	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.2	0	40.2	59.4	0	0		
i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.2	0	0	0	0	0	1.4	0.02	0	0	0	0.4	1.9	46.6	49.3		
j'	0	0	0.02	0	0	0	0.02	0	0.1	0.04	0	0	0.1	0	0	0.1	0.04	0	0	0	0.9	0.5	50.6	47.6		

スマートフォンのみのデータ利用時における RF を用いた場合の平均認識精度の混同行列（1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時）

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	53.1	0	0	13.6	5.9	12.7	0	0	0	0	0	13.8	0	0	0.3	0	0	0.3	0.1	0.3	0	0	0	0	
	b	0	96.2	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0	0	0	0	
	c	0	0	97.4	0	0	0	1.6	0	0.04	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	d	19.3	0	0	38.9	17.1	20.2	0	0	0	0	0	4.4	0	0.04	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	
	e	11.1	0	0	13.2	44.2	20.9	0	0	0	0	0	9.7	0	0	0.3	0	0	0.04	0.2	0.4	0	0	0	0	
	f	12.4	0	0	14.4	23.4	33.9	0	0	0	0	0.2	15.4	0	0	0.1	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	
	g	0	0	1.2	0	0	0	52.9	44.7	0	1.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	h	0	0	0	0	0	0	45.0	55.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0	0	
	i	0	2.1	6.3	0	0	0	0	0	45.8	45.3	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0.1	0	0.1	0.2	
	j	0	1.3	4.9	0	0.02	0	0	2.1	47.0	44.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0.1
	k	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	43.3	2.0	23.5	30.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	l	14.4	0	0	4.6	13.4	15.0	0	0	0	0	0.04	51.5	0.04	0	0.6	0	0	0.3	0.1	0.1	0	0	0	0	
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32.6	2.0	32.8	32.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30.9	3.6	35.9	29.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	a'	0.04	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0	0.1	0	0	44.5	2.6	0	18.3	18.8	15.5	0	0	0	0	
	b'	0	1.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.9	96.5	0	0.1	0.04	0	0	0	0	0	
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0	0	0	0	0	0	0	98.4	0	0	0	0	0	1.6	0.04	
	d'	0.1	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0	1.7	0	0	21.8	0.04	0	31.9	18.2	26.1	0	0	0	0	
	e'	0.1	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0	0.2	0	0	21.4	0	0	17.9	32.0	28.1	0	0	0	0	
	f'	0.1	0	0	0.04	0.1	0.1	0	0	0	0	0	0.1	0	0	17.2	0.02	0	22.1	24.9	35.4	0	0	0	0	
g'	0	0	0	0	0	0	0.02	0	0.6	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	58.7	38.7	0	1.5		
h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40.5	59.0	0.4	0.1		
i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0.1	0	0	0	0	0	0.1	1.8	0	0	0	0	0	53.6	44.4		
j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0.5	50.9	48.4		

スマートフォンのみのデータ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列（1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時）

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	48.0	0	0	26.5	3.5	15.9	0	0	0	0	0.6	5.1	0	0	0.1	0	0	0.1	0.1	0.1	0	0	0	0	
	b	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	94.0	0	0	0	0	0	0	1.8	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	15.6	0	0	51.9	13.0	12.0	0	0	0	0	0	3.0	4.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	e	17.6	0	0	19.9	29.2	19.2	0	0	0	0	0	3.1	10.6	0.04	0	0.1	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0
	f	16.6	0	0	16.3	15.7	35.8	0	0	0	0	0	3.0	11.0	1.0	0.6	0.04	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	0	36.0	61.6	0.02	2.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	0	37.6	62.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	61.5	38.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0.1	0.3
	j	0	0	2.1	0	0	0	0	2.1	51.3	41.8	0	0	0	0	0	0	0	0.02	0	2.1	0	0	0	0.3	0.3
	k	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	36.1	0	29.6	32.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	19.4	0	0	3.8	5.3	17.2	0	0	0	0	0	1.2	51.6	0	0	0.8	0	0	0.7	0	0.02	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	30.2	0	35.5	32.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	32.7	0	31.7	33.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.3	0	0	0.2	0.2	0.7	0	0	0	0	0	0	0.7	0	0	39.4	0	0	20.1	19.9	18.4	0	0	0	0
	b'	0.1	2.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.1	95.6	0	0.4	0.2	0.3	0	0	0	0
	c'	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.8	0	0	0	0	0	0.1	0
	d'	0.3	0	0	0.1	0.2	0.3	0	0	0	0	0	0	1.8	0	0	23.5	0	0	36.6	15.3	21.9	0	0	0	0
	e'	0.1	0	0	0.1	0.6	0.5	0	0	0	0	0	0.7	0	0	0	22.4	0	0	16.0	31.9	27.7	0	0	0	0
	f'	1.5	0	0	0.1	0.7	0.9	0	0	0	0	0	0.7	0	0	0	15.5	0	0	16.2	19.0	45.5	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0.02	0.1	0.6	0.04	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	62.7	33.9	0.5	2.2
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0.02	0.02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36.1	63.1	0.1	0.6
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.04	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	61.6	37.0	0
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0.2	51.9	47.8

スマートフォンのみのデータ利用時における MLP を用いた場合の平均認識精度の混同行列（1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時）

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	52.6	0.1	0.3	21.3	2.6	11.3	0	0	0	0	9.3	0.1	0.8	1.0	0	0	0.5	0.1	0.04	0	0	0.1	0	0	
	b	0	91.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	8.7	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	1.2	1.9	0	0	0	0	0	0	0.02	0	0	0	0	0	0	0
	d	18.9	0	0	49.0	7.8	17.8	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0.1	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0
	e	15.5	0	0	27.1	25.2	20.3	0	0	0	0	0	10.2	0.3	0	0.1	0	0	0	0.3	1.0	0	0	0	0	0
	f	13.2	0	0	19.8	12.8	33.3	0	0	1.9	0.2	0	0	17.0	0.9	0	0.3	0	0	0.1	0.1	0.7	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	0	54.4	38.9	0	1.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.2	0	0	1.2
	h	0	0	0	0	0	0	0	46.8	49.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	2.2	0	0
	i	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52.9	44.3	0	2.1	0	0	0	0	0.04	0	0	0	0.02	0.3	0.2	0.2
	j	0	0	2.1	0	0	0	0	2.1	50.2	36.7	0	2.1	0	0	0	0	0	0.1	0	2.1	0	2.1	0	0.4	2.2
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97.9	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	13.8	0	0	3.4	8.6	10.8	0	0.8	0	0	0	0	58.8	1.3	0	1.0	0	0	1.3	0.3	0.02	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.7	1.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.5	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.3	0	0.02	0.1	0.2	0.3	0	0	0	0	0	0.6	0.02	0	45.6	2.1	0.1	19.4	18.2	13.1	0	0	0	0.04	
	b'	0.1	3.8	0.3	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	1.9	92.8	0.5	0	0.1	0.1	0	0	0	0.3	0
	c'	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.1	96.0	0	0.04	0	0	0	0	2.9	0.5
	d'	0.1	0	0	0.3	0.3	0.3	0	0	0	0	0	2.0	0	0	23.5	0	0.02	35.0	19.0	19.3	0.02	0	0.02	0.2	
	e'	0.2	0	0	1.0	0.5	0.3	0	0	0	0	0	0.4	0.2	0	20.8	0	0.02	16.4	32.5	27.4	0.02	0.02	0.02	0.3	
	f'	0.9	0	0	0.1	0.3	0.5	0	0.02	0	0	0.02	0.8	0.1	0	18.1	0.1	0.1	19.4	25.1	34.5	0.02	0.02	0.04	0.1	
	g'	0.02	0	0	0	0	0	0	0.1	0.5	0.1	0	0	0.04	0	0	0	0.1	0	0.2	60.0	37.0	0.2	1.9	0	
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.1	41.1	57.7	0.3	0.3	
	i'	0	0.02	0.02	0	0	0	0.02	0.1	0.9	0.4	0.04	0	0	0	0.1	1.1	0.9	0.1	0	0.9	0.4	52.3	42.8	0	
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0.4	0.4	0.02	0	0	0	0.1	0.8	0.1	0.4	0.02	0.1	0.3	0.4	51.5	45.9	

スマートウォッチのみのデータ利用時における J48 を用いた場合の平均認識精度の混同行列（1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時）

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	48.7	0	0	12.1	10.1	11.4	0	0	0	0	0	14.3	0	0	0.4	0	0	0.6	1.3	1.1	0	0	0	0	
	b	2.1	89.8	2.0	0	2.1	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	3.6	0	0	0	0	0	0	0	0.04
	c	0	6.3	82.8	0	0	0	0	0	0	0	3.9	0.6	0	0.9	0.5	0	0	5.0	0	0	0	0	0	0	0.1
	d	16.9	0.1	0	38.2	18.3	20.6	0	0	0	0	0.02	4.5	0.1	0.04	0	0	0	1.2	0.02	0	0	0	0	0	0
	e	11.2	0	0	15.4	42.6	18.2	0	0	0	0	1.4	10.2	0	0	0.3	0	0	0.2	0.3	0.1	0	0	0	0	0
	f	14.3	0	0	14.6	23.5	29.4	0	0	0	0	0	15.4	0.1	0.7	0.04	0	0	0.8	0.8	0.3	0	0	0	0	0
	g	2.1	0	0.04	0	1.0	0	47.4	45.4	0	0.7	0	2.1	0	0	0	0	0	0	1.1	0	0.1	0.1	0	0	0
	h	0.4	0.1	0	0	0	0	43.1	53.1	0	3.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.2	0	0	0
	i	0	0	2.1	0	0	0	0.4	0	55.4	38.7	0	0.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	2.2	0.1	0
	j	0	4.2	2.2	0	0	0	2.1	0	42.9	46.2	0	0	0	0	0	0	0	2.2	0	0	0	0	0	0.2	0.04
	k	0.02	0	0	4.3	0.2	0.2	0	0	0	0	0	47.4	0	19.8	28.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	14.6	0	0	4.3	13.6	15.8	0.7	0	0	0	0	0.7	48.6	0	0	0.6	0	0	0.7	0.2	0.2	0	0	0	0
	m	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32.2	0	37.5	30.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0.5	0	0	0	0	0.04	0	0	0	0	0	38.1	0	35.9	25.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.04	0.1	0	0.02	0.2	0.2	0	0	0	0	0	0	0.8	0	0	42.3	3.3	0	19.9	17.6	15.7	0	0	0	0
	b'	0	2.0	0.3	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0.02	0	0	5.3	84.0	2.8	0.2	0.1	0.2	2.2	1.1	0.4	0.7	
	c'	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.1	1.1	0	0	0	0.04	0	0.02	97.8	0	0	0	0	0	0.5	0.5	
	d'	0.2	0	0	0.2	0.4	0	0	0	0	0	0.02	1.6	0	0	22.8	0.6	0	31.6	19.6	23.0	0	0	0	0	
	e'	1.8	0	0	0.1	0.4	0.4	0	0	0	0	0.3	0.4	0	0	21.5	0.2	0	19.3	31.6	24.1	0	0	0	0	
	f'	1.9	0	0	0.3	0.5	0.1	0	0	0	0	0.5	0.2	0	0	16.5	0	0	24.9	23.6	31.5	0	0	0	0	
g'	0	0	0	0	0	0	0.1	0.04	0.6	0.2	0	0	0	0	1.3	0	0	0	0	0	52.5	44.0	0	1.3		
h'	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.2	0	40.2	59.4	0	0		
i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.2	0	0	0	0	0	1.4	0.02	0	0	0	0.4	1.9	46.6	49.3		
j'	0	0	0.02	0	0	0	0.02	0	0.1	0.04	0	0	0.1	0	0	0.1	0.04	0	0	0	0.9	0.5	50.6	47.6		

スマートウォッチのみのデータ利用時における RF を用いた場合の平均認識精度の混同行列（1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時）

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	53.1	0	0	13.6	5.9	12.7	0	0	0	0	0	13.8	0	0	0.3	0	0	0.3	0.1	0.3	0	0	0	0	
	b	0	96.2	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0	0	0	0	
	c	0	0	97.4	0	0	0	1.6	0	0.04	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	d	19.3	0	0	38.9	17.1	20.2	0	0	0	0	0	4.4	0	0.04	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	
	e	11.1	0	0	13.2	44.2	20.9	0	0	0	0	0	9.7	0	0	0.3	0	0	0.04	0.2	0.4	0	0	0	0	
	f	12.4	0	0	14.4	23.4	33.9	0	0	0	0	0.2	15.4	0	0	0.1	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	
	g	0	0	1.2	0	0	0	52.9	44.7	0	1.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	h	0	0	0	0	0	0	45.0	55.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0	0	
	i	0	2.1	6.3	0	0	0	0	0	45.8	45.3	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0.1	0	0.1	0.2	
	j	0	1.3	4.9	0	0.02	0	0	2.1	47.0	44.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0.1
	k	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	43.3	2.0	23.5	30.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	l	14.4	0	0	4.6	13.4	15.0	0	0	0	0	0.04	51.5	0.04	0	0.6	0	0	0.3	0.1	0.1	0	0	0	0	
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32.6	2.0	32.8	32.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30.9	3.6	35.9	29.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	a'	0.04	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	44.5	2.6	0	18.3	18.8	15.5	0	0	0	
	b'	0	1.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.9	96.5	0	0.1	0.04	0	0	0	0	0	
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0	0	0	0	0	0	0	98.4	0	0	0	0	0	0	1.6	0.04
	d'	0.1	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0	1.7	0	0	21.8	0.04	0	31.9	18.2	26.1	0	0	0	0	
	e'	0.1	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0	0.2	0	0	21.4	0	0	17.9	32.0	28.1	0	0	0	0	
	f'	0.1	0	0	0.04	0.1	0.1	0	0	0	0	0	0.1	0	0	17.2	0.02	0	22.1	24.9	35.4	0	0	0	0	
g'	0	0	0	0	0	0	0.02	0	0.6	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	58.7	38.7	0	1.5		
h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40.5	59.0	0.4	0.1		
i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0.1	0	0	0	0	0	0.1	1.8	0	0	0	0	0	53.6	44.4		
j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0.5	50.9	48.4		

スマートウォッチのみのデータ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列（1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時）

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	48.0	0	0	26.5	3.5	15.9	0	0	0	0	0.6	5.1	0	0	0.1	0	0	0.1	0.1	0.1	0	0	0	0	
	b	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	94.0	0	0	0	0	0	0	1.8	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	15.6	0	0	51.9	13.0	12.0	0	0	0	0	0	3.0	4.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	e	17.6	0	0	19.9	29.2	19.2	0	0	0	0	0	3.1	10.6	0.04	0	0.1	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0
	f	16.6	0	0	16.3	15.7	35.8	0	0	0	0	0	3.0	11.0	1.0	0.6	0.04	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	36.0	61.6	0.02	2.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	37.6	62.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	61.5	38.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0.1	0.3
	j	0	0	2.1	0	0	0	0	2.1	51.3	41.8	0	0	0	0	0	0	0	0.02	0	2.1	0	0	0	0.3	0.3
	k	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	36.1	0	29.6	32.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	19.4	0	0	3.8	5.3	17.2	0	0	0	0	1.2	51.6	0	0	0.8	0	0	0	0.7	0	0.02	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	30.2	0	35.5	32.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	32.7	0	31.7	33.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.3	0	0	0.2	0.2	0.7	0	0	0	0	0	0	0.7	0	0	39.4	0	0	20.1	19.9	18.4	0	0	0	0
	b'	0.1	2.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.1	95.6	0	0	0.4	0.2	0.3	0	0	0	0
	c'	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.8	0	0	0	0	0	0	0.1	0
	d'	0.3	0	0	0.1	0.2	0.3	0	0	0	0	0	1.8	0	0	23.5	0	0	36.6	15.3	21.9	0	0	0	0	0
	e'	0.1	0	0	0.1	0.6	0.5	0	0	0	0	0	0.7	0	0	22.4	0	0	16.0	31.9	27.7	0	0	0	0	0
	f'	1.5	0	0	0.1	0.7	0.9	0	0	0	0	0	0.7	0	0	15.5	0	0	16.2	19.0	45.5	0	0	0	0	0
g'	0	0	0	0	0	0	0.02	0.1	0.6	0.04	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	62.7	33.9	0.5	2.2	
h'	0	0	0	0	0	0	0.02	0.02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36.1	63.1	0.1	0.6	
i'	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.04	0.2	0	0	0	0	0	0	0	1.0	0	0	0	0.04	61.6	37.0	0	
j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0.2	51.9	47.8	

スマートウォッチのみのデータ利用時における MLP を用いた場合の平均認識精度の混同行列（1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時）

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	52.6	0.1	0.3	21.3	2.6	11.3	0	0.1	0	0	0	9.3	0.1	0.8	1.0	0	0	0.5	0.1	0.04	0	0.1	0	0	
	b	0	91.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	8.7	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	96.9	0	0	0	0	0	0	1.2	1.9	0	0	0	0	0	0	0.02	0	0	0	0	0	0	0
	d	18.9	0	0	49.0	7.8	17.8	0	0	0	0	0	6.3	0	0	0.1	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0
	e	15.5	0	0	27.1	25.2	20.3	0	0	0	0	0	10.2	0.3	0	0.1	0	0	0	0.3	1.0	0	0	0	0	0
	f	13.2	0	0	19.8	12.8	33.3	0	0	1.9	0.2	0	0	17.0	0.9	0	0.3	0	0	0.1	0.1	0.7	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	54.4	38.9	0	0	1.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.2	0	0	1.2
	h	0	0	0	0	0	0	46.8	49.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	2.2	0	0
	i	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52.9	44.3	0	2.1	0	0	0	0	0.04	0	0	0	0.02	0.3	0.2	0.2
	j	0	0	2.1	0	0	0	0	2.1	50.2	36.7	0	2.1	0	0	0	0	0	0.1	0	2.1	0	2.1	0	0.4	2.2
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97.9	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	13.8	0	0	3.4	8.6	10.8	0	0.8	0	0	0	58.8	1.3	0	1.0	0	0	1.3	0.3	0.02	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.7	1.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.5	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.3	0	0.02	0.1	0.2	0.3	0	0	0	0	0	0.6	0.02	0	45.6	2.1	0.1	19.4	18.2	13.1	0	0	0	0.04	
	b'	0.1	3.8	0.3	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	1.9	92.8	0.5	0	0.1	0.1	0	0	0	0.3	0
	c'	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.1	96.0	0	0.04	0	0	0	0	2.9	0.5
	d'	0.1	0	0	0.3	0.3	0.3	0	0	0	0	0	2.0	0	0	23.5	0	0.02	35.0	19.0	19.3	0.02	0	0.02	0.2	
	e'	0.2	0	0	1.0	0.5	0.3	0	0	0	0	0	0.4	0.2	0	20.8	0	0.02	16.4	32.5	27.4	0.02	0.02	0.02	0.3	
	f'	0.9	0	0	0.1	0.3	0.5	0	0.02	0	0	0.02	0.8	0.1	0	18.1	0.1	0.1	19.4	25.1	34.5	0.02	0.02	0.04	0.1	
g'	0.02	0	0	0	0	0	0	0.1	0.5	0.1	0	0	0.04	0	0	0	0.1	0	0.2	60.0	37.0	0.2	1.9	0		
h'	0	0	0	0	0	0	0.1	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.1	41.1	57.7	0.3	0.3		
i'	0	0.02	0.02	0	0	0	0.02	0.1	0.9	0.4	0.04	0	0	0	0.1	1.1	0.9	0.1	0	0.9	0.4	52.3	42.8	0		
j'	0	0	0	0	0	0	0.04	0.04	0.4	0.2	0	0	0	0	0.1	0.8	0.1	0.4	0.02	0.1	0.3	0.4	51.5	45.9		

スマートフォンおよびスマートウォッチ差分値のみのデータ利用時における J48 を用いた場合の平均認識精度の混同行列 (1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時)

		Predicted Contexts																							
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'
Actual Contexts	a	71.8	0	0	20.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.8	2.1	0	0.5	0	0	0	0	0	0
	b	0.1	79.3	0	0.2	0	2.1	4.2	0	0	2.1	0	0	1.6	0	0	10.4	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	2.1	78.9	0	2.1	0	1.1	4.2	3.6	0.6	0	0	0	0	0	2.1	5.2	0	0	0	0	0	0	0.1
	d	25.2	0	0	69.6	0	0	0	0	0	0	0	2.8	0	0	0	0	2.4	0	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	89.6	0	0	0	0	0	0	0	0	1.9	0	0	0	0	6.5	2.1	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	84.3	0	0	0	0	0	11.0	2.1	0	0	0	0	0	0	2.6	0	0	0	0
	g	0	2.1	0	0	0	2.1	82.3	0	0.3	3.5	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	4.6	0	0	3.2
	h	0	0	4.6	0	0	0	0	91.5	1.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	0
	i	0.2	0	2.5	0	0	0	0	3.7	85.8	4.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	2.4
	j	0	4.2	0	0	0	0	6.3	0.2	84.6	0	0	0	2.1	0	0	0.02	0	0	0	0	0	0	0	2.6
	k	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	64.5	8.4	25.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	2.2	0	0	0.02	0	6.8	0	0	0	0	0	87.0	1.8	0	0	0	0	0	0	2.3	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	1.2	0	0	0	0	13.3	0	85.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	8.4	0	0	0	0	0	4.1	0	4.1	83.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	1.8	0	0	0.2	0.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	70.5	3.1	0	23.4	0.1	0	0	0	0	0
	b'	0.1	5.4	0	0	0	0.02	0.3	0	0	0	0.2	2.1	0	2.0	82.4	0	0.1	0	0	2.0	2.5	0	0	3.0
	c'	0	0	2.0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.1	0	0.1	89.9	0	0	0	0.3	2.1	4.1	1.4
	d'	2.2	0	0	1.2	0.4	0	0	0	0	0	0	0.5	0	16.3	1.9	0	77.3	0.3	0	0	0	0	0	0
	e'	0.9	0	0	0	3.1	0	0	0	0	0	2.1	0	1.3	0.1	0	0.2	92.4	0.1	0	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	3.6	0	0	0	0	0.6	5.9	0	0	0	0	0	89.8	0	0	0	0	0	0
	g'	0	0.9	0	0	0	0	2.2	0	0	2.9	0	0	1.3	0	0	0	0	0	90.3	0	0	0	0	1.3
	h'	0	0	0.1	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	2.7	0	0	0	0	1.9	0	0	92.5	2.7	0
	i'	0	0	0	0	0.3	0	0	1.2	2.9	0	0	0	0	0	0	0	2.5	0	0	0	0	0	2.1	88.3
	j'	0	0	0	0	0	0	0.02	0	0	1.6	0.1	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	4.4	0	2.1	89.7

スマートフォンおよびスマートウォッチ差分値のみのデータ利用時における RF を用いた場合の平均認識精度の混同行列 (1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時)

		Predicted Contexts																							
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'
Actual Contexts	a	83.8	0	0	13.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.3	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	
	b	0	97.5	0	0	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	97.3	0	0	0	0	2.1	0.2	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	22.3	0	0	77.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	99.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0
	f	0	0.04	0	0	0	90.8	0	0	0	1.2	5.7	0	0	0	0	0	0	0	0	2.3	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	94.9	0	0	5.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0	0
	h	0	0	0.04	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	3.3	0	0	0	0	0	94.0	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0.02	0.4
	j	0	2.3	0	0	0	0	4.5	0	0.2	91.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.1
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	92.5	0	7.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	2.1	0	3.9	0	0	0	0	0	93.7	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	99.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	1.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	82.0	2.5	0	13.8	0	0	0	0	0	0
	b'	0	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	96.4	0	0	0	0	0	0	0	0.04
	c'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.7	0	0	0	0	0	0	1.3
	d'	0.04	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21.0	0.5	0	78.2	0	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0	0.02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.0	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0.1	99.2	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97.7	0	2.2
	h'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.5	0.5
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	0	1.9	96.4
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.8	0	0	0	0	0	2.7	0	94.3

スマートフォンおよびスマートウォッチ差分値のみのデータ利用時における SVM を用いた場合の平均認識精度の混同行列 (1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時)

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	87.0	0	0	12.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0.6	0	0	0	0	0	0	
	b	0	99.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	97.9	0	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0
	d	26.8	0	0	73.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	98.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.8	0	0	0	0	0.02	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	88.2	0	0	0	0	0	0.1	9.7	0.3	0	0	0	0	0	0	1.8	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	95.7	0	0	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	0	99.8	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	6.4	0	0	0	0	0	91.2	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0.02	0	0	0	0	0	0	0.3
	j	0	0	0	0	0	0	4.2	0	0	93.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0.5
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.8	0	6.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	0	0	4.8	0	0	0	0	2.1	93.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	2.5	0	97.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	0.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	88.5	0.1	0	10.7	0	0	0	0	0	0
	b'	0.1	2.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.8	95.3	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0
	c'	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0	99.3	0	0	0	0	0	0	0	0.3
	d'	0.8	0	0	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25.0	0	0	73.8	0	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.9	0	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	1.6	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0	98.2	0	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97.4	0	2.3	
	h'	0	0	0	0	0	0	0	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.9	0.02	
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	2.1	95.2	0.6
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0.02	0	0	0	0	2.2	0	2.1	95.2

スマートフォンおよびスマートウォッチ差分値のみのデータ利用時における MLP を用いた場合の平均認識精度の混同行列 (1 ラウンド目のユーザごとのデータ利用時)

		Predicted Contexts																								
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	a'	b'	c'	d'	e'	f'	g'	h'	i'	j'	
Actual Contexts	a	80.6	0	0	15.4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.3	0.1	0	0.7	0	0	0	0	0	0	
	b	0	96.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0	0	0	3.4	0	0	0	0	0	0	0	0
	c	0	0	95.8	0	0	0	0	0	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0.04	0	0	0	0	0	0	0
	d	22.6	0	0	75.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.8	0	0	0	0	0	0
	e	0	0	0	0	98.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6	0	0	0	0	0.8	0	0	0	0	0
	f	0	0	0	0	0	87.4	0	0	0	0	0	6.7	0	0	0	0	0	0	0	0	6.0	0	0	0	0
	g	0	0	0	0	0	0	94.0	0	0	2.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.8	0	0	0
	h	0	0	0	0	0	0	0	99.7	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	i	0	0	2.1	0	0	0	0	0	95.5	2.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3
	j	0	0	0	0	0	0	4.2	0.4	92.8	0	0	0	0	0	0	0	0	2.1	0	0	0	0	0	0	0.5
	k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	95.8	0	4.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	l	0	0	0	2.1	0	3.9	0	0	0	0	2.1	91.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	m	0	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	3.4	0	96.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	n	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	99.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	a'	1.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84.5	4.3	0	10.2	0	0	0	0	0	0
	b'	0.1	2.7	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.9	94.8	0.1	0.02	0	0	0	0	0	0	0
	c'	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	99.2	0	0	0	0	0	0	0	0.1
	d'	0.3	0	0	0.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24.8	0.1	0	74.3	0	0	0	0	0	0
	e'	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0.2	99.5	0	0	0	0
	f'	0	0	0	0	0	2.4	0	0	0	0	0	0.02	0.2	0	0	0	0	0	0.3	0	97.1	0.1	0	0	0
	g'	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97.3	0	0	2.1
	h'	0	0	0	0	0	0	0	1.2	0	0	0	0	0	0	0	0.02	0	0	0	0	0	0	93.7	0.04	0
	i'	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	1.8	0	0.02	0	0	3.2	92.0	2.8
	j'	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.9	0	0	0	0	0	0	1.7	0	0	0	0	0.7	0	2.3	94.4

# 著者論文リスト

## 参考論文

本論文の主内容は、下記 (1)–(8) として公表済みである。

- 公表済み論文

- (1) 久保 勇貴, 志築 文太郎, 田中 二郎, 「B2B-Swipe: 超小型タッチパネル端末のためのベゼルからベゼルへのスワイプジェスチャ」, 第 23 回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS 2015) 論文集, 大分, 2015 年 12 月, pp.85–90.
- (2) Yuki Kubo, Buntarou Shizuki, and Jiro Tanaka. “B2B-Swipe: Swipe Gesture for Rectangular Smartwatches from a Bezel to a Bezel”, Proc. of the 34th SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI ’16), California, San Jose, USA, May, 2016, pp.3852–3856 (Notes).
- (3) Yuki Kubo, Buntarou Shizuki, and Shin Takahashi. “Watch Commander: A Gesture-based Invocation System for Rectangular Smartwatches using B2B-Swipe”, Adjunct Proc. of the 29th ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST’16 Adjunct), Tokyo, Japan, Oct., 2016, pp.37–39.
- (4) 久保 勇貴, 志築 文太郎, 田中 二郎. 「ベゼル間の距離の短さを利用した超小型端末向けタッチジェスチャ」, 情報処理学会論文誌, Vol.58, No.5, 2017, pp.1061-1072.
- (5) Yuki Kubo, Ryosuke Takada, Buntarou Shizuki, and Shin Takahashi. “Context-Aware User Interface System for Smartphone-Smartwatch Cross-Device Interaction”, Proc. of the 2017 International SIGCHI Conference on Asian CHI Symposium: Emerging HCI Research Collection, Denver, Colorado, USA, May, 2017, 8 pages.
- (6) Yuki Kubo, Ryosuke Takada, Buntarou Shizuki, and Shin Takahashi. “SynCro: Context-Aware User Interface System for Smartphone-Smartwatch Cross-Device Interaction”, Proc. of the 35th International SIGCHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (CHI EA ’17), Denver, Colorado, USA, May, 2017, pp.1794–1801.
- (7) Yuki Kubo, Ryosuke Takada, Buntarou Shizuki, and Shin Takahashi. “Exploring Context-Aware User Interfaces for Smartphone-Smartwatch Cross-Device Interaction”, Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies (IMWUT), ACM, Vol. 1, No. 3, 2017, pp.69:1-69:21.

- (8) Yuki Kubo, Yuto Koguchi, Buntarou Shizuki, Shin Takahashi, and Otmar Hilliges. “AudioTouch: Minimally Invasive Sensing of Micro-Gestures via Active Bio-Acoustic Sensing”, Proc. of the 21st International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services (MobileHCI '19), Taipei, Taiwan, Oct., 2019, pp.36:1-36:13.

## その他の論文

### • 公表済み論文

- (1) Yuya Kawabata, Daisuke Komoriya, Yuki Kubo, Buntarou Shizuki, and Jiro Tanaka. “Effects of Holding Ring Attached to Mobile Devices on Pointing Accuracy”, Proc. of 18th International Conference on Human-Computer Interaction (HCI '16), Toronto, Canada, July, 2016, Part2, pp.309-319.
- (2) Yuki Kubo, Hirobumi Tomita, Shuta Nakamae, Takayuki Hoshi, and Yoichi Ochiai. “Bubble Cloud: Projection of an Image onto a Bubble Cluster”, Proc. of the 13th International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology (ACE '16 Creative Showcase), Osaka, Japan, Nov., 2016, 4 pages.
- (3) 安藤 宗孝, 久保 勇貴, 志築 文太郎, 高橋 伸, 「MimiSense: 外耳道内の気圧変化を利用した下顎運動認識システム」, 第 24 回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS 2016) 論文集, 滋賀, 2016 年 12 月, pp.1-6.
- (4) Yuki Kubo, Hirobumi Tomita, Shuta Nakamae, Takayuki Hoshi, and Yoichi Ochiai. “Bubble Clouds: Projection of an Image onto a Bubble Cluster”, Proc. of the 16th International Conference on Entertainment Computing (ICEC '17), Tsukuba City, Japan, Sept., 2017, 10 pages.
- (5) Toshiyuki Ando, Yuki Kubo, Buntarou Shizuki, Shin Takahashi, “CanalSense: Face-Related Movement Recognition System based on Sensing Air Pressure in Ear Canals”, Proc. of the 30th International Symposium on User Interface Software and Technology (UIST '17). Quebec City, Canada, Oct., 2017, pp.679-689.
- (6) Toshiyuki Ando, Yuki Kubo, Buntarou Shizuki, Shin Takahashi, “CanalSense+: Face-Related Movement Recognition and Identification System based on Air Pressure in Ear Canals.”, 36th International SIGCHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (CHI EA'18). Montreal QC, Canada, Apr., 2018, 1 page.
- (7) 久保 勇貴, 江口 佳那, 青木 良輔, 近藤 重邦, 東 正造, 犬童 拓也. 「内部構造パターンとの差異を利用した 3D プリントオブジェクト識別手法」, 第 27 回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS 2019) 論文集, 長野, 2019 年 9 月, pp.43-48.
- (8) Yuki Kubo, Kana Eguchi, Ryosuke Aoki, Shigekuni Kondo, Shozo Azuma, Takuya Indo. “FabAuth: Printed Objects Identification Using Resonant Properties of Their Inner Structures”, Proc. of Extended Abstracts of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '19), Glasgow, Scotland UK, May, 2019, pp.1-6.
- (9) Yuki Kubo, Kana Eguchi, Ryosuke Aoki. “3D-Printed Object Identification Method using Inner Structure Patterns Configured by Slicer Software”, Proc. of Extended Abstracts of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '20), HI, Honolulu, USA, Apr., 2020, pp.1-7.

- (10) Arinobu Nijjima and Yuki Kubo. “Assisting with Voluntary Pinch Force Control by Using Electrical Muscle Stimulation and Active Bio-Acoustic Sensing”, Proc. of Adjunct Publication of the 34th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST Adjunct '21), Virtual Event, USA, Oct., 2021, pp.11–13.
- (11) Yuki Kubo. “Ring-type Indirect Pointing Device for Large Displays using Three-axis Pressure Sensor”, Proc. of the 2022 ACM Symposium on Spatial User Interaction (SUI '22), CA, Online, USA, Dec., 2022, pp.1–2.

• 査読のない発表論文

- (12) 久保 勇貴, 高田 峻介, 志築 文太郎, 高橋 伸, 「コンテキストに基づくスマートウォッチ及びスマートフォンを用いたクロスデバイスインタラクション」, 第24回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS 2016) 論文集, 滋賀, 2016年12月, pp.205–206.
- (13) 久保 勇貴, 高田 峻介, 志築 文太郎, 高橋 伸, 「コンテキストに応じたスマートウォッチ・スマートフォン併用時のUIの検討」, 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) 研究会報告, 2017-HCI-171, 沖縄, 2017年1月, 8ページ.
- (14) 山路大樹, 久保 勇貴, 杉山 慎一郎, 志築 文太郎, 高橋 伸, 「プロトタイプングのための紙製タッチセンサの設計及び操作認識プログラムの開発」, 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) 研究会報告, 2017-HCI-171, 沖縄, 2017年1月, 8ページ.
- (15) 久保 勇貴, 安藤 宗孝, 志築 文太郎, 高橋 伸, 「能動的音響計測に基づくマイクロハンドジェスチャ認識」, 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) 研究会報告, 2018-HCI-177, 東京, 2018年3月, 8ページ.
- (16) 安藤 宗孝, 久保 勇貴, 志築 文太郎, 「頭部運動に伴う外耳道内の気圧変化に関する個人差の調査」, 第17回情報科学技術フォーラム (FIT2018) 講演論文集, 福岡, 2018年9月, pp.3:235–3:236.
- (17) 安藤 宗孝, 久保 勇貴, 志築 文太郎, 「【既発表論文紹介】CanalSense: Face-Related Movement Recognition System based on Sensing Air Pressure in Ear Canals」, 第17回情報科学技術フォーラム (FIT2018) 講演論文集, 福岡, 2018年9月, p.3:394.
- (18) 久保 勇貴, 「パーソナルインタラクションスペースの実現に向けた操作体系の構築」, 第18回情報科学技術フォーラム (FIT2019) イベント企画「若手研究者が描く未来予想図」, 岡山, 2019年9月.
- (19) 久保 勇貴, 「ハンドジェスチャ操作を実現する手指形状認識技術」, NTT 技術ジャーナル 2021年1月号, 2021年1月, pp.62–64.
- (20) 久保 勇貴, “Fine-grained Hand-posture Recognition for Natural User-interface Technologies”, NTT Technical Review, Vol. 19, No. 3, 3 Mar., 2021, pp.37-39.
- (21) 久保 勇貴, 「装着型小型情報端末におけるユーザインタフェース技術」, 月刊ビジネスコミュニケーション 2022年9月号, 研究レポート, 2ページ.

- (22) 久保 勇貴, 「詳細な手指形状認識のためのセンシング技術」, 月刊ビジネスコミュニケーション 2022 年 12 月号, 研究レポート, 2 ページ.
- (23) 小西 智樹, 角田 陸, 國分 晴利, 久保 勇貴, 志築 文太郎, 「アクティブ音響センシングを用いた手指の関節角度推定」, 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) 研究会報告, 2023-HCI-201, 沖縄, 2023 年 1 月, 5 ページ.

• 出願済み特許

- (24) 安藤 宗孝, 久保 勇貴, 志築 文太郎, 「信号処理装置」, 特開 2018-098761.
- (25) 久保 勇貴, 「識別装置、識別方法、識別処理プログラム、生成装置、生成方法、および生成処理プログラム」, 特開 2020-173220.