

修士論文

スマートデバイスを用いた
実世界人間関係収集システム

A System for Detecting Real-life Social Links
Using Smart Devices

2013年2月6日

指導教員 瀬崎 薫 教授

東京大学大学院情報理工学系研究科
電子情報学専攻 48-116426

清水 和人

内容梗概

人類の飛躍的な発展の影には、ものごとの記録が深く関わっていた。特に現代は情報化社会と呼ばれ、世の中のあらゆるものが電子媒体に記録されつつある。ところが、定式化および取得の困難な実世界の間人関係は未だ電子媒体への記録が実用化されていない。近年急速に普及したスマートフォンに代表されるスマートデバイスは、ユーザとの距離の近さが明らかにされており、それらを用いて実世界の間人関係を測定・記録しようという取り組みが始まっている。しかし、センシング時の消費電力や推定手法が確立されていない問題から実用化はなされていない。本研究では、スマートデバイスを用いて現実世界の間人関係を取得、推定するシステムを提案する。本システムの構築において問題となる端末のセンシング時の省電力化、推定手法の確立、端末、移動手段を問わないセンシングの3点についてそれぞれ提案手法を示す。

まず、間人関係のセンシングにおける省電力化を実現するスマートフォンを用いた二者間の近接性測定手法を提案する。本測定手法では、二者間の近接性測定にスマートフォンに搭載されている位置情報センサの中で比較的省電力な Bluetooth を用いる。加えて、さらなる省電力化のために加速度の L2 ノルムと周囲の音量を Bluetooth による近接性測定のトリガとして導入する。具体的には、加速度の L2 ノルムと周囲の音量それぞれについて閾値を設定し、2つのパラメータが閾値を超えた場合のみ Bluetooth による近接性取得を行うことで間人関係取得の機会損失を最小限に抑えながら Bluetooth の総消費電力を削減する。以上のような手法を用いて、間人関係のセンシングにおける消費電力の問題を解決した。

続いて、取得したセンサデータから二者間の間人関係を推定し、センサデータの損失に対する頑健性も向上させる手法を提案する。本推定手法では、測定手法にて取得した Bluetooth による近接性により直接相手が発見された場合に加えて、相手が発見されない場合でも周囲にある他の端末の集合の相関を取ることで、データの損失に対する頑健性を向上させる。加えて、常にセンシングを行なっている加速度のセンサデータを利用し、歩行時の間人関係の強さ推定の精度を向上させる。したがって、本推定手法では取得したセンサ情報から間人関係を推定する手法の確立という問題を解決し、かつ測定手法の問題である信号衝突によるデータ損失への頑健性向上を達成した。

最後に端末や移動手段を問わない間人関係センシングを補助する手法として、タブレット端末およびカーナビゲーションシステムでの応用が可能な状況推定手法を提案する。本手法では、提案する測定手法が不得意とする歩行以外の移動手段を利用している場合において、スマートデバイスのセンサから得られるデータからユーザが置かれている状況を推定し、測定手法で得た近接性の重み付けに利用することで、端末や移動手段を問わない間人関係のセンシングが難しいという問題を解決した。

本研究によって実世界間人関係の電子媒体への記録が実用的になり、間人関係の記録が広く普及することでサイバー空間と実世界の間人関係の乖離という問題解決に貢献できると考えている。また、収集した間人関係が、SNS やオンライン広告事業での商業的利用や

行動経済学での学問的利用，医療看護現場での利用により，すべての人が情報化社会の恩恵を受けるためのインフラになると確信している。

目次

第1章	序論	1
1.1	はじめに	1
1.2	本論文の構成	2
第2章	関連研究	4
2.1	概要	4
2.2	既存の人間関係の取得・推定技術	4
2.2.1	赤外線センサとマイクを用いた人間関係の取得	4
2.2.2	会話を用いた人間関係の取得	5
2.2.3	SNSを用いた人間関係の推定	6
2.3	スマートフォンの可用性	9
2.3.1	スマートフォンとユーザの近接性調査実験	9
2.3.2	近接性調査実験の結果と考察	12
2.4	スマートフォンを利用した人間関係の取得・推定技術	13
2.4.1	絶対位置を用いた人間関係の推定	14
2.4.2	相対位置を用いた人間関係の推定	14
2.4.3	携帯端末内の全情報を用いた人間関係の推定	15
2.5	歩行以外の移動手段でのユーザの状況推定	17
2.6	章まとめ	17
第3章	スマートデバイスを用いた人間関係収集システム	19
3.1	提案システム全体像	19
3.2	技術上の問題点	20
第4章	スマートフォンを用いた二者間の近接性測定手法	22
4.1	位置測定手段の比較	22
4.2	近接性センサとしての Bluetooth	23
4.2.1	実験方法	23
4.2.2	実験結果と考察	24
4.2.3	Bluetoothの近接性センサとしての限界	25
4.3	行動認識による省電力化の可能性	26
4.3.1	実験方法	26
4.3.2	実験結果と考察	27
4.3.3	実験まとめ	27
4.4	行動認識を用いた Bluetooth による近接性検出制御手法	28
4.4.1	提案手法	28
4.4.2	評価実験	29
4.4.3	評価まとめ	30

4.5	章まとめ	31
第5章	スマートフォンを用いた二者間人間関係推定手法	33
5.1	提案手法	33
5.2	検証実験	35
5.2.1	室内実験	35
5.2.2	屋外実験	36
5.3	考察	36
5.3.1	実験結果からの重み付けの決定	36
5.3.2	Sliding Window と Hopping Window の比較	38
5.3.3	データ損失に対する頑健性の検証	40
5.4	章まとめ	41
第6章	スマートデバイスを用いたユーザの状況推定手法	49
6.1	概要	49
6.2	状況推定の体系化	49
6.3	ユーザの状況推定アプリケーション	50
6.3.1	概要	50
6.3.2	BeagleApp の詳細	50
6.3.3	BeagleApp を用いた簡易実験	51
6.4	センサデータの状況推定への可用性評価	51
6.5	章まとめ	53
第7章	結論	57
7.1	まとめ	57
7.2	今後の展望	58
	謝辞	59

目次

1.1	世界におけるスマートフォンの普及 (2012) [14]	3
1.2	実世界人間関係取得のイメージ	3
2.1	肩に装着した Sociometer	5
2.2	他の被験者と共にした時間の割合	6
2.3	会話状況検出システムの全体図	7
2.4	会話状況検出システムによる被験者毎の判定結果	7
2.5	人間関係の結びつきの強弱を判定する質問	9
2.6	各側面ごとの Facebook から得られる変数の例	10
2.7	各質問におけるモデルの要素ごとの R^2 値	11
2.8	モデルの予測と被験者の回答の比較	11
2.9	各側面ごとの予測への影響力	12
2.10	ユーザに取り付けた Bluetooth タグ	13
2.11	スマートフォンとユーザの距離の時間割合 (参加者毎)	13
2.12	予測における各特徴の重要性の比較	15
2.13	Groupus のグラフィカルモデル	16
2.14	あるインタラクションのユーザ毎の尤度	16
2.15	GroupUs と MPMM の比較	16
3.1	実世界人間関係収集システムの概要	20
4.1	実験室内の端末配置	24
4.2	周囲の Bluetooth 端末を検索するアプリケーション	25
4.3	発見率と端末台数	26
4.4	閾値決定実験のシナリオおよび結果	28
4.5	提案センシング手法のフローチャート	29
4.6	近接性測定手法の評価実験を行った場所	31
4.7	近接性測定手法の評価実験のシナリオと結果	32
5.1	作成した独自 Android アプリケーション	35
5.2	屋外実験のシナリオ	37
5.3	被験者 A, B の Bluetooth 近接性から算出した類似度の一部	38
5.4	屋外実験における加速度 L2 ノルムから算出した累加平均	39
5.5	室内実験における加速度から算出した類似度 (Hopping, ウィンドウサイズ:10分)	41
5.6	室内実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 10分, スライド幅: 10s)	42

5.7	屋外実験における加速度から算出した類似度 (Hopping, ウィンドウサイズ: 1分)	43
5.8	屋外実験における加速度から算出した類似度 (Hopping, ウィンドウサイズ: 5分)	43
5.9	屋外実験における加速度から算出した類似度 (Hopping, ウィンドウサイズ: 10分)	44
5.10	屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 1分, スライド幅: 10s)	44
5.11	屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 5分, スライド幅: 10s)	45
5.12	屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 5分, スライド幅: 30s)	45
5.13	屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 10分, スライド幅: 10s)	46
5.14	屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 10分, スライド幅: 30s)	46
5.15	屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 10分, スライド幅: 60s)	47
5.16	室内実験における Bluetooth から算出した人間関係の強さの比較1	47
5.17	室内実験における Bluetooth から算出した人間関係の強さの比較2	48
5.18	室内実験での人間関係の強さの推定値	48
6.1	ユーザの状況の分類	50
6.2	ユーザの状況の遷移	51
6.3	BeagleApp の画面	52
6.4	Beagle の状況入力トライアングル	52
6.5	歩行時の軌跡	53
6.6	運転時の軌跡	54
6.7	位置情報の精度 (運転時)	54
6.8	モバイル情報収集システムを用いた実験の様子	55
6.9	歩行時の移動経路の視覚化	55
6.10	自動車移動中の速度の変化	56

表目次

2.1	携帯電話との距離の時間割合平均の比較	14
2.2	機械学習アルゴリズムによる精度と再現性の比較	14
4.1	使用したスマートフォンの種類	24
4.2	発見率 (15 台)	25
4.3	Bluetooth の消費電力比較	27
5.1	室内実験の参加者と使用した端末	36
5.2	屋外実験の参加者と使用した端末	36
5.3	室内実験における Bluetooth 近接性から算出した類似度の平均の比較	40

第1章 序論

1.1 はじめに

古くから、人類は自分らが発明したものや獲得した知識をものに記録してきた。古代エジプトの壁画に始まり、日本各地に残る伝承も人間の知識、経験の記録の一部である。これらの知識の蓄積によって我々人類の文明は、高度に発展してきた。特に製紙工業が発達し紙媒体への記録が一般的に普及した18世紀以降は、伝承目的以外の記録も行われるようになり産業も発展した [1]。加えて近年の情報技術の発展によりそれらの記録が個人レベルでも行えるようになったこと、コンピュータ技術の発達でそれらの記録の分析を行う計算資源が安価かつ容易に入手できるようになったことで、世界的に社会変化のスピードは一段と増してきている。この記録媒体の発展、普及に伴い記録するものの対象も拡大してきた。古代の記録は権力者関連の情報、生活の知恵、身を守る情報が主であったが、現在では個人の日記や体重、訪れた土地なども記録されるようになってきている。このような、人が能動的に記録する情報に加えて、センサにより自動的に記録する情報が近年増加している。監視カメラや気象監視システムがその例である。これらをまとめた概念として実世界のセンサデータをサイバー空間に反映させるサイバーフィジカルシステム (CFS) の研究がある [2, 3]。これらは、サイバー空間に実世界の情報が適切に反映・記録されていないという問題に対して、センサネットワークを用いて実世界の情報をセンシングし、サイバー空間に蓄積・反映することで問題の解決を目指している。

このように記録する情報が拡大している中で、未だ実世界の情報が適切に記録されていない事例の1つに人間関係が挙げられる。実世界における人間関係の取得、推定、記録に関してはかねてより盛んに研究がなされているが、センサを用いて記録する他の情報に対して実用化がほとんどなされていないのが現状である [4]。その主な原因として挙げられるのが、専用デバイスの装着や携帯が必要である点や閉鎖環境を想定している点である。先行する人間関係取得、記録システムとして、森脇らは、社員の会社内におけるコミュニケーションの実態を把握するフレームワーク、ビジネス顕微鏡を提案している [5]。また、木實らはRFIDを用いて、Choudhuryらは赤外線を用いて人間関係を推定している [6, 7]。他にも人間同士の近接性を専用デバイスで取得しあるモデルに当てはめて人間関係を推定する方法が数多く提案されている。しかし、従来の人間関係取得・推定技術は専用デバイスの装着や携帯が必要である点や閉鎖環境を想定している点から広く応用していくのは困難であった。この問題に対して、近年急速に普及したAndroidに代表されるスマートフォンを用いて解決しようとする取り組みも行われはじめている (図 1.1, 図 1.2) [8, 9, 10, 11, 12]。これらの取り組みが積極的に行われている理由は2つある。まず、多くのセンサと通信機能を搭載しているスマートフォンは実世界の情報を収集するのに適している点である。限られているとはいえ、数種類のセンサが内蔵されかつそれを出力するための通信機能が備わっている点は大きな利点である。2つ目の理由はスマートフォンと人間の近さにある。従来の研究では人間とセンサの距離を確保するため、専用端末を身体に装着していた。スマートフォンに関しては、88%の割合で所有者と同じ室内にあることがA.K.

Dey らの研究で明らかにされたため、人間同士の近接性を検出する手法として有効な手段であるといえる [13]。スマートフォンを人間関係のセンシングに利用する際には、これらの利点に加えて未だ解決すべき課題も残っている。大きな問題点として挙げられるのは電池寿命の問題である。スマートフォンは本来電話機であるため、電話をかける、メッセージをやりとりするという基本機能をいつでも使えることが重要である。したがって、余計なセンサを動かし人間関係を記録することはすべてのユーザにとって歓迎すべきことではない。実際、先行研究における実験で電池寿命の短さが問題となっていた。次に挙げられる問題は、既存研究では端末がスマートフォンに限定されるという点である。2013年現在、スマートフォンの普及も著しいがタブレット端末の普及も進みつつある。さらにカーナビゲーションシステムや業務用端末においてもコンシューマ向けスマートフォンと同じOSを積んだ汎用機が使用され始めている。既存の研究では、これらの潜在的にセンサとなりうる端末も活用した総合的なセンシングシステムは提案されていない。

そこで本研究では、スマートフォンに限らずセンサと通信機能を搭載したスマートデバイス全般を用いて人間関係を記録するシステムを提案し、システムに残る課題を解決する技術を提案する。具体的には、スマートデバイスを用いて人間関係を取得、推定、記録するシステムを提案し、その中で実現の大きな障害になっている人間関係の取得手法の省電力化と、それに伴う推定手法のデータ損失に対する頑健性向上手法を提案する。加えて、端末、移動手段を問わず広く人間関係を収集することを補助する手法として、タブレット端末を用いたユーザの状況推定手法を提案する。

1.2 本論文の構成

本論文の構成は以下のとおりである。第2章では本研究に関連する先行研究の紹介をする。続いて、第3章では、システムの全体像を述べる。第4章では、近接性センサとしてBluetoothを用いながら省電力化を実現したスマートフォンを用いた二者間の近接性測定手法を提案し、実証実験を通してその有用性を考察する。その後、第5章にて前章の測定手法で得られたデータをもとに人間関係を推定する提案手法とその評価実験の結果を示す。第6章では、スマートデバイスを用いたユーザの状況推定手法について提案し、簡易実験を通して評価する。最後に、第7章にて全体をまとめた上で、今後の課題を明らかにする。

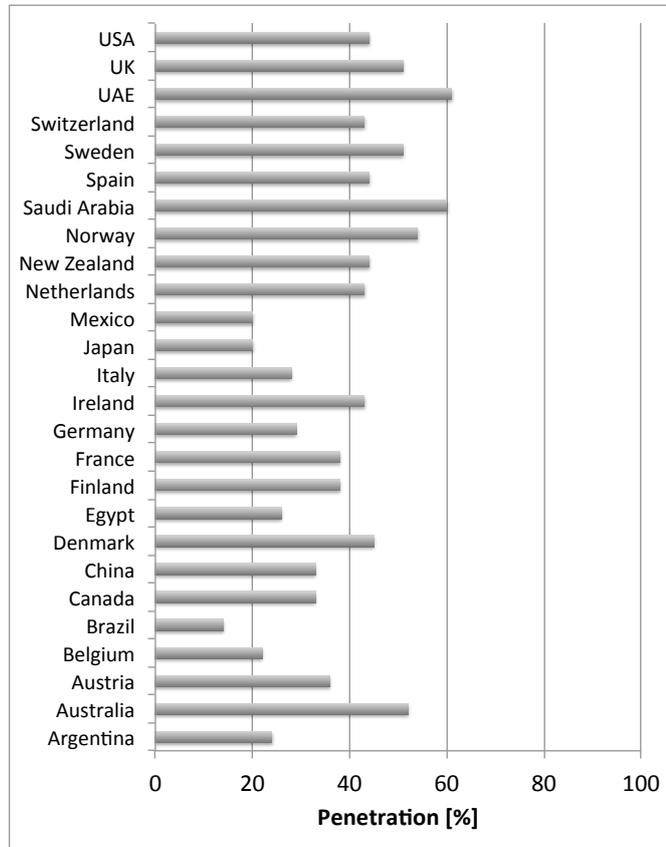


図 1.1: 世界におけるスマートフォンの普及 (2012) [14]

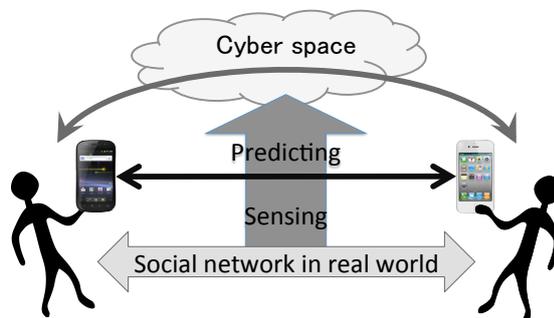


図 1.2: 実世界人間関係取得のイメージ

第2章 関連研究

2.1 概要

近年、実世界とサイバー空間の融合を目的とした研究が数多くなされている。実世界のセンサデータをサイバー空間に反映させるサイバーフィジカルシステムの研究もその1つである [2, 3]。これらは、サイバー空間が実世界の情報を適切に反映していないという問題の解決を目指している。実世界の情報が適切に反映されていない事例の1つに、人間関係が挙げられる。

人間関係の取得・推定はかねてより盛んに研究がなされている [4]。森脇らは、社員の会社内におけるコミュニケーションの実態を把握するフレームワーク、ビジネス顕微鏡を提案している [5]。他にも人間同士の近接性を専用デバイスで取得し、あるモデルに当てはめて人間関係を推定する方法が数多く提案されている。木實らはRFIDを用いて、Choudhuryらは赤外線を用いて人間関係を推定している [6, 7]。また、商品化された例としては、位置情報を用いる「ラブゲッティ」や「ナビゲッティ」が挙げられる [15]。Web上の情報から人間関係を推定する研究も古くからなされている。松尾らは論文の共著関係から人間関係を推定している [16]。しかし、従来の人間関係取得・推定技術は専用デバイスの装着や携帯が必要である点や閉鎖環境を想定している点から広く応用していくのは困難であった。

その後、人間関係推定の研究の中心は、新たに登場したFacebookやtwitterなどのSocial Networking Service(SNS)に移っていった [17, 18]。SNS上には、年齢、性別、趣味、所属などのユーザが入力した個人情報とSNS上での友人関係のデータがあり、人間関係の推定には適しているからである。一方、iPhone、Androidに代表されるスマートフォンを用いて人間関係の取得・推定を行う取り組みも行われはじめている [8, 9, 10, 11, 12]。多くのセンサと通信機能を搭載しているスマートフォンは実世界の情報を収集するのに適しているからである。

本章では、まず専用デバイスなどを用いる既存の人間関係取得・推定に関する研究について述べる。次にFacebookに代表されるSNSを用いた研究を紹介する。その後、スマートフォンの人間関係の取得・推定への可用性の議論とスマートフォンを用いた研究を紹介する。最後に既存研究をまとめ、今後の課題を明らかにする。

2.2 既存の人間関係の取得・推定技術

2.2.1 赤外線センサとマイクを用いた人間関係の取得

Choudhuryらは、人間関係を取得するためのウェアラブルデバイスを開発し、Sociometerと名付けた [6]。Sociometerには各種情報を取得するために以下のセンサが搭載されている。

- 赤外線センサとトランスミッタ：人物同士の近接情報
- マイク：会話情報

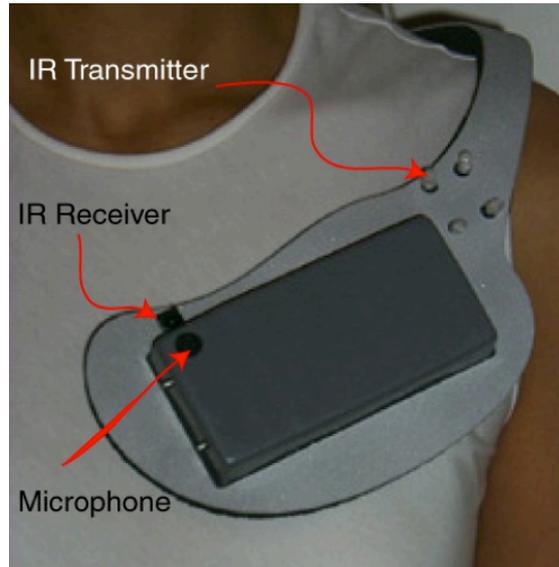


図 2.1: 肩に装着した Sociometer

- 加速度センサ：動作情報

この Sociometer を 8 人の被験者に図 2.1 のように身につけてもらい、毎日 6 時間ずつ、10 日間分のデータを取得した。Choudhury らは会話情報および人物同士の近接情報に 2 状態の隠れマルコフモデル (HMM) を仮定した。会話情報は 10 分間の会話を、人物同士の近接情報はラベル付した 6 時間分のデータを用いて機械学習させた後、Sociometer から得られたデータを分析させた結果が図 2.2 である。各グラフは被験者が他の被験者と共にした時間の割合を示しており、左側は時間の長さ、右側は頻度を基にしている。

この研究の中ではセンサデバイスでの人間関係取得可能性を議論しており、Sociometer によって得られた人間関係の正確さは議論していない。

2.2.2 会話を用いた人間関係の取得

RFID タグは近接性を見るには有用だが、会話を検出できない。また、赤外線は多人数になった場合、検出が困難である。そこで、岡本らは個人が所有する端末から集められる音声情報をサーバに集約し音声の特徴量データ同士の相互相関計算に基づいて会話状況を検出する手法を提案した [19]。システムの概要は以下のとおりである。まず、手元の機器 (クライアント) で得られた録音データから平均パワー及びピッチの特徴量を算出する。そして、サーバ側では各端末から送られてくる特徴量をマッチングし、会話状況を判定する。システムの全体を図 2.3 に示しておく。岡本らは音声か環境音かの判定にピッチを、端末所有者の発話か否かの判定に平均パワーを用いている。8 人の被験者から 2 日間分のデータを集めて評価実験が行われているが、再現率、適合率ともに高い値を示している (表 2.4)。この手法は 2 人の組に対して計算を行うため、人数の増加に伴い計算量が飛躍的に増大す

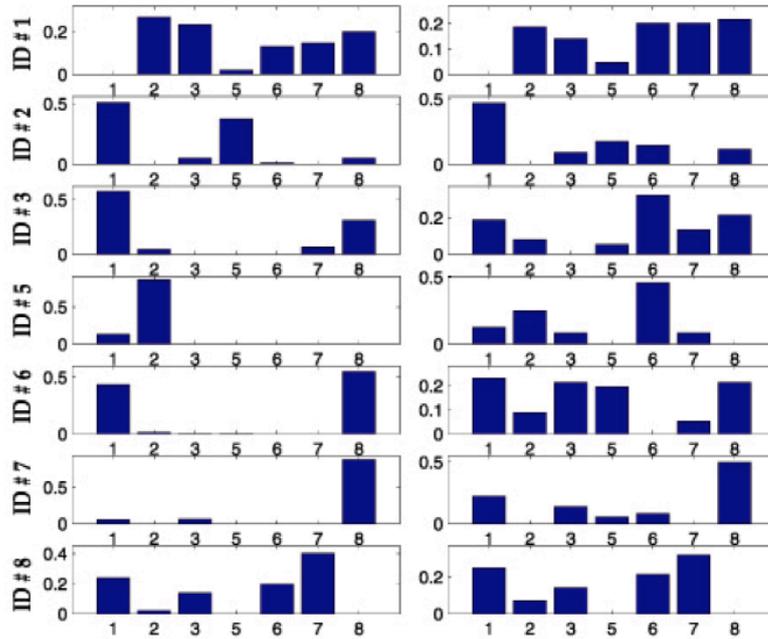


図 2.2: 他の被験者と共にした時間の割合

ることが問題点である。また、同じ環境音を共有する場合に誤判定が多くなっているが、環境音を共有することは同じ場所に居ることを意味するので、用途によっては有用である。

2.2.3 SNS を用いた人間関係の推定

本節では、SNS を用いた人間関係の推定技術として、Facebook を利用した Gilbert らの研究について述べる [18].

人間関係の結びつきの強さ

Facebook や twitter に代表される SNS では友達を一義的に定め、その中での人間関係の結びつきの強さ (Tie Strength) は考慮に入れていない。しかし、実際の人間関係においては結びつきの強弱があり、与える影響の違いも古くから議論されている [20]. 過去の文献をまとめると、人間関係の結びつきの強弱は次の7つの側面から表されるとしている。

1. 強烈さ (Intensity)
2. 親密さ (Intimacy)
3. 期間 (Duration)
4. お互い利用しているもの (Reciprocal Service)
5. 構造 (Structure)

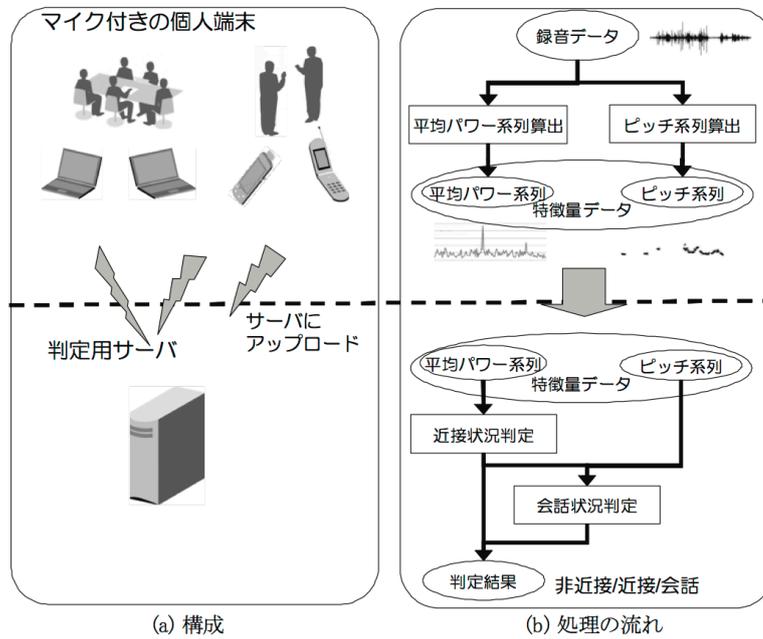


図 2.3: 会話状況検出システムの全体図

ユーザ	データ数	近接状況の数	再現率	適合率	F 値
A	1710	1514	0.87	0.96	0.92
B	494	451	0.84	0.96	0.90
C	1839	1695	0.85	0.96	0.90
D	1316	1214	0.83	0.96	0.89
E	1715	1380	0.82	0.91	0.86
F	1589	1343	0.86	0.93	0.89
G	1514	1427	0.85	0.98	0.91
H	2047	1868	0.87	0.96	0.91

図 2.4: 会話状況検出システムによる被験者毎の判定結果

6. 感情面のサポート (Emotional Support)

7. 社会的距離 (Social Distance)

しかしこれらの理論は実験的に確かめられてこなかった。そこで Gilbert らは、Facebook 上の友人について上記の 7 つの側面から結びつきの強弱を予測し、実際の間人関係と比較することを試みた [18].

Facebook を用いた検証実験

まず被験者に Facebook 上のそれぞれの友人について 5 つの質問をし、30 分間かけて可能なかぎりの人数回答させた。質問には 0 から 1 までの連続的なバーを用いた (図 2.5)。これが予測と照らし合わせる正解データとなる。一方、被験者が質問に回答している間にバックグラウンドでデータを Facebook から取得した。得られたデータを元に 74 個の変数を計算した。74 個の変数は上述の 7 つの側面に分類され、各側面を表す変数として予測に使用される。各側面における変数の例を図 2.6 に示す。以上の機能を Firefox の拡張機能として実装し、研究所内の被験者 35 人からデータを収集した。これは Facebook の規約およびプライバシーを守るためである。

Gilbert らは、結びつきの強さを変数の線形和で算出した。式を以下に示す。

$$s_i = \alpha + \beta R_i + \gamma D_i + N(i) + \epsilon_i \quad (2.1)$$

$$N(i) = \lambda_0 \mu_M + \lambda_1 med_m + \sum_{k=2}^4 \sum \lambda_k (s - \mu_M)^k + \lambda_5 min_m + \lambda_6 max_M \quad (2.2)$$

$$M = \{s_j : j \text{ と } i \text{ は相互に友人関係}\} \quad (2.3)$$

ここで s_i は被験者の i 番目の友人との結びつきの強さを、 $N(i)$ は人間関係の構造を表す。なお、74 個の変数の内、独立な 67 個の変数はベクトル R_i に、相互依存性のある 7 つはベクトル D_i に含まれている。 $N(i)$ では他の s_j への依存が起きている。そこで、最小二乗法による回帰分析を反復して行った。 α, β などの変数は回帰分析の結果得られたものを使用した。

Facebook を用いた検証の結果

分析の結果について論じていく。まず、各質問に対しての前節で述べたモデルと正解データの相関を図 2.7 に示す。要素ごとに分けて R^2 値を示してあり、1 に近いほど相関があることを表す。はじめの 2 つの質問に関しては相関が大きくなっている。これは質問順序が固定されているため、疲労が被験者の回答に悪影響を与えたものだと考えられる。以後、主なテーマである結びつきの強弱について扱っていく。まず、結びつきの強弱を問う質問の回答と予測の値をグラフに表したものを図 2.8 に示す。グラフからも強い正の相関があることが読み取れる。実際、誤差の絶対値の中央値は 0.0994 であり、値の 1/10 程度の誤

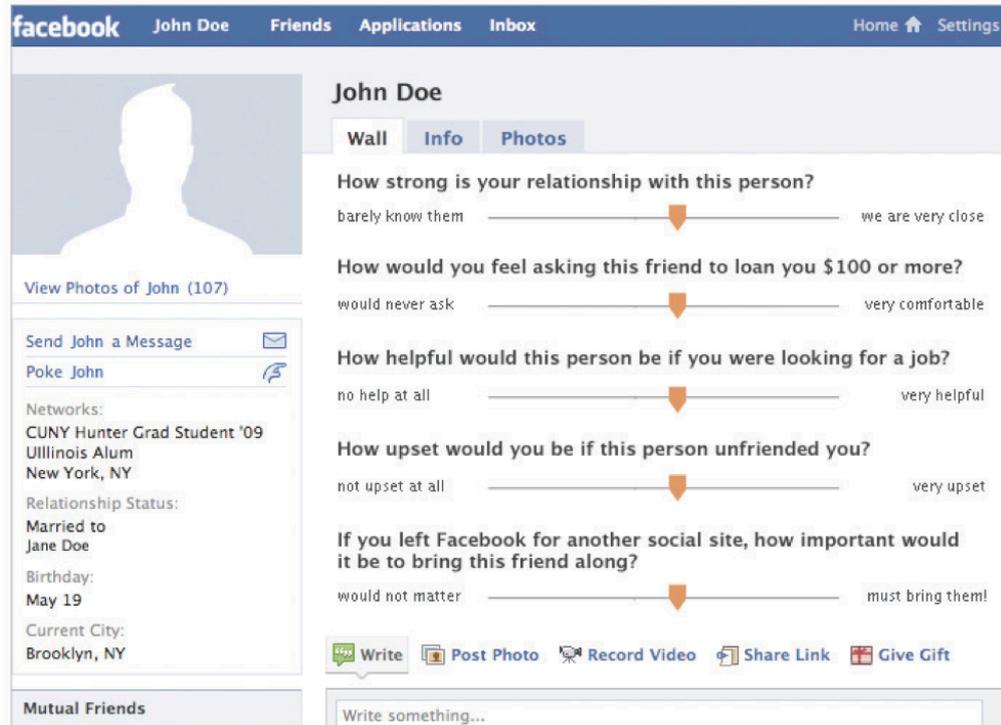


図 2.5: 人間関係の結びつきの強弱を判定する質問

差しかなかった。次に前述の7つの側面の予測結果への影響度合いを図 2.9 に示す。親密さ (Intimacy) が最も大きな割合を占めるが、Facebook から得られる各側面の変数は数が偏っており、強烈さ (Intensity) や親密さ (Intimacy) が大きな割合を占めるのは当然である。

Gilbert らはこの研究によって古くから議論されてきた7つの側面を用いて人間関係の結びつきの強さの予測が可能であることを示した。同時に Facebook に代表されるソーシャルメディアの人間関係の結びつきの強さの予測への可用性も示した。

2.3 スマートフォンの可用性

人間関係の取得やユーザの行動認識などユビキタスコンピューティングの分野では、ユーザは常にスマートフォンを所持しているという前提のもとに研究が進められている。これに対して、Wac らはそもそもユーザとスマートフォンの近接性がどの程度仮定でき、どのようなアプリケーションに有効なのか実験を行っている [13]。本節では彼らの研究の詳細を述べる。

2.3.1 スマートフォンとユーザの近接性調査実験

Wac らはスマートフォンとユーザの近接性を調査する上で、2006年に Patel らによって行われたフィーチャーフォンとユーザの近接性の研究と比較するために Patel らの実験手

Predictive Intensity Variables	Distribution	Max
Wall words exchanged		9549
Participant-initiated wall posts		55
Friend-initiated wall posts		47
Inbox messages exchanged		9
Inbox thread depth		31
Participant's status updates		80
Friend's status updates		200
Friend's photo comments		1352
Intimacy Variables		
Participant's number of friends		729
Friend's number of friends		2050
Days since last communication		1115
Wall intimacy words		148
Inbox intimacy words		137
Appearances together in photo		73
Participant's appearances in photo		897
Distance between hometowns (mi)		8182
Friend's relationship status	 6% engaged 32% married 30% single 30% in relationship	
Duration Variable		
Days since first communication		1328
Reciprocal Services Variables		
Links exchanged by wall post		688
Applications in common		18
Structural Variables		
Number of mutual friends		206
Groups in common		12
Norm. TF-IDF of <i>interests</i> and <i>about</i>		73
Emotional Support Variables		
Wall & inbox positive emotion words		197
Wall & inbox negative emotion words		51
Social Distance Variables		
Age difference (days)		5995
Number of occupations difference		8
Educational difference (degrees)		3
Overlapping words in <i>religion</i>		2
Political difference (scale)		4

図 2.6: 各側面ごとの Facebook から得られる変数の例

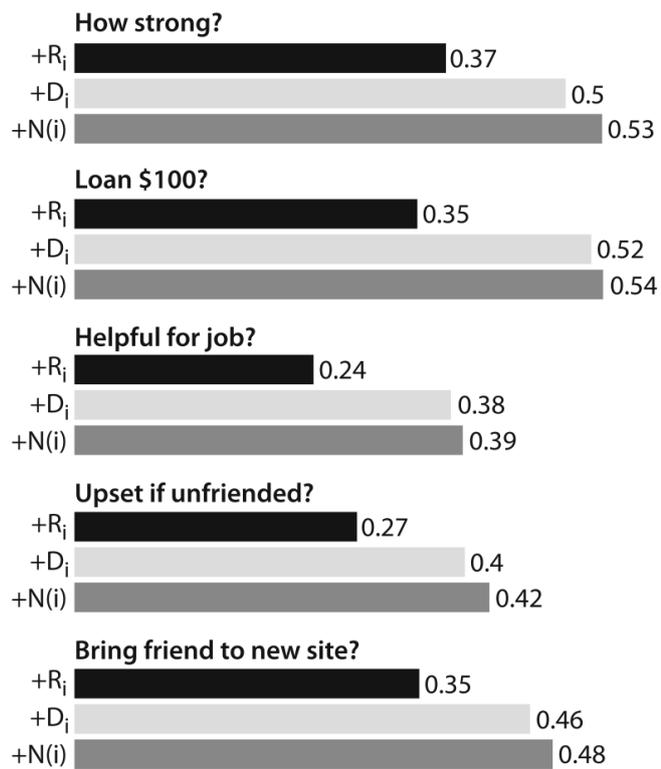


図 2.7: 各質問におけるモデルの要素ごとの R^2 値

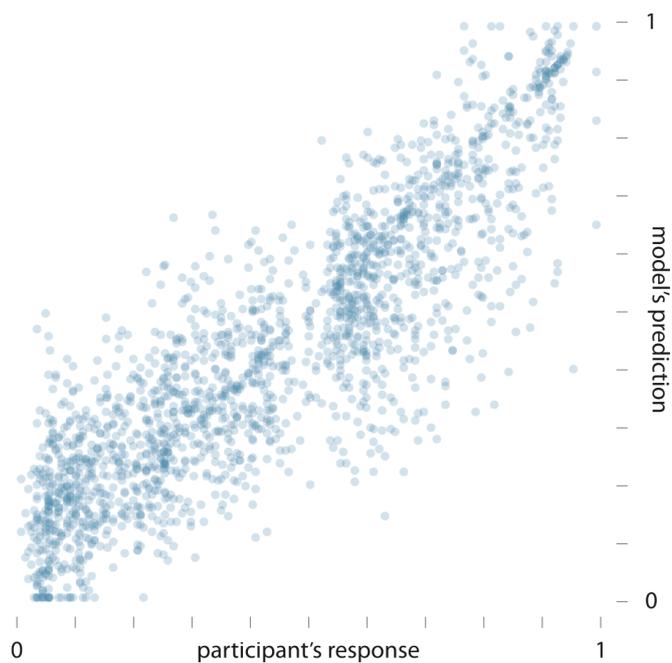


図 2.8: モデルの予測と被験者の回答の比較

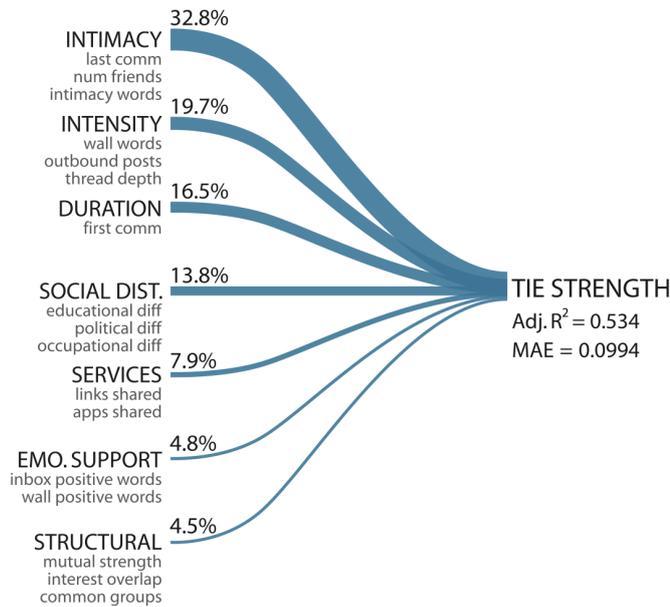


図 2.9: 各側面ごとの予測への影響力

法を踏襲して実験を行った。Patel らの実験方法は以下のとおりである [21]。

- ユーザに Bluetooth 信号を発するタグ (図 2.10) を取り付け、携帯電話側でその信号を受信し信号強度をもとに近接性を以下の 3 種類に分類する。
 - 手の届く範囲 (Arm’s reach) : 1-2m
 - 同一室内 (Room level) : 5-6m
 - それ以遠 (Unavailable) : 6m 以上
- 誤測定を防ぐため、1 週間毎にユーザに面接を行って 1 週間分の行動記録をつけてもらい、携帯電話から得られたデータと照らし合わせる。

Wac らはデータ収集をする携帯電話として、フィーチャーフォンではなく Android 端末 (Nexus One 等) を用いた。また、データを収集するアプリケーションとして Android AWARE Data Collection Framework を独自開発した実験参加者は 18~45 歳の男 20 名、女 8 名の計 28 名、実験期間は参加者により異なるが 4 週間程度で行った。

2.3.2 近接性調査実験の結果と考察

参加者毎に手の届く範囲、同一室内、それ以遠、電源 OFF の時間の割合を求めた結果と電源 OFF の時間を除いた結果を図 2.11 に示す。また、参加者全員の結果をまとめ、Patel らの結果 (Original) と比較したものを表 2.1 に示す。手の届く範囲にスマートフォンがある割合は 53% であり、実験の中で行われた 1 週間に 1 度の面接で参加者が報告している割合より格段に低かった。一方、手の届く範囲と同一室内を合わせた割合が 88% となってお



図 2.10: ユーザに取り付けた Bluetooth タグ

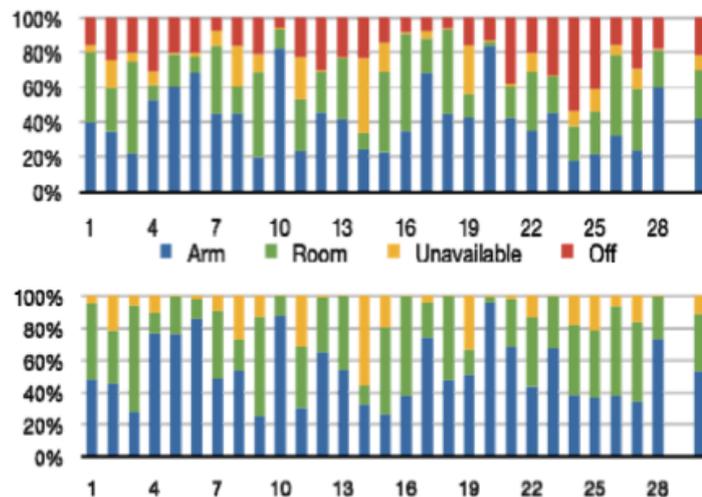


図 2.11: スマートフォンとユーザの距離の時間割合 (参加者毎)

り、2006年のPatelらの研究結果より上昇している。Wacらは週に1度の面接での報告を踏まえ、この結果を以下のように結論付けている。家の中や職場では所定の位置に置く傾向が強いが、スマートフォンに通知があった場合や使用したい場合にすぐにはなくとも簡単に手に取る事のできる距離であればよいため、必ずしも手の届く範囲に置くわけではないことが原因である。

スマートフォンに通知があった場合に簡単に手に取る事のできる距離にあるので、ユーザに通知するアプリケーションには使用できる。また、ユーザの周辺環境をセンシングにスマートフォンを用いることは有効であると言える。人間関係の取得に関しても近接性の一般的解釈が10m程度であるため、有用であると言える。

2.4 スマートフォンを利用した人間関係の取得・推定技術

本節では人間関係の取得・推定にスマートフォンを用いた研究を扱う。

	Arm's Reach	Room level	Arm + Room
Original	58% (47)	20% (16)	78% (63)
Our study	53% (42)	35% (28)	88% (69)

表 2.1: 携帯電話との距離の時間割合平均の比較

Classifier	Prec.	Recall
RandomForests (10 vars. per node)	0.62	0.22
RandomForests (18 vars. per node)	0.61	0.22
AdaBoost (dec. stumps, exp. loss)	0.68	0.24
AdaBoost (dec. stumps, lgstc. loss)	0.60	0.28
SVM (deg 2 polynomial kernel)	0.40	0.31
SVM (deg 3 polynomial kernel)	0.26	0.37

表 2.2: 機械学習アルゴリズムによる精度と再現性の比較

2.4.1 絶対位置を用いた人間関係の推定

スマートフォンは GPS や Wi-Fi, 携帯電話基地局を用いて現在位置を取得することが可能である. 各端末が取得した位置情報を用いて人間関係を推定する研究が Cranshaw らによって行われた [10].

Cranshaw らは Locaccino という位置情報共有フレームワークの被験者 489 名の位置情報を 7 日から数ヶ月にわたって収集した [22]. なお, Locaccino はラップトップコンピュータまたは SymbianOS および AndroidOS を搭載するスマートフォンで使用でき, スマートフォンでは GPS または Wi-Fi から取得した位置情報を, ラップトップコンピュータでは IP に基づく位置情報をそれぞれ 10 分毎にサーバに送信するものである.

この研究の中では, 空間を緯度経度がそれぞれ 0.0002 度のグリッドに時間を 10 分ごとのスロットに分割し, 同一グリッドに同一タイムスロットで位置していた人物を Co-location と定義した. 収集した位置情報の Co-location から人物同士のネットワークを生成した.

生成した人間関係のネットワークを RandomForests, AdaBoost, SVM の 3 種類の機械学習アルゴリズムを用いて友人かどうか予測し, Facebook 上での人間関係と比較した (表 2.2). また, 人間関係の予測における滞在期間や滞在者の多様性など各特徴の重要性を, 機械学習アルゴリズムの中で最も適合率の高かった AdaBoost を用いて比較した (図 2.12). 結果から, 滞在した期間より滞在者の多様性や特異性が人間関係の予測において重要であることが分かる.

2.4.2 相対位置を用いた人間関係の推定

Bluetooth は多くのスマートフォンに搭載されている短距離無線通信であると同時に, 相対位置を計測するセンサとしても応用できる. Do らは Bluetooth を用いて人間同士の近接性を取得しインタラクションの種類を推定する手法として, GroupUs を提案した [9].

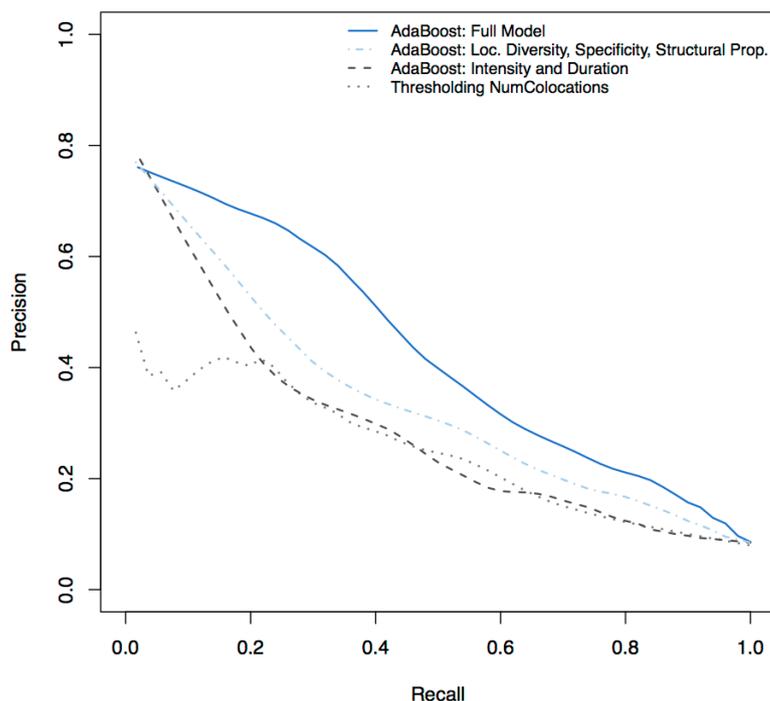


図 2.12: 予測における各特徴の重要性の比較

Bluetooth で近接性をセンシングする場合、相手の見落としなどの誤差やノイズが混入する。Doらはノイズや誤差を考慮に入れるため、ディリクレ分布に基づく確率モデルを導入した。ディリクレ分布は、有限な試行において排他的な K 個の事象の起こる確率を記述するため、インタラクションの種類を推定するのに最適である。Doらの導入した確率モデルのグラフィカルモデルを図 2.13 に示す。あるタイムスロット S でインタラクション t が発生し、観測された変数が u, v, c であるとする。この時、 u は Bluetooth の観測者、 v は観測された対象、 c は 1 週間のうちのタイムスロット、 θ_s はタイムスロット S の確率分布である。また、 $\varphi_{1t}, \varphi_{2t}, \varphi_{3t}$ はインタラクション T に対してすでに学習されたパラメータであり、それぞれ、 u, v, c に対応する。

前述のモデルを検証するために Doらは以下のような実験を行った。Nokia N95 に 1~3 分毎に Bluetooth を取得するよう実装し、同一組織に所属する 24 名とその家族 16 名の計 40 名が Bluetooth のデータを 12ヶ月間取り続けた。このデータを前述のモデルにおいて $T = 40$ とし分析した結果の抜粋が、図 2.14 である。また、近年同様の目的で提唱されている Marginal Product Mixture Model (MPMM) [23] と尤度を比較した結果が図 2.15 である。結果から GroupUs のモデルがよりもっともな予測をしていることが分かる。

2.4.3 携帯端末内の全情報を用いた人間関係の推定

スマートフォンは本来携帯電話機であるため、通話履歴や SMS の情報を内部に保持している。また、多くの場合スマートフォンには音楽プレイヤーが統合されている。Chronis

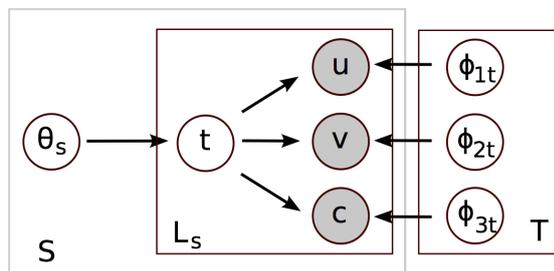
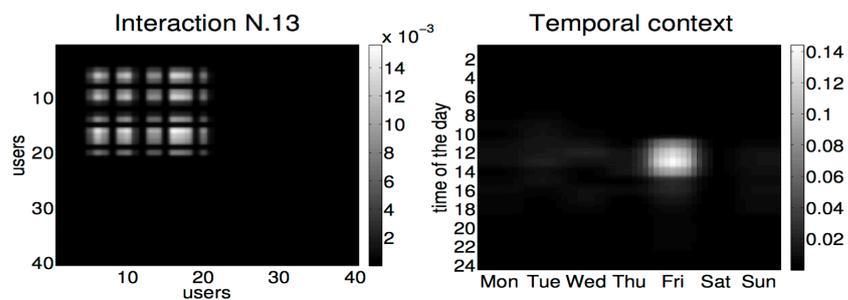


図 2.13: GroupUs のグラフィカルモデル



(c) Weekly group meeting

図 2.14: あるインタラクションのユーザ毎の尤度

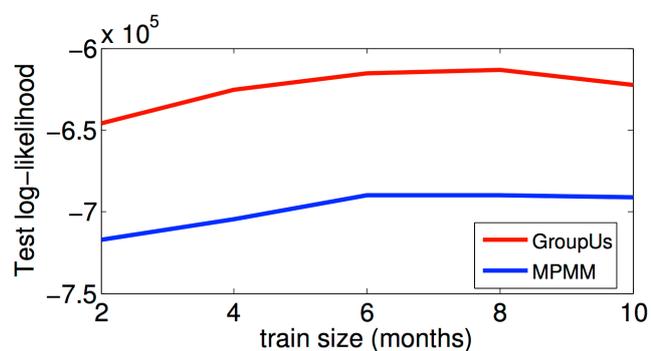


図 2.15: GroupUs と MPMM の比較

らはこのような個人情報が多く搭載されている点に着目し、人間関係にとどまらない人間同士のインタラクションを取得するプラットフォームを提案している [12].

Chronis らのプラットフォームでは、Bluetooth や Wi-Fi により人物同士の近接性と訪問した場所を取得している。また、通話履歴と SMS、視聴した音楽を人間関係の結びつきの強さの推定に利用している。さらに、彼らのプラットフォームは外部 Web アプリやデータの自動アップロードができるため、さまざまな調査に応用することができる。

例として、Chronis らは人間同士のインタラクションと政治に対する個人の意見の関連性の研究を行なっている。大学の学生寮に住む 65 名の学生を被験者とし、1 年間このプラットフォームを運用した。被験者には、その間のある 2ヶ月間に 3 度、政治に関する以下の質問を回答してもらった。

- あなたは保守派ですか、それとも革新派ですか。
- あなたは政治に興味がありますか。
- あなたの支持政党はどちらですか。

実験の結果から、各質問の回答の分散のうち、15%、9%、6%を別の意見を持つ人物と会っていた時間または回数が占めていることが分かった。つまり、過去の意見やコミュニティ全体の影響よりも別の意見を持つ人物と会っていた時間または回数が次の回答に影響すると言える。

Chronis らのプラットフォームは、人間同士のインタラクションを細かく収集することができる。しかし、このプラットフォームには大きな問題が 2 つある。1 つは電力消費。論文の中でもバッテリー持続時間を 16-20%減らすと言及されている。もう 1 つはプライバシーの問題である。これを解決しない限り、広くデータを収集できるスマートフォンの利点を活かすことができない。

2.5 歩行以外の移動手段でのユーザの状況推定

クルマにセンサを搭載し集めたデータから現在の状態を推定する研究は以前から行われている。J. Gunnarsson ら [24] の研究は State Vector of vehicle motion, State Vector of road, Current driving intention(lane) をパラメータとし、現在走っているレーンを推測する研究である。Hunihiko Ohashi ら [25] の研究は Head motion, Distance to intersection, Speed から進行方向が Turn Left, Go straight, Turn Right のうちどれであるかを推測する研究である。Inchiro Sakai ら [26] の研究ではクルマの動作や路面状態から Fuzzy 理論によってギア比率を制御する。しかし、これらの研究は運転者の目的地の推論は行っていない。

2.6 章まとめ

本章では、人間関係を取得・推定する技術を述べてきた。本節ではそれらをまとめるとともに、問題点を明らかにし今後の課題を示す。

第 2.2.1 節で述べた専用デバイスを身につける方法やマイク、カメラなどを環境中に設置する方法はコストや手間の問題から広く普及してこなかった。一方、第 2.2.3 節や第 2.4 節で紹介した SNS やスマートフォンを用いる研究は導入コストがかからないため、普及する可能性を秘めている。しかし、SNS を用いる手法では SNS を使っていない人物についての情報は皆無であり、予測することができない。Gilbert らも著書の中でこの限界について論じている [18]。また、スマートフォンに関しては、人間関係取得への可用性が第 2.3 節で明らかにされた。しかし、人間関係の取得・推定のために提案されている手法はどれも電力消費が大きく、被験者から本来の機能の使用が制限されたりユーザ体験を低下させたりしていると報告されているものがほとんどである。さらにスマートフォンには多くの個人情報がかまっており、プライバシーを保護することも重要である。これらの問題を解決するにはセンシングする頻度を下げることが効果的だが、取得する人間関係の精度が低下することになる。

本論文で提案する人間関係収集システムでは、専用デバイスを身につける手法や SNS を用いる手法の欠点を補うため、スマートフォンを用いて実世界の人間関係をセンシングする。しかし、次の 2 つの問題はスマートフォンを用いてセンシングする上で避けて通れない問題として先行研究から明らかである。

- センシングの省電力化
- プライバシー保護のためのセンシング頻度低下に伴う精度の低下

これらの問題を解決する手法として、加速度センサと Bluetooth を用いた人間関係のセンシング手法（第 4 章）とデータ損失への頑健性を向上させる人間関係推定手法（第 5 章）を筆者らは提案する。これらの技術的問題点については 3.2 節にて改めて検討する。

第3章 スマートデバイスを用いた人間関係収集システム

本章では、スマートフォン、タブレットなどのスマートデバイスを利用し人間関係を収集、記録するシステムを提案する。まず人間関係をスマートデバイスで収集する際に用いるセンサについて考察する。その後、スマートデバイスを用いたシステムの全体像と其中で必要となる技術について示す。最後に、必要となる技術のうち未解決の問題を挙げ、その解決法として本論文の中で提案する手法の概要と合わせて述べる。

3.1 提案システム全体像

第2章で述べた人間関係を収集するシステムの先行研究は、実用的なシステムとしての実装ではなくスマートフォンを用いた人間関係収集の可能性やその際の問題点のあぶり出しという性格が強く、広く一般的な使用を想定していない。そこで我々は実用化が可能な人間関係収集システムとして以下のようなシステムを提案する。

まず、実際に人間関係を収集する端末として従来の研究で用いられていたスマートフォンに加えてタブレット端末なども含むスマートデバイス一般を対象とする。今後、スマートフォン以外のスマートデバイスの普及が予想されることに加えて、端末に搭載されるセンサや通信機能がスマートフォンと共通しているためこれらのデバイスも対象とする。加えて、人間関係の推定には端末の計算資源でなくサーバを用いる。これは人間関係を記録する、端末での消費電力を減らすことに加え、自分の端末以外に自らの個人情報を置かないことでプライバシーを守ることができる。サーバへの攻撃があった場合個人情報の流出も懸念されるが、システム自体が各端末に個人情報を配信するシステムより管理が容易であるため、サーバでの管理とした。

提案するシステムの概略図を図3.1に示す。個々人が持つスマートフォンや自動車、自宅などに設置されているタブレットを含めたスマートデバイスを、実世界の人間関係をセンシングする端末として用いる。端末で得られたデータをサーバに送り解析することで人間関係を推定する。推定後のデータに関してはサーバに保管され、Facebook、twitterに代表されるオンライン・ソーシャル・ネットワーク・サービス（SNS）での活用や行動経済学など人間のインタラクションが元になる学問分野での活用が期待される。中でも、今なお進行中である高度情報化社会の進展に対して発生している情報弱者問題解決の一助になるのではないかと筆者らは考えている。現在の情報化社会では以前に比べて情報を得る際の障壁が減ったものの、依然として情報機器の扱いに慣れない層がいることも確かである。そのような層に対しては情報端末自体が回答を示すことは有効ではないため、本研究のシステムで収集した人間関係の情報があることで誰に聞けばいいのか提案することができるのではないかと考える。また、人間関係の情報があることで身近な友人を探すまでもなくインターネット上で簡単につながることができるかと考える、このように、本システム

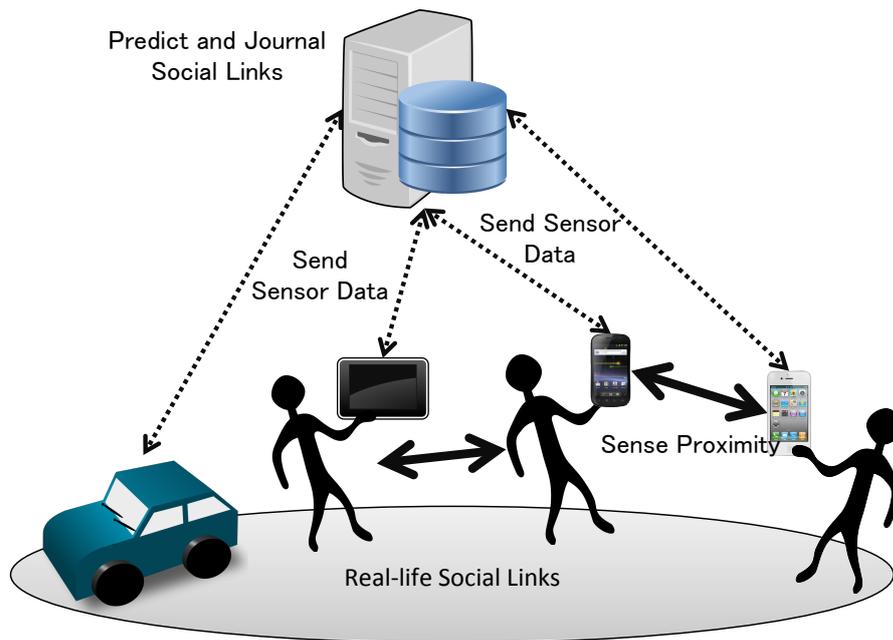


図 3.1: 実世界人間関係収集システムの概要

により人間関係を収集することで、情報システムをより“ユーザフレンドリ”にすることができると考える。

3.2 技術上の問題点

前節で提案した人間関係収集システムの実現には解決すべき技術的問題が残っている。本節では解決すべき技術的問題を明らかにする。図 3.1 において通信手法やその際の暗号化、計算・記録サーバの技術革新については今なお研究が進められているが、ある一定の範囲で実用化まで行われているため技術上ボトルネックとはなりにくい。確立される必要があるのはセンサデータから人間関係を推定するアルゴリズム、手法の部分である。一方で人間関係のセンシングに関しては、端末として近年急速に普及したスマートデバイスを用いるということもあり、研究が進められていない。スマートフォンを用いて人間関係をセンシングする手法は、第 2 章で述べた通り複数あるが、省電力化が実用化の大きな課題となっている。また、本提案システムでは歩行以外の移動手段利用時のセンシングについても考えているが、そのような場合のセンシング手法についての研究はあまり進んでいない。まとめると実世界の人間関係のセンシングにおいて、

- 人間関係のセンシングにおける端末の省電力化
- 取得したセンサ情報から人間関係を推定する手法の確立
- 端末、移動手段を問わない人間関係のセンシング

が問題となっている。本論文ではこれら 3 つの問題を解決する手法をそれぞれ提案する。

まず、第4章では人間関係のセンシングにおける省電力化を実現するスマートフォンを用いた二者間の近接性測定手法を提案する。本測定手法では、二者間の近接性測定にスマートフォンに搭載されている位置情報センサの中で比較的省電力な Bluetooth を用いる。加えて、さらなる省電力化のために加速度の L2 ノルムと周囲の音量を Bluetooth による近接性測定のトリガとして導入する。具体的には、加速度の L2 ノルムと周囲の音量それぞれについて閾値を設定し、2つのパラメータが閾値を超えた場合のみ Bluetooth による近接性取得を行うことで人間関係取得の機会損失を最小限に抑えながら Bluetooth の総消費電力を削減する。以上のような手法を用いて、人間関係のセンシングにおける消費電力の問題を解決する。

続いて第5章では、取得したセンサデータから二者間の人間関係を推定し、センサデータの損失に対する頑健性も向上させる手法を提案する。本推定手法では、測定手法にて取得した Bluetooth による近接性により直接相手が発見された場合に加えて、相手が発見されない場合でも周囲にある他の端末の集合の相関を取ることで、データの損失に対する頑健性を向上させる。加えて、常にセンシングを行なっている加速度のセンサデータを利用し、歩行時の人間関係の強さ推定の精度を向上させる。したがって、本推定手法では取得したセンサ情報から人間関係を推定する手法の確立という問題を解決し、かつ測定手法の問題である信号衝突によるデータ損失への頑健性向上を達成する。また、第2章にてプライバシー保護のためのセンシング頻度削減に伴う精度の低下がスマートフォンによる人間関係センシングの問題として挙がっていたが、本推定手法を適用することで精度の向上とプライバシーの保護が両立できると考える。

最後に第6章にて、端末や移動手段を問わない人間関係センシングを補助する手法として、タブレット端末およびカーナビゲーションシステムでの応用が可能な状況推定手法を提案する。本手法では、提案する測定手法が不得意とする歩行以外の移動手段を利用している場合において、スマートデバイスのセンサから得られるデータからユーザーが置かれている状況を推定し、測定手法で得た近接性の重み付けに利用することで、端末や移動手段を問わない人間関係のセンシングが難しいという問題を解決する。

第4章 スマートフォンを用いた二者間の近接性測定手法

本章では、提案する人間関係収集システムで技術上大きな課題となっている二者間の人間関係をセンシングする手法を提案する。本手法では、人間関係という取得できないもののセンシングを近接性のセンシングに置き換え、近接性のセンシングに Bluetooth を用いることで省電力化を図る。さらに消費電力の小さいセンサとして加速度センサを導入し Bluetooth 起動のトリガとして使用することで、さらなる省電力化を図る手法を提案する。

4.1 位置測定手段の比較

第2章で述べた通り、スマートフォンを用いた人間関係収集の先行研究では、GPS、通話履歴、SMS、Wi-Fi、Bluetooth が利用されていた。既存のスマートフォンを用いた人間関係収集では、多くのセンサ、情報を用いることで精度を上げることを目的としていたが、消費電力やプライバシーが問題として挙がっていた。本研究にて提案する人間関係収集システムは、以下の3点を満たすことで広く利用される実用的システムを目指す。

1. 従来の収集システムに比べて省電力
2. 人間の操作を不要とし、スマートデバイスが自動的に情報収集
3. 場所、時間を問わず収集できる

まずは、これらの要件を満たすセンサについて検討する。スマートデバイスには多種多様なセンサが搭載されている。先行研究のようにすべてのセンサを用いることでより精度の高い人間関係の検知が可能になるが、消費電力の観点からそれは望ましくない。そこで各センサを比較し、最適なセンサを示す。人間関係自体は直接センサで検知することができるものではないため、センサで検知できる別のパラメータから人間関係を推定する必要がある。人間関係を推定するパラメータとして広く用いられているのが近接性である。近接性とは2人の人物が近くに居たという情報のことであり、近接性をもつすなわち同時刻同一空間に2人の人物が存在していたという事実からその2者に何らかの人間関係があるのではないかと推定できるわけである。この近接性の判定には位置情報も用いる事ができる。スマートフォンに代表されるスマートデバイスにおいて位置情報を検出することができるセンサは、GPS、Wi-Fiが挙げられる。GPS、Wi-Fiによって絶対位置の座標を検出し2者の絶対座標を比較することで近接性を導き出している。一方、近接性を直接測定できるセンサには、Bluetooth、NFCが挙げられる。これら4つのセンサについて上記の要件を満たしているか考察する。まずGPSであるが、測位に人工衛星を用いる関係上、屋内での使用には制限がある。また、Wi-Fiに関してもWi-Fiのインフラが存在しない場所では使用に制限がある。したがって3を満たさない。次に、NFCであるが消費電力は小さいものの2台の端末を接触させるという動作が必要になる。したがって要件を満たさな

い。最後に Bluetooth であるが、2 台の端末があれば双方を検知できるため要件 (3) を満たす。また、Bluetooth のペアリングで使用される Inquiry Mode を活用することで要件 (4.1) も満たせる。要件 (1) に関しては、GPS、Wi-Fi に比べて少ないものの改善の余地はある。以上の考察から、最適なセンサは Bluetooth であることが言える。しかし要件 (1) の省電力化に関してはまだ改善が必要である。

4.2 近接性センサとしての Bluetooth

Bluetooth は近距離通信方式の 1 つであるが、周囲 10m にある端末を発見できるという特徴と屋内外を問わず使用できる利点から、端末同士の相対位置関係や近接性を取得するセンサとして研究が行われている。特に、屋内で使用できない GPS に代わり位置情報を取得するセンサとして活用する研究は数多くなされている [27]。また、我々は周囲にある Bluetooth 端末を検索し相手の MAC アドレスを照合することで、Bluetooth を近接性センサとして使用する研究を行っている。

周囲にある Bluetooth 機器の検索では、Bluetooth の Inquiry Mode および Inquiry Scan Mode を利用する。これは本来、端末間の通信を行う前段階として行うペアリングの際に用いるモードで、TCP などのように受信の確認を行わない。したがってデータの損失が起こる可能性がある。また、Inquiry Mode では 32 個の特定の周波数しか用いないため、同一周波数の利用による信号の衝突が考えられる。利用する周波数はクロックによって決定されるため、同一周波数を利用する可能性が高い。さらに、Inquiry Mode と Inquiry Scan Mode を同時に実行しているが、その物理層での挙動は Host Controller Interface (HCI) での実装に依存している。このように無線信号の衝突による近接性データの損失が起こることが予想できるが、Bluetooth にて物理層およびデータリンク層の制御は HCI が行っているため実装依存の部分が大きく理論的な予測は立てにくい。事実、Do らの研究では周囲にある Bluetooth 機器の検索において周囲の端末が発見される可能性は 6 割程度であることが報告されている [9]。

本研究では、提案している人間関係収集システムの実装の上で問題となってくる、アプリケーション層に挙がってくる周囲の端末の検索結果に焦点を当てる。本節では、スマートフォンに搭載された Bluetooth の近接センサとしての性能評価実験結果を示し、スマートフォンの Bluetooth を近接性センサとして利用する際の限界について論じる。

4.2.1 実験方法

本実験では、スマートフォンに搭載されている Bluetooth をユーザ参加型センシングなどで近接性センサとして使用することを想定し、その際の性能について評価する。まず、本実験で用いたスマートフォン端末について述べる。本実験では、ユーザが多様な端末を持っていることを想定し 10 種類の Android スマートフォン端末 15 台を使用した (表 4.1)。これらの端末にて周囲にある Bluetooth 端末を検索するよう実装した Android アプリケーションを実行した (図 4.2)。次に実験を行った場所について述べる。本実験は鉄筋コンクリート造りの建物内にある会議室内で行った。部屋の中には、図 4.1 のようにスマートフォンと人間を配置し、大きく電波を遮るものが存在しないようにした。また、先程のス

表 4.1: 使用したスマートフォンの種類

HTC Sensation	Nexus S	HTC EVO	L-04C	L-06C
Xperia Acro	IS03	IS04	009SH	N-04C

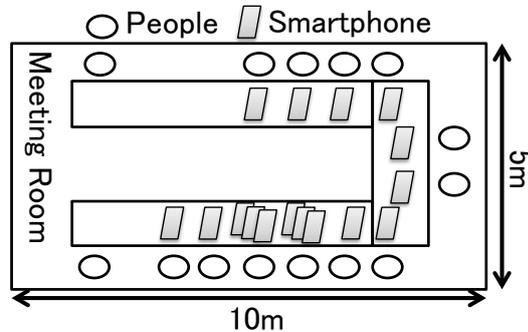


図 4.1: 実験室内の端末配置

スマートフォン端末 15 台は机の上で上向きに静止するよう配置した。最後に測定の方法について述べる。実験では使用する端末を 2 台, 5 台, 15 台と変化させ, それぞれの台数において全端末同時に Bluetooth 端末の検索を開始し, 5 分間検索し続ける測定を 2 回行った。実験中はスマートフォン端末を除いて Bluetooth 端末が電波を発信しないよう設定した。なお, 周囲にある Bluetooth 端末を 1 回検索するのに要する時間は端末の種類毎に異なるが, 本実験では検索を行う時間をウィンドウサイズとして統一した。ウィンドウサイズは 15 秒, 30 秒, 1 分間の 3 種類で実験を行った。また, その間に発見された端末数をそのウィンドウでの発見台数, 発見台数を総 Bluetooth 端末数で割ったものを発見割合と定義した。ウィンドウサイズ内で検索が複数回行える場合は複数回行った検索の和集合をそのウィンドウで発見された端末とした。

4.2.2 実験結果と考察

本実験の結果とその考察について示していく。はじめに実験の結果について述べる。5 台で行った実験で得られた発見台数の平均, 標準偏差, 発見割合を表 4.2 に示す。2 回の計測において使用した Android スマートフォンの内 1 台は周囲にある Bluetooth 端末の検索が正しく行えなかったため, 結果には反映されていない。発見割合は少なくとも 69.3% となっており, 同条件での計測でないため単純な比較はできないが, [9] での計測より発見割合が上昇していると言える。次に発見割合と端末数の関係についてウィンドウサイズ毎にまとめたものを図 4.3 に示す。周囲にある Bluetooth 端末検索のウィンドウサイズを小さくしていくと平均発見台数も低下していく傾向にある。特にウィンドウサイズを 15 秒としたときには端末が 15 台ある環境にて平均発見台数が 7.4 台と発見割合が 50% を下回っていた。通常, Bluetooth は使用する 1MHz 幅の周波数 79 個を 1 秒間に 1600 回ランダムにホップすることで他の端末との干渉を避けている。しかし, 本実験で用いた Bluetooth の問い合わせモード (Inquiry mode) においてはどの端末も Inquiry hopping を行う [28]。



図 4.2: 周囲の Bluetooth 端末を検索するアプリケーション

表 4.2: 発見率 (15 台)

Trial	Ave. [devices]	Std. Dev.	Rate [%]	Devices
1	11.08	2.79	69.3	16
2	11.44	1.85	71.5	16

Inquiry hopping では、ホップが遅いことに加え使用する hopping のパターンが2種類しかない。したがって、通常の Bluetooth 使用より信号の衝突が起きやすいため、台数を増やすと発見率が大幅に低下していったと考えている。

つづけて、ユーザの行動に合わせた考察を行なっていく。ユーザが静止している状態について考える。今回の実験で最大の密度は $15 \text{ 台}/50\text{m}^2 = 0.3 \text{ 人}/\text{m}^2$ となっており、人口密度世界一のモルディブ首都マレの人口密度 $0.35 \text{ 人}/\text{m}^2$ と同程度である。この密度でもウィンドウサイズが1分以上あれば発見割合が75%となる。つまり室内でミーティングをする程度であれば検出可能だといえる。しかし、渋谷スクランブル交差点の $3 \text{ 人}/\text{m}^2$ のほぼ10分の1となっており、極端に人口密度が大きい場所では Bluetooth によって近接性を検出するのが困難であることがわかった。一方、対面すれ違いの検出において考えると、歩行速度が $4\text{km}/\text{h} \doteq 1.1\text{m}/\text{s}$ 、Bluetooth Class 2 の通信範囲が半径 10m であることからウィンドウサイズが $10\text{m} * 2 / 1.1\text{m}/\text{s} \doteq 18 \text{ 秒}$ 以下である必要がある。このとき、発見割合8割を超えるのは5台以下となり人がかなり少ない時のみ歩行中の検出も可能である。

4.2.3 Bluetooth の近接性センサとしての限界

本節では、スマートフォンに搭載された Bluetooth の近接性センサとしての可用性について性能評価実験を通して考察した。対面すれ違いを検出するにはすれ違う対象がある一定以下のスピードで移動し、十分な時間 Bluetooth の通信範囲内にとどまっている必要がある。したがって、単なる周囲の端末の検索だけでは検知することが困難である。しかし、

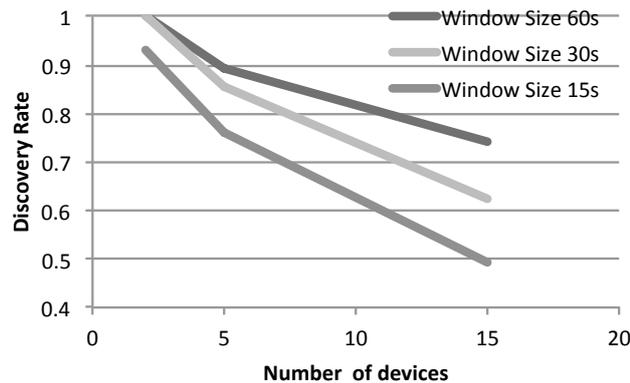


図 4.3: 発見率と端末台数

静止状態に関しては都市の人口密度でも発見割合 8 割以上であり，極端に人口密度が高い場所を除き，近接性センサとして実用的であるといえる．以上をまとめるとスマートフォンに搭載された Bluetooth を近接性センサとして用いる際は，ユーザの状態や環境によって最適な検出方法が必要であるといえる．

4.3 行動認識による省電力化の可能性

2.4 節にてスマートフォンを用いた近接性センシングでは，電力消費が増大することが問題点として挙がっていることを示した．センシングの電力消費を削減するには，Bluetooth の出力を下げることや使用する頻度を下げることが有効である．しかし出力を下げることは Bluetooth の規格上 Class そのものを変更しなければいけないため，通信距離が短くなり本来の用途で実用的でなくなる．したがって，使用する頻度を少なくすることが電力消費を削減する近道となる．センシングする頻度を少なくすると起こりうる問題としてはセンシング漏れが考えられる．そこで我々は，スマートフォンに搭載されている他のセンサを用いた行動認識に注目した．加速度センサやマイクによってユーザの行動認識を認識する研究は多数行われており，使用するセンサが 2 つ以下のものでもほとんどが精度 8 割を超えている [29, 30, 31]．そこで本節では，行動認識をトリガとして Bluetooth による近接性センシングを制御することで電力消費を削減できることを，実験を通して示す．

4.3.1 実験方法

本実験では図 4.4 に示したシナリオに従って行動をしたときの 3 軸加速度センサとマイクの値を取得する．その後，取得した値をトリガとして Bluetooth を制御した場合の電力消費について考察する．加速度センサとマイクの値および周辺にある Bluetooth 機器を常時検索するよう実装した Android スマートフォンを，画面が被験者から見える向きに固定し，マイク部分を覆うように手で持ち歩いた．その上で，1 人の被験者が屋外で図 4.4 のシナリオに沿った同一の行動を 5 回行い，各センサ値を取得した．

表 4.3: Bluetooth の消費電力比較

Trigger	Always	Accl.	Sound	Accl.+Sound
Search [times]	6	2	3	1
Reduction[%]	0	67	50	83

4.3.2 実験結果と考察

5回の試行のうち代表的な1回のセンサ値を図4.4に示す。加速度の変化に着目すると、時刻AとCにおいて大きな変化があるが、両者は区別できない。次に音量の変化に着目すると、時刻BとCの双方で大きく変化している。なお、他の4回の試行でも同様の特徴が観測された。

今回は立ち止まっているまたは会話している場面を検知し、Bluetoothを制御することを考える。この動作をセンサで検知する場合、立ち止まっていることは加速度が安定状態になっていること、会話していることは音量が増大していることから検知できる。5回の試行から各センサの閾値を算出すると次のようになった。立ち止まっている場合については加速度センサの標準偏差が0.2以内、会話している場合は音量の平均値が35dB以上であった。この閾値を元に、周辺にあるBluetooth機器の検索開始のトリガとして

1. 加速度のセンサ値のみ使用した場合
2. 音量のみ使用した場合
3. 加速度と音量の双方を使用した場合

の3つについて、それぞれのBluetooth起動回数を周辺にあるBluetooth機器を常時検索した場合と比較した(表4.3)。また、Androidでは周辺にあるBluetooth機器の検索に1回あたり最低でも10秒かかるため、1回の検索で10秒間Bluetoothを起動するとした。この比較結果から、加速度と音量の双方を使用した場合では今回のシナリオにおいてBluetoothの消費電力を83%削減できると言える。また、立ち止まって会話している場面のみを検出を考えると、加速度のみと音量のみの場合より加速度と音量の双方を使用した場合の方が少ない起動回数で相手を発見でき、Bluetoothの消費電力を削減できる。

4.3.3 実験まとめ

本節では、実世界での人間関係取得にBluetoothを用いることを前提として、行動認識による省電力化の有効性を検証した。実験データおよび文献から加速度と音量に適切な閾値を設定した上で、閾値に達した場合のみ周辺にあるBluetooth機器を検索する手法と周囲のBluetooth端末を常時検索する手法を比較した。実験データを用いて省電力効果を算出し、加速度の安定状態と周辺音量が急激に増大した状態をトリガとして周辺にあるBluetooth機器を検索することにより電力消費が削減できることを示した。

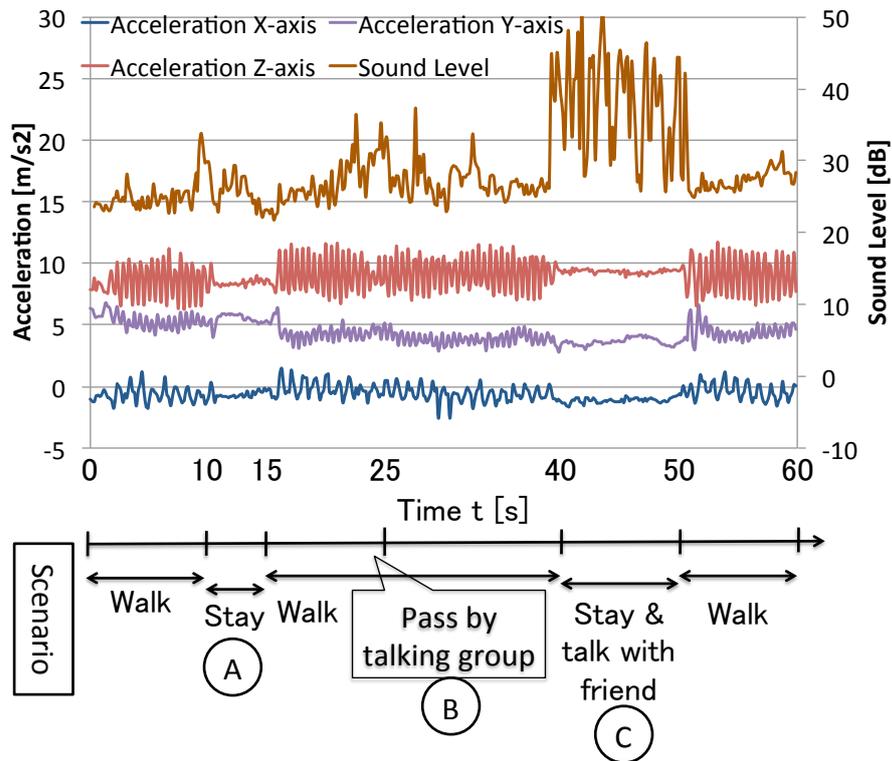


図 4.4: 閾値決定実験のシナリオおよび結果

4.4 行動認識を用いた Bluetooth による近接性検出制御手法

前節では行動認識を用いることで Bluetooth の消費電力を削減することができることを示した。本節では、実世界で関係のある人物の出会いを自動検知し、周辺にある Bluetooth 機器検索のトリガとするタイミング制御について述べる。なお今回は、人物との出会いのうち「静止して会話している」場面限定し、検出に必要なパラメータを示していく。その後、Android スマートフォンを用いて周辺にある Bluetooth 機器の検索を常に行った場合と提案手法を用いた場合の消費電力を比較し、提案手法の有効性を示す。

4.4.1 提案手法

提案手法の概要は、「静止して会話している」状態を判定するためにスマートフォンに搭載されている 3 軸加速度センサとマイクを用い、図 4.5 にしたがって Bluetooth を起動するタイミングを制御するというものである。詳細について以下に述べる。ただし、すべての過程は 1 台の Android 端末の中で完結するものとする。

はじめに、静止している状態の認識について述べる。倉沢らや Ravi らの研究により、加速度センサのみを用いた 4 状態の行動認識は 9 割の精度で行えることが分かっている [31, 32]。本研究でも静止している状態を判定するためにスマートフォンに搭載されている 3 軸加速度センサを用いる。まず、20Hz の頻度で 3 軸加速度センサから値を取得し、3 軸

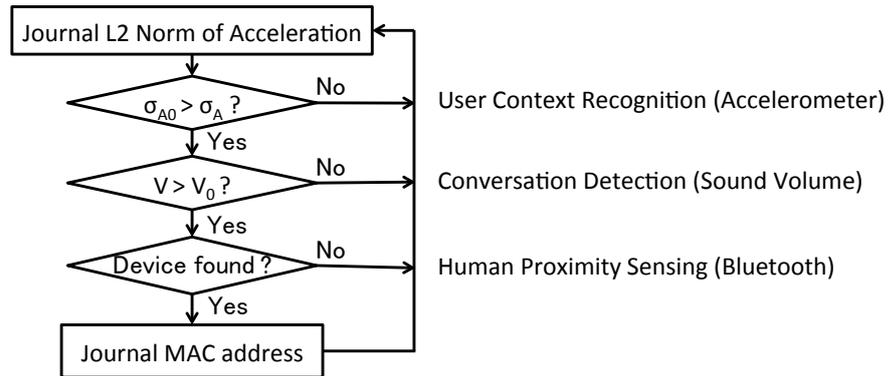


図 4.5: 提案センシング手法のフローチャート

加速度センサから得られた x, y, z 軸の値を a_x, a_y, a_z から加速度の L2 ノルム $\|A\|$ を算出する.

$$\|A\| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (4.1)$$

次にウィンドウサイズを 10 秒として、ウィンドウ内の $\|A\|_i$ の分散 $\sigma_{\|A\|}$ を算出する. $\sigma_{\|A\|}$ が閾値 σ_0 以内であった場合、「静止している」状態と判定する. なお, Bluetooth による周囲の機器探索の最小所要時間が 10 秒であるため, 今回ウィンドウサイズを 10 秒とした.

続けて, 会話している状態の判別について述べる. 音声認識技術により, 端末の所有者の発話を検出することも可能であるが, 本研究の動機がスマートフォンの一般ユーザに配布し大規模センシングを行うために消費電力を削減することであるため, 多くの計算資源が必要な音声認識技術は今回使用せず, 計算量の少ない音量を特徴量として用いる.

最後に Bluetooth による近接性の取得について述べる. Bluetooth で通信を行う際は端末間で事前にペアリングを行わなければならないが, スマートフォンの一般ユーザに配布し大規模なセンシングを行う際には不適である. そこで本研究では Bluetooth 機器登録時に行われる周囲の機器探索と端末の発見可能状態を用いて近接性を判定する. まず, 自端末を発見可能状態にすることで周囲にある端末に対して MAC アドレスのブロードキャストを開始する. その後, 周囲の機器探索を行い, 周囲にある端末の MAC アドレスを取得し保存しておくことでその時点での近接性が取得できる. 最後に, インターネットアクセスが可能になった時点でこの MAC アドレスを事前に Web サーバに登録しておいた MAC アドレスと照合することで近接関係にあった相手を具体的に判定することができる.

4.4.2 評価実験

今回の実験では, Bluetooth を常時起動した場合と提案手法を用いた場合での消費電力の差異を比較し, 常時起動に対して何%の電力を削減できたかで評価する.

評価実験の詳細を以下に述べる. 図 4.5 に従って各センサを起動し近接性を取得するアプリケーションを Android スマートフォン上に実装した. この中で, 静止している状態の認識に用いる閾値 σ_0 には 4.3 節の実験で得られた値を, 会話している状態の判別に用いる閾値には [33] より $V_0 = 58.3\text{dB}$ を用いた. ただし今回は Bluetooth 以外の通信を行わ

ないようにするため、サーバと通信し MAC アドレスを照合する部分は実装していない。また、評価端末として Android 4.0.1 がインストールされた Galaxy Nexus を利用し、端末が Bluetooth 以外の無線通信から切断され、システムと前述のアプリケーション以外は処理を実行していない環境で実験を行った。実験方法について述べる。前述のアプリケーションを起動した Android スマートフォンと Bluetooth を常時起動し近接性を取得するよう実装したスマートフォンを被験者に持たせる。次にスマートフォンを体の前面に持ったまま図 4.7 に示すシナリオに従って行動する。得られたデータから電池残量が 1% 減少するまでの時間を比較する。なお実験は東京大学駒場キャンパス内の生産技術研究所室内で行った (図 4.6)。

実験の結果と考察について述べる。ある試行での提案手法を実装したスマートフォンの挙動を図 4.7 に示す。シナリオの中で Talk&Stay となっている時間帯では少なくとも 1 回 Bluetooth による近接性の取得が行われており、10 分程度のシナリオでは人間関係の発見可能性の低下は見られなかった。ただし、3 軸加速度センサのウィンドウサイズが 10 秒であるにもかかわらず、それぞれの静止し会話している場面で 1 回ずつしか検索が行われていなかった。これは、3 軸加速度センサまたは音量の閾値設定が最適でないためと考えられる。スマートフォンはそのモデルや個体によってセンサの性能が異なっており、澤上らの研究などの校正手法を用いて端末による差異を減らしていかなければいけない [34]。次に、電池寿命について同一端末を用いて考察する。事前に別端末にて Bluetooth を常時使用した場合と加速度センサおよびマイクを常時使用した場合の電池寿命について計測した。この結果から加速度センサおよびマイクを使用した場合の方が Bluetooth を常時使用した場合より 1.5 倍電池寿命が長かった。なお、加速度センサおよびマイクを使用した場合には音量の計算による電力消費も含まれている。一方、本実験による実測では、Bluetooth を常時起動した場合は電池残量が 100% から 99% へ 1% 減少するのにかかる時間が 495.8 秒だったのに対し、提案手法を用いると 600.3 秒となり電池寿命が 1.21 倍となった。事前実験より電池寿命の相対値が小さかった原因としては、実験中に Bluetooth を 3 度起動していることが挙げられる。マイクに関しては常に起動していたわけではないため電池寿命が延びて然るべきであるとも考えられるが、Android 内部におけるマイクの実装にも依存するため、Java のみを用いた標準的な Android アプリケーションとして実装した今回の実験だけでは評価できなかった。

4.4.3 評価まとめ

本節では、取得した近接性から人間関係を推定するアプリケーションを前提として、スマートフォンに搭載されている 3 軸加速度センサの分散値とマイクから得られる音量値からユーザが静止して会話している場面を検出し、Bluetooth による近接性取得タイミングを制御する手法を提案した。また特定シナリオにおける評価実験にて、Bluetooth を常時起動した場合と比較し 1.21 倍の電池寿命を実現し提案手法の有効性を示した。



図 4.6: 近接性測定手法の評価実験を行った場所

4.5 章まとめ

本章では、スマートフォンを用いて二者間の人間関係を測定する手法を提案した。まず、二者間の人間関係という直接取得できないものを測定する手段として、二者間の近接性を採用した。二者間の近接性を測定するセンサとしては、スマートフォンで利用可能な位置測定センサのうち省電力性と能動性に優れた Bluetooth を採用した。Bluetooth を利用する際、Inquiry mode の通信を活用する関係上、信号の衝突が通常より多く発生することが予想された。そこで、Bluetooth の近接性センサとしての性能評価を行い、測定のウィンドウサイズが 60 秒でも静止した状態ならば周囲の端末を 7 割以上発見することができる結論できた。このような結果から、精度が低い移動時および周囲に人が居ない可能性が高い静寂時に近接性の測定を行わず、省電力化を図る測定手法を提案した。具体的には、Bluetooth よりも省電力な 3 軸加速度センサとマイクを用いて端末の加速度の L2 ノルムと周囲の音量を監視し、双方が条件を満たした場合のみ Bluetooth による近接性の測定を行うものである。省電力性の評価として特定シナリオにしたがった実験を行い、Bluetooth により常時近接性を測定する手法と比較して周囲の端末の発見可能性を損なうことなく、電池寿命が 21% 向上したことを示した。よって、本手法は二者間の人間関係を測定する際に問題となっていた電力消費を解決したといえる。

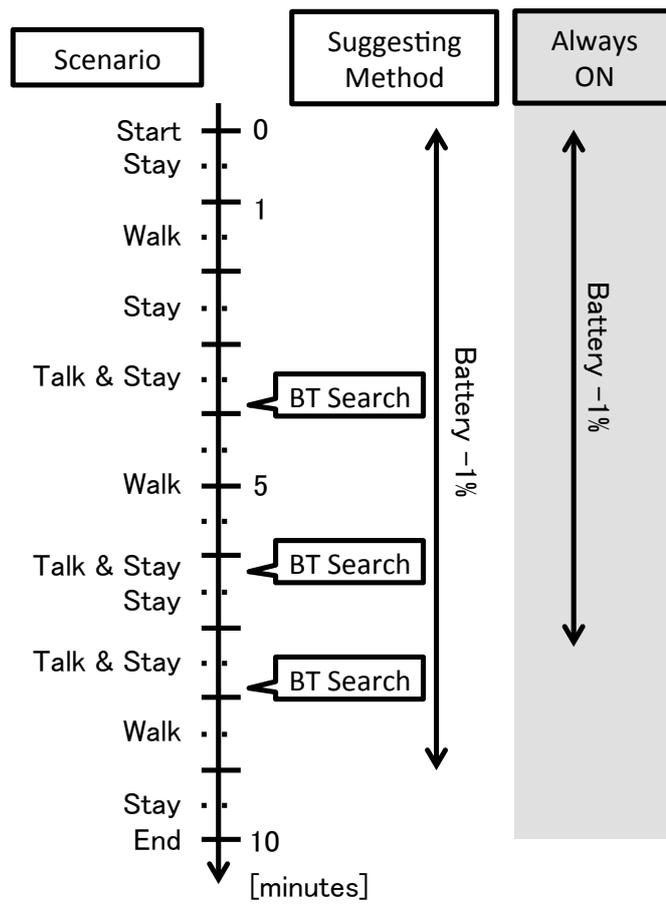


図 4.7: 近接性測定手法の評価実験のシナリオと結果

第5章 スマートフォンを用いた二者間人間関係推定手法

第4章にて発見可能性を低下させずに消費電力を抑えるスマートフォンを用いた2者間の近接性検出手法を提案した。この検出手法で収集したデータは近接性であり、人間関係ではない。そこでこの検出手法に合った2者間の人間関係を推定する手法が必要である。本章では、スマートフォンを用いた二者間人間関係推定手法について示し、検証実験を通してその有効性を示す。

5.1 提案手法

第2章にて人間関係を推定する手法を幾つか示したが、どれも推定に用いるデータの特性を生かした手法であった。そこで本論文では前述の近接性検出手法に適した推定手法を提案する。

本論文で提案している近接性検出手法の特徴は以下の通りである。まず、Bluetooth MACアドレスを本人と紐付けることで具体的にどの人物と近接関係にあったか判定できる点が挙げられる。加えてその近接性のデータはスマートフォンの所有者が静止し会話している条件でのみ取得されている。言い換えると、静止し会話しているという条件のフィルタリングをすでに行っていることになる。したがってこの近接性のデータが人物 x と y 間で双方向に存在した場合、両者がなんらかの人間関係を持つ可能性は非常に高い。本研究では人間関係の種類を検出は目標としていないため、双方向の近接性の存在を人間関係の存在可能性1と定義する。続く特徴としては、近接性データの取得に無線通信を用いることによるデータ損失が挙げられる。第4章にて示した検出手法ではBluetoothのInquiry ModeおよびInquiry Scan Modeを利用する。これは本来、端末間の通信を行う前段階として行うペアリングの際に用いるモードで、TCPなどのように受信の確認を行わない。したがってデータの損失が起こる可能性がある。また、Inquiry Modeでは32個の特定の周波数しか用いないため、同一周波数の利用による信号の衝突が考えられる。利用する周波数はクロックによって決定されるため、同一周波数を利用する可能性が高い。さらに、Inquiry ModeとInquiry Scan Modeを同時に実行しているが、その物理層での挙動はHost Controller Interface (HCI)での実装に依存している。このように無線信号の衝突による近接性データの損失が起こることが予想できるが、Bluetoothにて物理層およびデータリンク層の制御はHCIが行っているため実装依存の部分が大きい。4.2節においても、Bluetooth Inquiry Modeの衝突に対する頑健性が低いことが示されている。したがって、人間関係を推定するにはそのデータ損失を考慮した手法が必要である。

本研究では各端末で得られたセンサデータの“類似性”を定義する。類似性を導入することでデータ損失の影響を抑えることが可能な上、相手を直接発見するタイプではないセンサへの応用も可能となる。前述の特徴を踏まえ、あるセンサ x を用いた場合の時刻 t から $t + T$ にかけての人物 i と人物 j の人間関係の強さ $s_{ij}(x, t)$ を以下の式で定義する。な

お、 T はセンサデータを集計するウィンドウの長さを表し、 x_i と x_j はそれぞれ人物 i, j のスマートフォンから得られたセンサデータを、 \bar{x}_i と \bar{x}_j は $s = t$ から $s = t + T$ にかけて各スマートフォンで得られたセンサデータの平均を表す。

$$s_{ij}(x, t) = \begin{cases} 1 & \text{(Found)} \\ \frac{\sum_{s=t}^{t+T} (x_{is} - \bar{x}_i)(x_{js} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{s=t}^{t+T} (x_{is} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{s=t}^{t+T} (x_{js} - \bar{x}_j)^2}} & \text{(Not found)} \end{cases} \quad (5.1)$$

類似性に関しては、同時刻におけるセンサデータの相関係数を用いる。(5.1) 式から各センサでの人間関係の強さが算出される。行動認識の分野では、複数センサの利用による認識精度の向上明らかにされているため [35, 36]、本手法も複数センサの結果 $s(x, t)$ を統合する。統合する手法は数学的に多数存在するが、単純な線形結合が最もパフォーマンスがよい場合が多いので今回は線形結合を採用する。統合した人間関係の強さを示す式 S_{ij} は以下の通りである。

$$S_{ij} = \sum_t (\alpha s_{ij}(a, t) + \beta s_{ij}(B, t)) \quad (5.2)$$

なお、 α , β は各センサの重み付けである。検出手法に応じて最適な重みは異なるため、本研究におけるセンサごとの重み付けは次節以降で論ずる。

本研究では第 4 章にて示した検出手法と組み合わせて本手法を用いるため、提案している検出手法にて得られた近接性データに (5.1) を適応する。提案検出手法にて得られる Bluetooth の MAC アドレスは連続的なものではなく離散的であるため、(5.1) 式で用いた相関係数を使うことはできない。そこで離散的データの類似性として積集合を和集合で割った値を導入する。Bluetooth の近接性データに最適化された式 $s_{ij}(B, t)$ を以下に示す。なお、式中の B_{it} と B_{jt} は時刻 t において端末 i, j にてそれぞれ検出された Bluetooth MAC アドレスの集合を表す。

$$s_{ij}(B, t) = \begin{cases} 1 & \text{(Found)} \\ \frac{B_{it} \cap B_{jt}}{B_{it} \cup B_{jt}} & \text{(Not found)} \end{cases} \quad (5.3)$$

提案検出手法では常時加速度センサを作動させている。したがって、精度向上の観点から本推定手法では加速度センサのデータも人間関係推定に用いる。3 軸の加速度の値をそのまま常に記録することは記憶装置および消費電力の観点から避けるべきであることと、実用的には端末の向きが固定されていないことから、手法では検出手法で静止状態の判定に用いた 10 秒ごとの L2 ノルムを活用する。ただ、加速度センサのデータから近接性を直接的に取得することはできない。そこで (5.1) 式から相手が見つかった場合を除いた以下の式で人間関係の強さを定義する。

なお、 a_i , a_j は加速度の L2 ノルムの平均を表し、データを比較するウィンドウサイズ



図 5.1: 作成した独自 Android アプリケーション

T_a を 5 分とした。

$$s_{ij}(a, t) = \frac{\sum_{s=t}^{t+T_a} (a_{is} - \bar{a}_i)(a_{js} - \bar{a}_j)}{\sqrt{\sum_{s=t}^{t+T_a} (a_{is} - \bar{a}_i)^2} \sqrt{\sum_{s=t}^{t+T_a} (a_{js} - \bar{a}_j)^2}} \quad (5.4)$$

5.2 検証実験

提案推定手法の有効性を検証するため、2つの実験を行なって近接性データ及び加速度センサのデータを収集した。実験では Bluetooth へのアクセスに制限のある iOS 端末ではなく、Android 端末を用いた。

データ収集実験では、本研究で提案している近接性検出手法に従ってセンサデータを取得するアプリケーションを独自に実装した (図 5.1)。

5.2.1 室内実験

前述のとおり、データ収集実験は 2 種類行った。1 つは室内において静止している場面のデータ収集を目的とした (室内実験)。人が室内にいる可能性の高い夜間に行った。実験では Android 4.0.4 搭載の Google Nexus S (NS)、Android 4.0.3 搭載の HTC Sensation (HS)、Android 4.0.2 搭載の Samsung Galaxy Nexus (GN) の 3 種類のスマートフォンを用いた。実験時はそれぞれの端末に前述のアプリケーションをインストールし使用した。

Participants	Age	Sex	Devices
A	20s	Male	NS
B	20s	Male	NS
C	20s	Male	NS
D	20s	Male	HS
E	20s	Male	HS
F	20s	Male	HS
G	30s	Male	GN

表 5.1: 室内実験の参加者と使用した端末

Participants	Age	Sex	Devices
H (Pair)	20s	Male	NS
I (Pair)	20s	Male	NS
J (Tracer)	20s	Male	NS
K (Other route)	30s	Male	HS

表 5.2: 屋外実験の参加者と使用した端末

実験参加者は7人で、全員が同一の団体に属しているため人間関係の強さの正解データはどの組見合わせにおいても1である。実験は12時間にわたって行われた。実験中は全参加者が前述のアプリケーションを起動してあるスマートフォンを持ち歩いていた。参加者の詳細と持っていた端末の詳細を表 5.1 に示す。参加者は実験の間、同じ建物の中 $70m^2$ におり各部屋への出入りを任意に行った。なお、各部屋の広さはおおよそ $10m^2$ である。

5.2.2 屋外実験

2つ目の実験は、屋外で移動している場面のセンサデータ収集を目的とした(屋外実験)。実験は日中に15分間行った。実験の参加者は図 5.2 に示されるシナリオに従って行動した。参加者と用いた端末の詳細を表 5.2 に示す。

5.3 考察

本節では実験の結果を解析し、式 (5.2) 中の重み付けを決定する。その後、提案手法を用いて参加者の人間関係を推定し、データ損失に対する頑健性の観点から推定結果を議論する。

5.3.1 実験結果からの重み付けの決定

式 (5.2) の重み付け決定のため、まず提案している近接性検出手法を用いて得られた Bluetooth MAC アドレスについて解析する。ウィンドウサイズ T を10分とした。また、

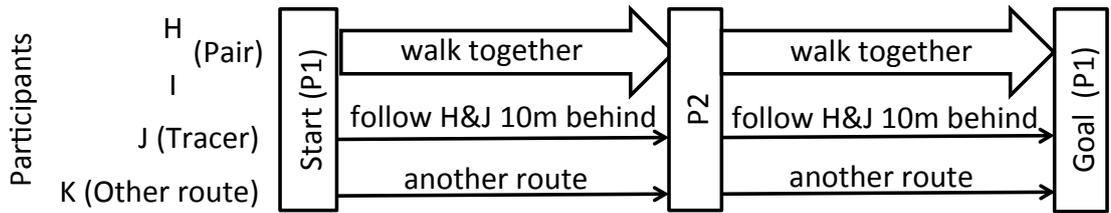


図 5.2: 屋外実験のシナリオ

本検出手法では 10 分間検出が行われない場合もあるため，その際はどのデバイスも見つからなかったものとして扱った．式 (5.3) に従って算出した被験者 A と G の人間関係の強さの値を図 5.3 に示す． $t = 160$ から $t = 190$ にかけて被験者 G の側からは被験者 A を検出しているが，A の側からは G を検出できていない．本手法のよう類似性を導入しなかった場合，この区間での人間関係の強さは 0 と算出されてしまう．室内実験においては類似性の導入によって，同じように片側からしか検出されなかった，のべ 525 個の組み合わせのうち，13.3%の組み合わせにおいて人間関係の強さの推定値が改善された．

$t = 200$ から $t = 270$ においては被験者 A と G がともに Bluetooth の検出範囲外に居たため，どちらからも直接的に検出していない．しかし， $t = 100$ から $t = 150$ において互いに直接的検出はしていないが，類似性によって人間関係の強さが 0.5 を超えていた．これは無線通信の隠れ端末問題に類する現象であり被験者 A と G の周囲の端末が少なかつたため発生したものだと考えられる．よって本検出手法を利用する端末が増えることで相対的に $(B_{it} \cap B_{jt}) / (B_{it} \cup B_{jt})$ の値が小さくなるため，実用化によって解決される問題である．

また，屋外実験において提案している検出手法を実装したスマートフォンとは別に Bluetooth の近接性検出を随時行う端末を所持させたところ，完全に別行動であった K 以外の被験者 H, I, J は常時お互いを検出していた．したがって移動時は 10m の近接性判定によって人間関係を推定するのは困難であると言える．

次に加速度センサの値について考察する．図 5.3.2 は式 (5.4) に従って室内実験における人間関係の強さを算出したものである．室内実験は室内で行ったことに加えて夜間での実施だったため，被験者が活発に動くことは少なかった．結果として算出された人間関係の強さは全体を通して低くなっており，静止した状態では加速度センサの L2 ノルムを用いて人間関係を算出することが困難であると言える．一方で，屋外実験では被験者がシナリオに沿って活発に動いたため，加速度センサの L2 ノルムの類似性が意味のある数値となった．図 5.4 にその結果として人間関係の強さの累加平均を示す．なお，より詳細に分析するためウィンドウサイズを 60 秒として分析した．ともに行動していた被験者 H と I の類似性の累加平均は始めから終わりまで 0.6 であった．一方で，H と I の 10m 後方から同じ動きをしていた J と H, I との類似性の累加平均は 0.3 付近に収束した．よって本推定手法において加速度の L2 ノルムを用いる際は，閾値を適正に設定することで同時に行動していない人物を区別することができるといえる．閾値に関しては今回の実験では 0.4~0.5 が妥当であると言えるが，実用においては自動的な学習により常に最適化する必要がある．実験結果で興味深かった点としては，H と I 以外の組み合わせは軒並み 0 付近に収束して

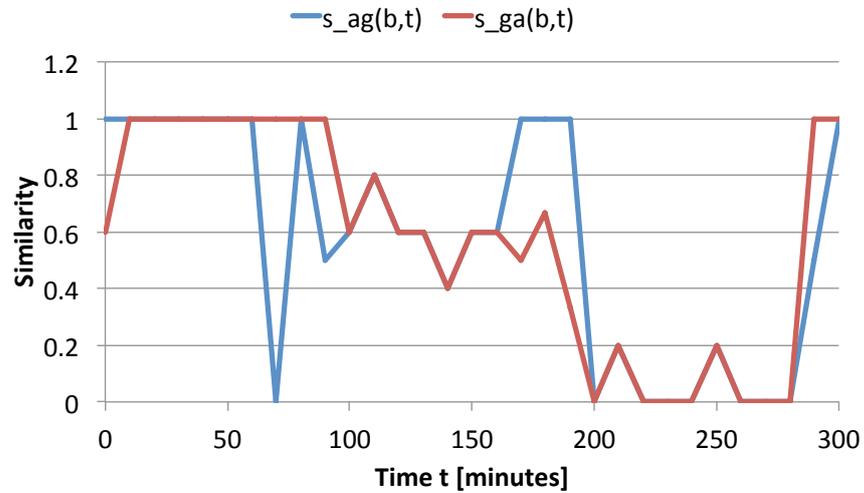


図 5.3: 被験者 A, B の Bluetooth 近接性から算出した類似度の一部

いたのに対し、全くの別行動をしていた J と K の類似性が 0.3 付近に留まっていた点である。今回の実験においては閾値が 0.4~0.5 に設定されるため 0.3 という値は推定に影響を与えないが偶発的な類似性の一致に関してその頻度を調査する必要があると言える。

前述の Bluetooth の近接性と加速度の L2 ノルムの考察から、人間関係の推定において Bluetooth の近接性は静止時に加速度の L2 ノルムは移動時に有効であり、それぞれ逆の場合においては人間関係の推定指標として用いるのは困難であると言えた。したがって式 (5.2) の線形結合の重み付けは単純に

$$\begin{cases} \alpha = 1, \beta = 0 & (s_{ij}(a, t) > 0) \\ \alpha = 0, \beta = 1 & (s_{ij}(a, t) = 0) \end{cases}$$

とするのが妥当である。これは静止時にしか Bluetooth の近接性取得を行わない本検出手法とも相性が良い。

5.3.2 Sliding Window と Hopping Window の比較

本節では人間関係の推定の際にウィンドウを移動させていく手法として Hopping Window, Sliding Window を適用し、近接性から人間関係を推定する際に Sliding Window と Hopping Window のどちらを採用すべきか議論する。また、その際に最適なウィンドウサイズやスライド幅も合わせて議論する。

まず加速度センサの L2 ノルムによる類似性について比較する。図 5.7~図 5.9 は Hopping Window で、図 5.10~図 5.15 は Sliding Window で算出した屋外実験における 4 人の被験者の類似性である。Sliding, Hopping とともに、ウィンドウの大きさが小さい場合は短い期間での類似度が算出されるため、誤差などの影響を大きく受け一緒に行動しているにも関わらず類似度が 0 付近に留まっている。一方で、ウィンドウサイズを 5 分以上とすると類似度の評価は安定し、一緒に行動している被験者 H と I とその他の組み合わせの差が如実

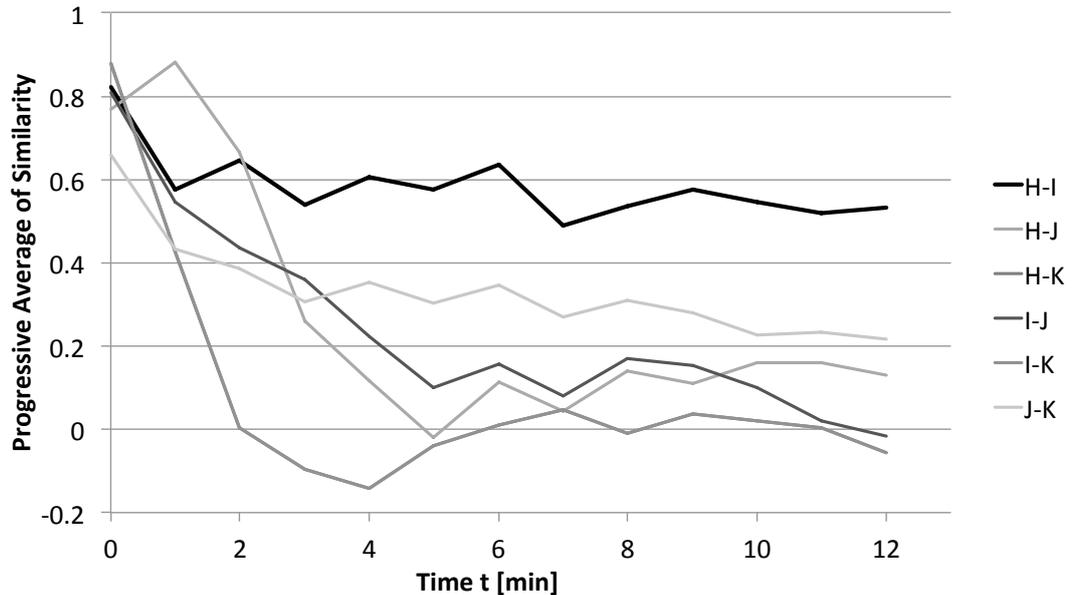


図 5.4: 屋外実験における加速度 L2 ノルムから算出した累加平均

に表れる。Sliding の場合は、どのパラメータでも、 $t=4$ 分以降で一緒に行動していた被験者とそうでない組み合わせが分化している。Hopping Window ではウィンドウサイズがそのまま類似度を計算する間隔になるため、最低でも 5 分待たなければ結果が出ないことがわかる。したがって、判定までにかかる時間を考慮すると 5 分以上の Sliding Window が適当だと言える。中でも、ウィンドウサイズ 10 分、スライド幅 10 秒としたとき分化後のともに行動していない組み合わせの類似度の絶対値が 0.2 を下回っている。以上の議論から、本手法において加速度の L2 ノルムから類似度を判定する際のパラメータには、ウィンドウサイズ 10 分、スライド幅 10 秒の Sliding Window 方式が望ましいと結論できる。同様に Hopping および Sliding Window にて室内実験の加速度 L2 ノルムにおける類似性を算出したものが、図 5.3.2、図 5.3.2 である。全体の傾向は変わらず、値の変動が発生していることが見て取れる。したがって、静止時の類似性に関しては Hopping, Sliding ともに大きな違いは見られなかったため、前述のとおり静止時は加速度センサの L2 ノルムを人間関係の強さの判定には導入しない。

次に、Bluetooth による近接性の測定について考える。本論文にて提案している近接性測定手法では、電力消費削減のために記録間隔を一定ではなく加速度センサの値によって管理している。したがって、ウィンドウサイズが小さくなるまたは Sliding Window の導入で測定データが無い時間帯が相対的に増加することで、人間関係の強さを推定した値が小さくなることが予想される。実際の解析結果を図 5.16、図 5.17 に、各パラメータの場合の推定値の平均を表 5.3 に示す。予測通り、ウィンドウが小さくなるにつれて人間関係の推定値が低くなっている。また、Sliding Window に関しても軒並み推定値が低くなっている。なかでも、Hopping Window でウィンドウサイズ 30 分の場合の推定値は、他のパラメータの場合より高くなっている。室内実験では、被験者が全て同一団体に所属して

Hop/Slide	Window Size [min]	Sliding Size [s]	Average of similarity
Hop	30	-	0.763
	10	-	0.555
	5	-	0.435
Slide	30	60	0.689
		30	0.614
		10	0.326
	10	60	0.686
		30	0.613
		10	0.335
	5	60	0.684
		30	0.613
		10	0.337

表 5.3: 室内実験における Bluetooth 近接性から算出した類似度の平均の比較

いるため、人間関係の強さ 1 が正解データである。したがって、ウィンドウサイズ 30 分の Hopping Window が最適であるとの結論が得られるが、ウィンドウを広くすればその時間内に発見される端末が増加するのは当然であり、一概にウィンドウサイズ 30 分が適当だとは言えない。今後、関係性のない人物同士の測定結果を含めてさらなる検討が必要であると言える。結論として、人間関係の推定に Bluetooth の近接性を用いる場合には、Hopping Window を用いるべきであるが、そのウィンドウサイズに関してはさらなる検討が必要であると言える。まとめると、Bluetooth のよる近接性を中心とする本研究では基本的にウィンドウ Hopping Window による推定を行うべきだが、移動中の加速度 L2 ノルムに関してはスライド幅 10 秒、ウィンドウサイズ 10 分の Sliding Window を活用すべきであるといえる。

5.3.3 データ損失に対する頑健性の検証

式 (5.2) と 5.3.1 節にて求めた重み付け α, β を用いて室内実験における被験者の全組合せの人間関係の強さを算出した (Bluetooth + Accelerometer)。

この時、及び 5.3.2 節の結果から加速度の L2 ノルムにはスライド幅 10 秒、ウィンドウサイズ 10 分の Sliding Window を、Bluetooth の近接性にはウィンドウサイズ 30 分の Hopping Window を用いた。比較対象として、Bluetooth の近接性の検出のみを用い、加速度センサや類似性を導入しない初歩的な手法も用いて室内実験における被験者の全組合せの人間関係の強さを算出した (Primitive Bluetooth)。図 5.18 に 2 つの手法の推定結果を示す。提案推定手法 (Bluetooth + Accelerometer) と Bluetooth のみの手法 (Primitive Bluetooth) の人間関係の強さの推定値を比較すると、提案手法の方が平均して 0.06 高い。室内実験において全参加者が同一団体に所属していたため、前述のとおり人間関係の強さの正解データはどの組み合わせにおいても 1 である。したがって、本評価実験では提案手法は単純な Bluetooth の近接性判定手法より 6% 精度を向上したと言える。また、図 5.18

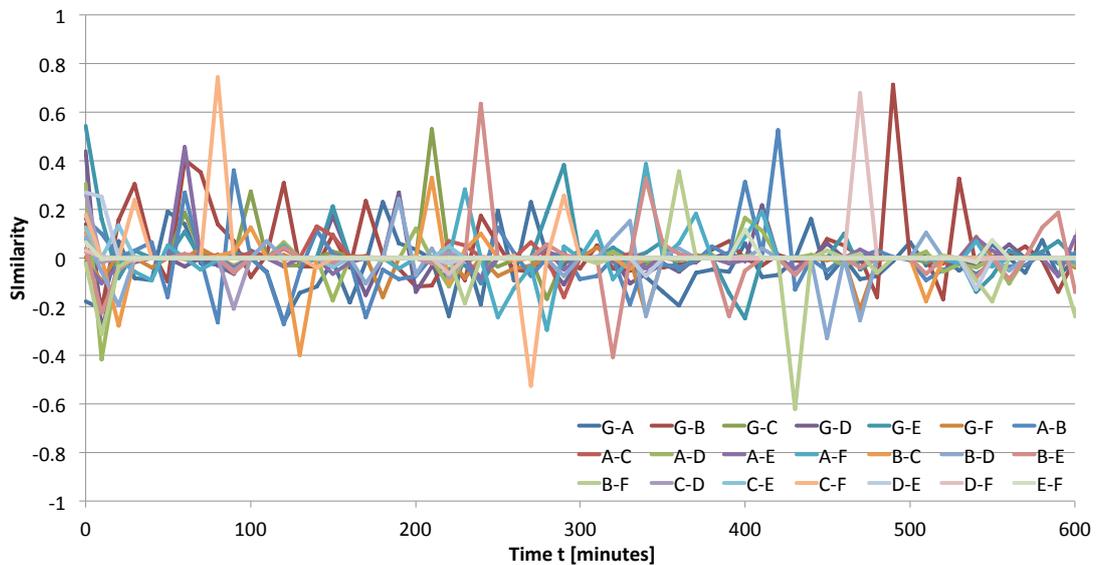


図 5.5: 室内実験における加速度から算出した類似度 (Hopping, ウィンドウサイズ:10分)

において被験者 C が含まれる組み合わせでは人間関係の強さがほとんど 0.5 以下であった。これは被験者 C の使用した端末においてセンサデータの欠損があったためである。すべてのセンサの値が取得できていなかったため今回問題としていた干渉によるデータ損失ではなく、アプリケーションの不具合によるものと思われる。

5.4 章まとめ

本章では、第 4 章にて提案した近接性検出手法に対応する人間関係推定手法を提案した。第 4 章にて提案した近接性検出手法では近接性の測定に無線通信の Bluetooth を用いるため、無線信号の衝突による近接性データの測定損失が発生するという欠点があった。そこで本手法ではその欠点を補うため、直接相手が観測できなかった場合にも周囲の環境の類似度を算出し、人間関係の強さに算入するという手法をとった。具体的には、移動時は加速度の L2 ノルム、静止時は Bluetooth の近接性を推定の指標として用い、周囲の環境の類似性を考慮した式 (5.1), (5.2) を利用して人間関係の強さを推定する。この際、加速度の L2 ノルムと Bluetooth の近接性の重み付けや推定に用いるウィンドウの移動手法は道であったため、実測のデータを解析することで結論を得た。重み付けに関しては、近接性検出手法との兼ね合いおよび解析結果から静止時は Bluetooth の近接性を 1、移動時は加速度の L2 ノルムを 1 とし、それ以外は 0 とすると正しく推定できると結論づけた。また、推定に用いるウィンドウの移動方法に関しては、加速度の L2 ノルムがスライド幅 10 秒、ウィンドウサイズ 10 分の Sliding Window、Bluetooth の近接性がウィンドウサイズ 30 分の Hopping Window がもっともよく推定を行えるとの結果を得た。これらの結果から得られたパラメータを導入した提案手法に実測データを適用して、提案手法のデータの頑健性向上の評価を行った、Bluetooth の近接性のみを用いて人間関係を推定する初歩的な手

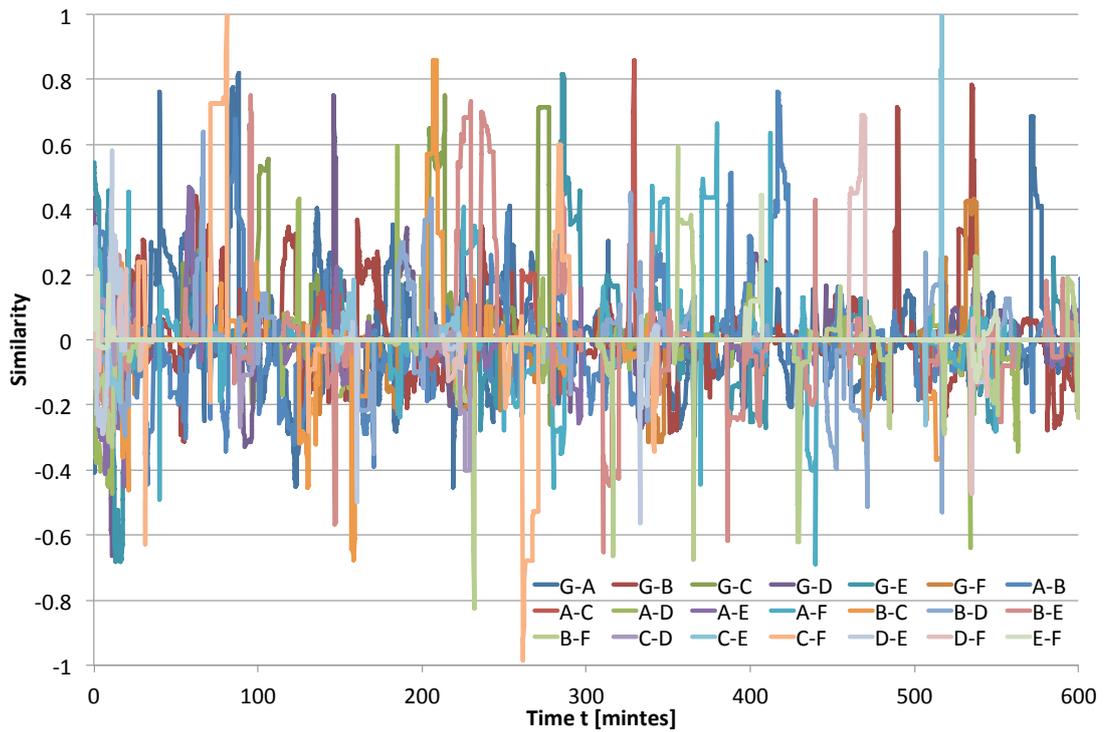


図 5.6: 室内実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 10分, スライド幅: 10s)

法と比較して 6.2%データの損失に対する頑健性が向上した。したがって、提案手法は測定データの損失を補いながら人間関係を推定し、人間関係の推定手法が確立していないという問題を解決した。

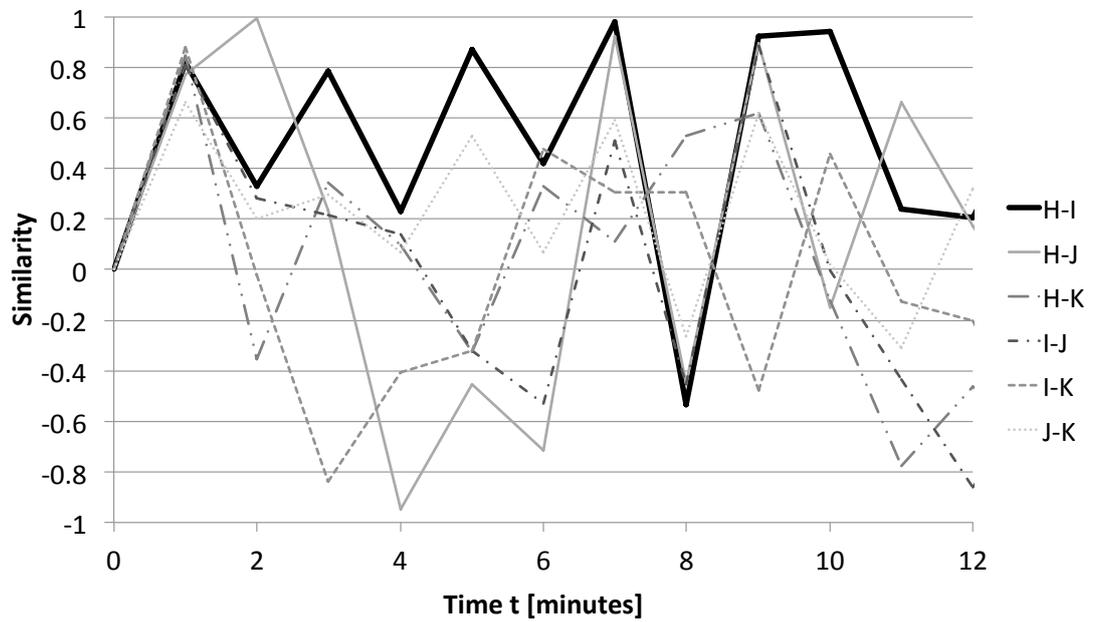


図 5.7: 屋外実験における加速度から算出した類似度 (Hopping, ウィンドウサイズ: 1分)

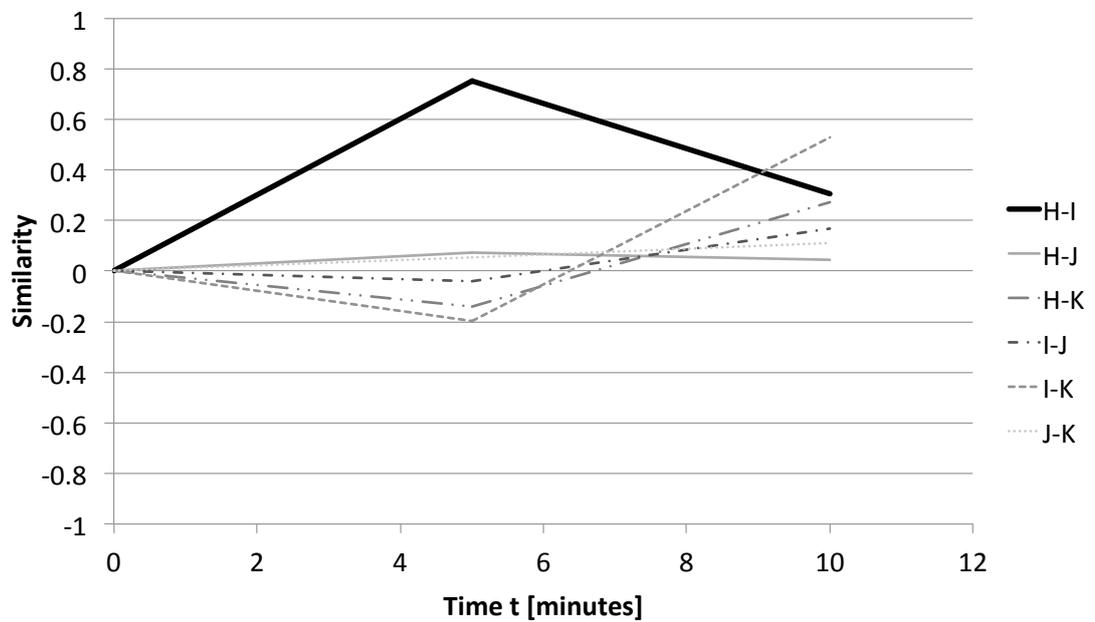


図 5.8: 屋外実験における加速度から算出した類似度 (Hopping, ウィンドウサイズ: 5分)

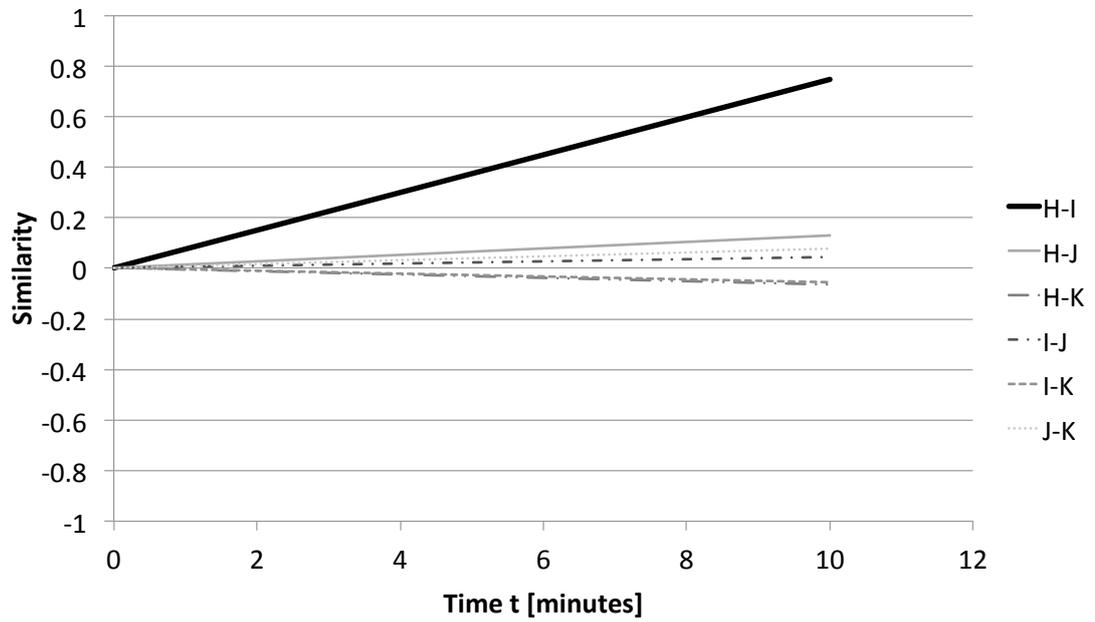


図 5.9: 屋外実験における加速度から算出した類似度 (Hopping, ウィンドウサイズ: 10分)

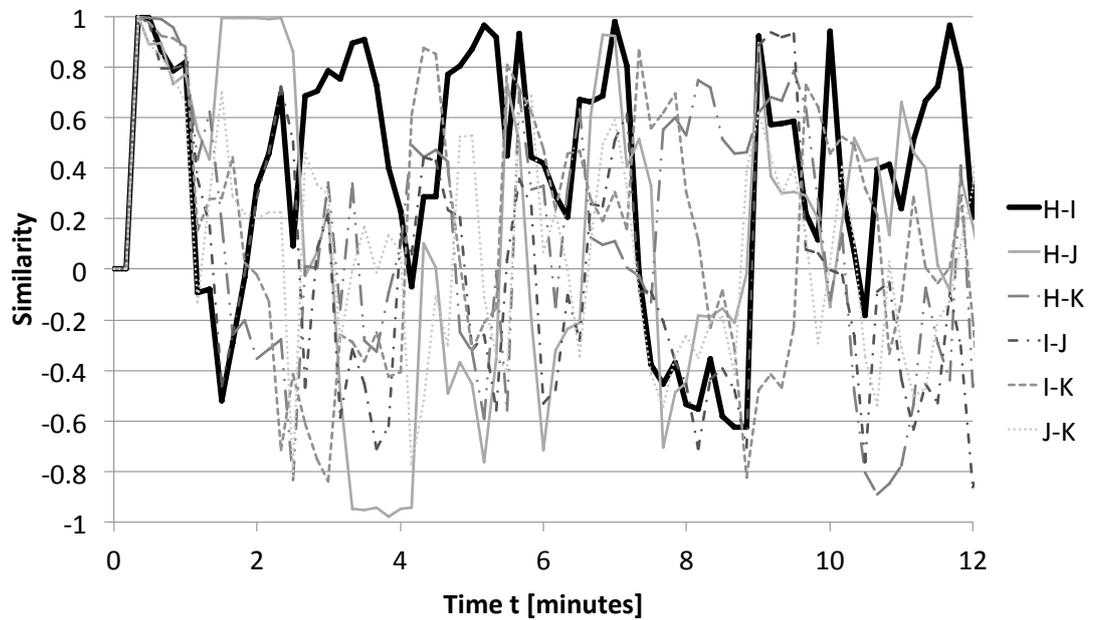


図 5.10: 屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 1分, スライド幅: 10s)

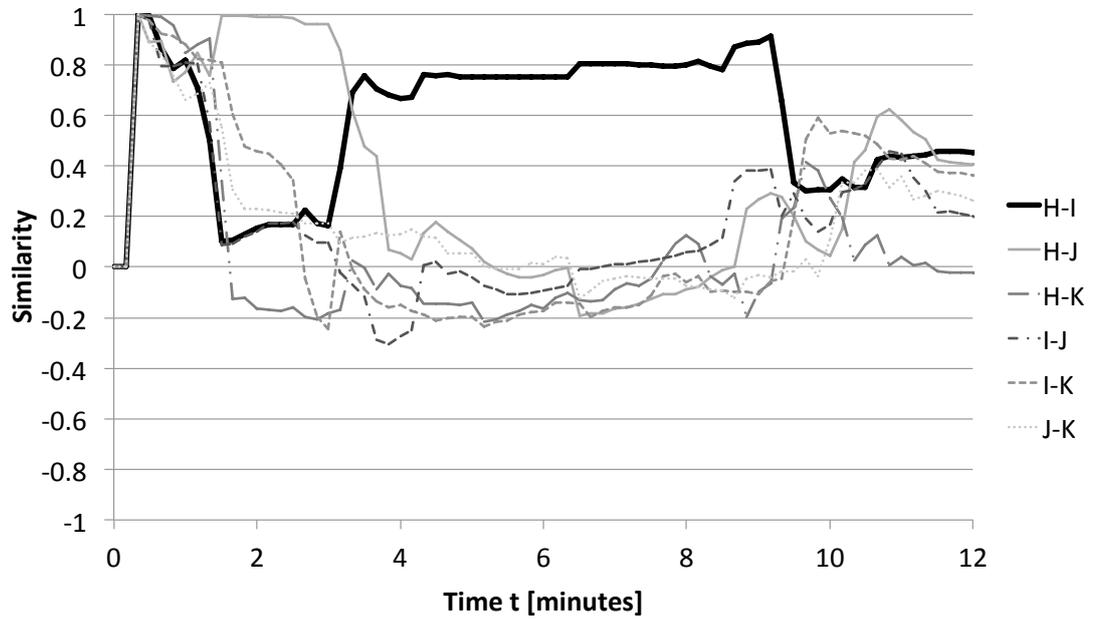


図 5.11: 屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 5分, スライド幅: 10s)

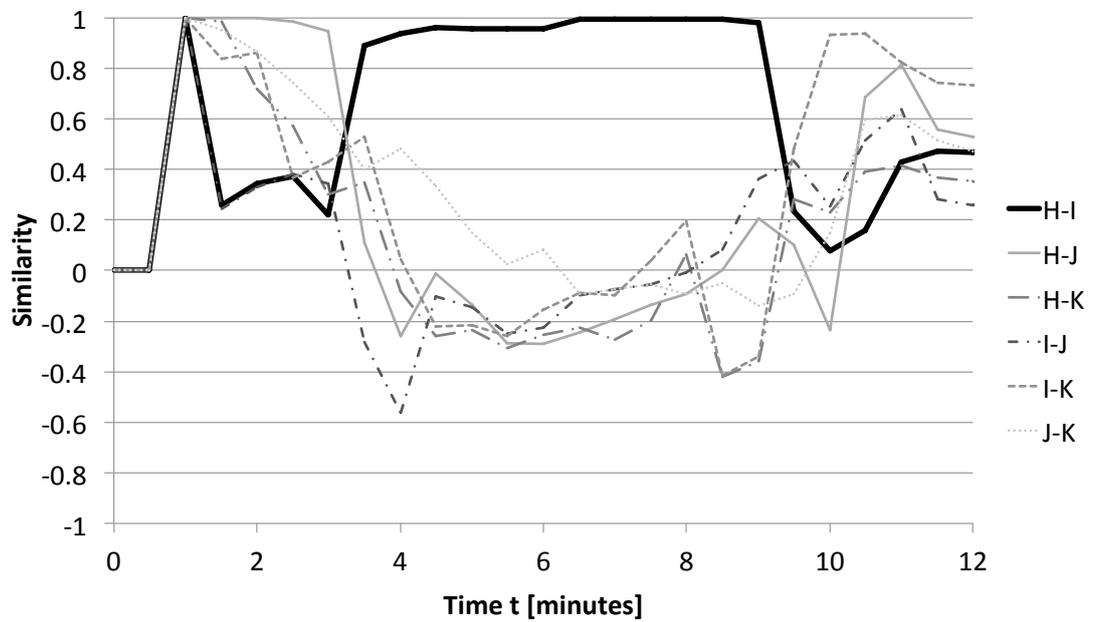


図 5.12: 屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 5分, スライド幅: 30s)

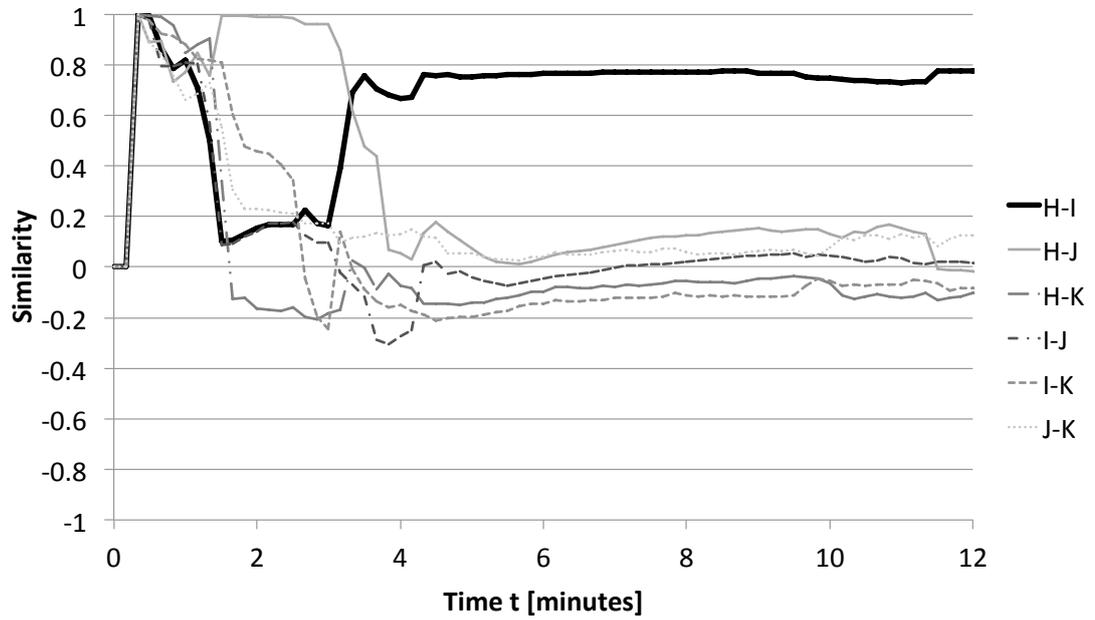


図 5.13: 屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 10分, スライド幅: 10s)

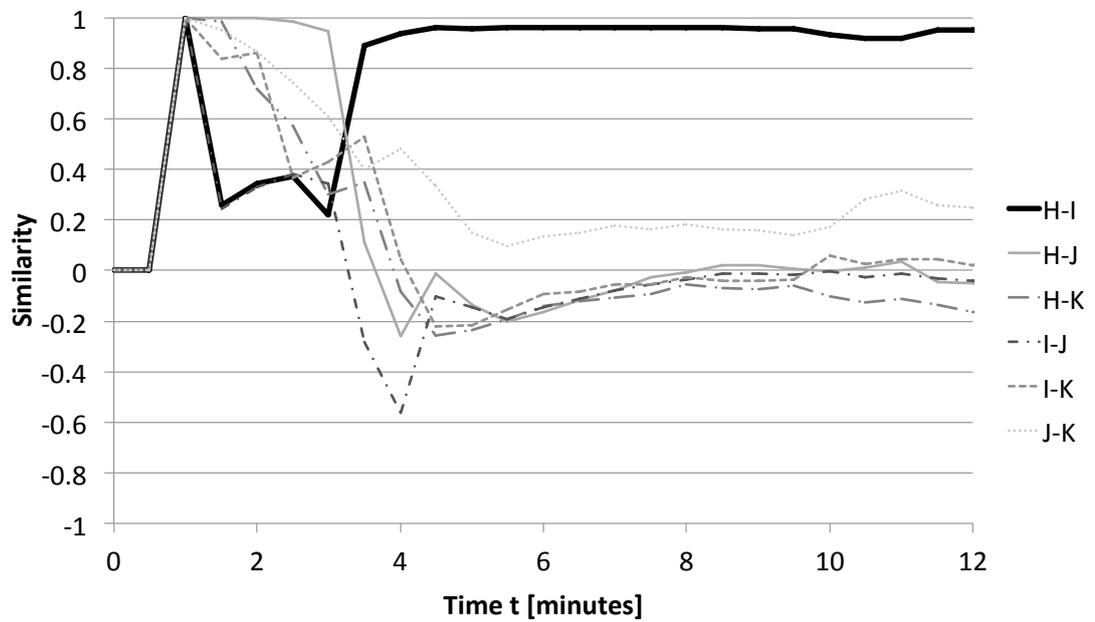


図 5.14: 屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 10分, スライド幅: 30s)

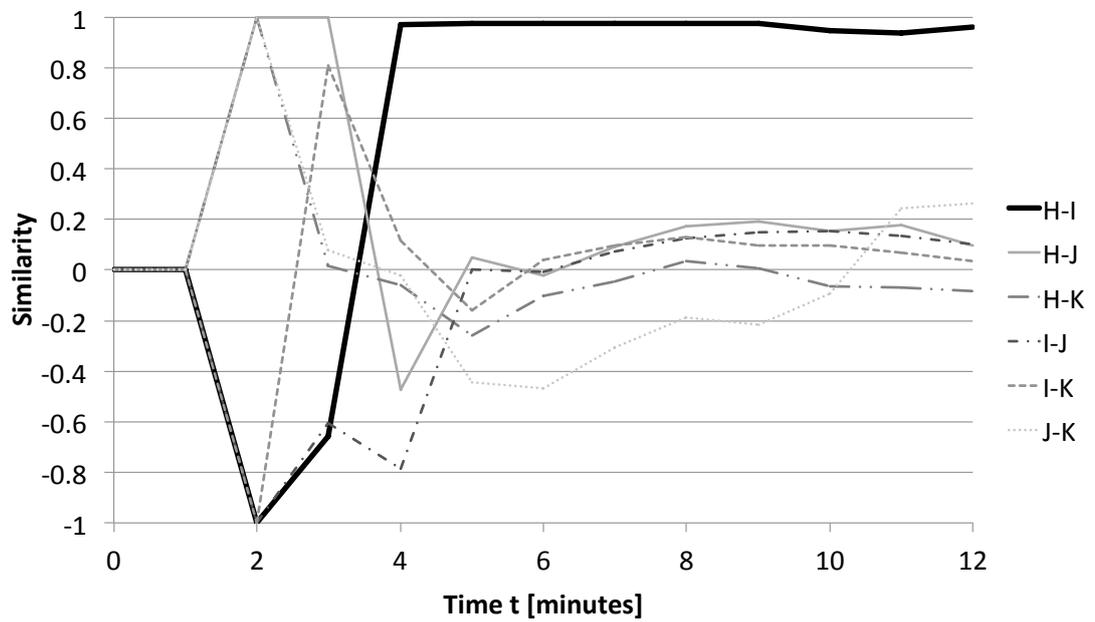


図 5.15: 屋外実験における加速度から算出した類似度 (Sliding, ウィンドウサイズ: 10分, スライド幅: 60s)

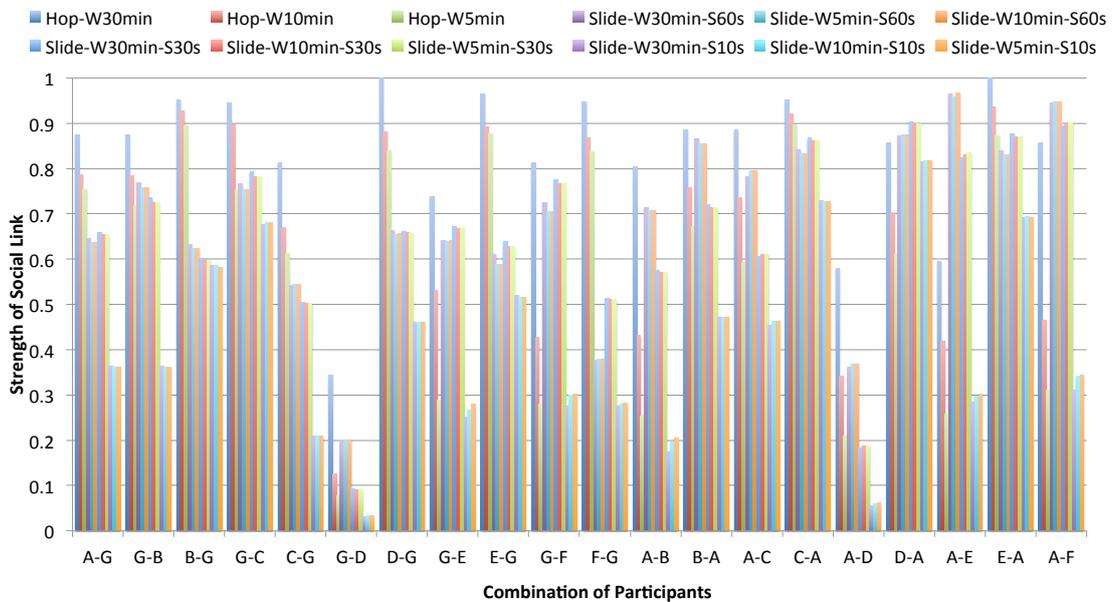


図 5.16: 室内実験における Bluetooth から算出した人間関係の強さの比較 1

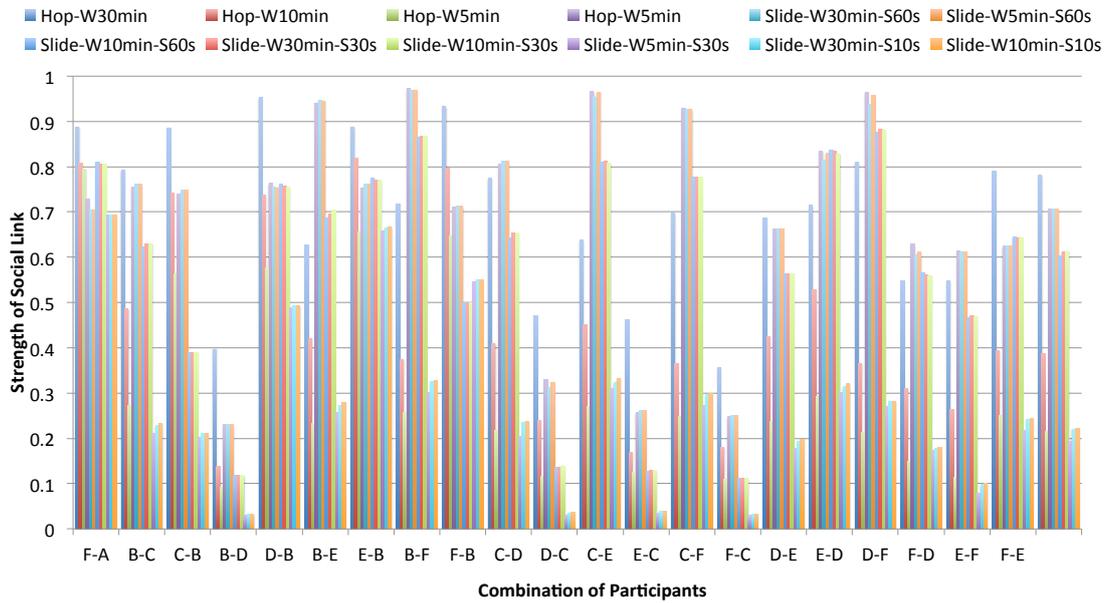


図 5.17: 室内実験における Bluetooth から算出した人間関係の強さの比較 2

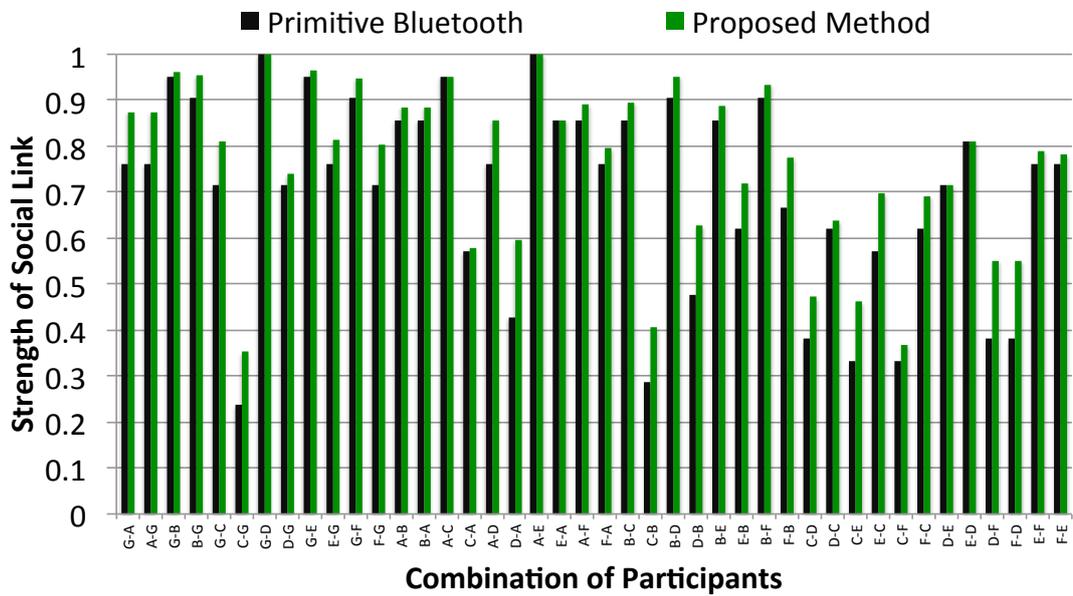


図 5.18: 室内実験での人間関係の強さの推定値

第6章 スマートデバイスを用いたユーザの状況推定手法

6.1 概要

第4章にて提案した人間関係測定手法や第5章にて提案した人間関係推定手法では、Bluetoothと加速度センサ、マイクを用いる。現在流通しているスマートデバイスはこれらのセンサを標準的に備えているため、ほとんどのスマートデバイスで提案手法を適応した人間関係センシングシステムは実用できる。しかし、提案した2手法はユーザが静止している場合と歩行している場合のみに焦点を当てているため、他の移動手段を利用している場合に測定および推定の精度が下がってしまう問題を抱えている。そこで、本章では歩行以外の移動手段を利用している際に先に提案した2手法を補助する手法としてスマートデバイスを用いたユーザの状況推定手法を提案する。本手法は、スマートデバイスのセンサから得られる情報からユーザが現在置かれている状況を推定するものである。本手法にてユーザの状況を推定し、歩行以外の移動手段を利用している際のセンサデータの中で信頼性が高いデータのみ重み付けを高くすることで、本論文にて提案した人間関係測定手法および推定手法を歩行以外の移動手段利用時にも適用可能となる。

本章では、まず本手法における状況の分類と推定に用いるパラメータについて議論する。その後、本手法を実装した情報収集システム BeagleApp の詳細について記す。最後に、評価を通じてスマートデバイスのセンサデータの、状況推定のパラメータ算出への可用性を検証する。

6.2 状況推定の体系化

即時的に取得できる大量のセンサデータからユーザの状況を推定することは、人間関係に留まらず多くの分野に応用出来る。我々の最終目標は、きめ細かい推定を行うことで多くの応用につなげ、ユーザの利便性の向上させることである。本章では、きめ細かなユーザの状況推定を行う初期段階として、以下の3種類の状態からユーザの状況を検出することを考える。

1. 目的型：特定の目的地に対し、最短・最速で向かおうとしている
2. 散策型：目的地は特になく、暇をつぶそうとしている
3. 迷走型：どう進路を取って良いかが分からなくなり、助けを必要としている。

これらの状況は図6.2のように移動中に遷移していくものであり、機械学習を用いて状況の推測をしていく。機械学習に用いるパラメータについて考えるため、我々はユーザの状況を図6.1にあるように分類した。まず、ユーザは目的を持って移動しているユーザと、目的なく行動しているユーザに大きく分類できる。更に日常性と非日常性のパターンに分類できる。さらに日常性のある行動かそうでないかで分類しそれぞれの目的地を細かく分類

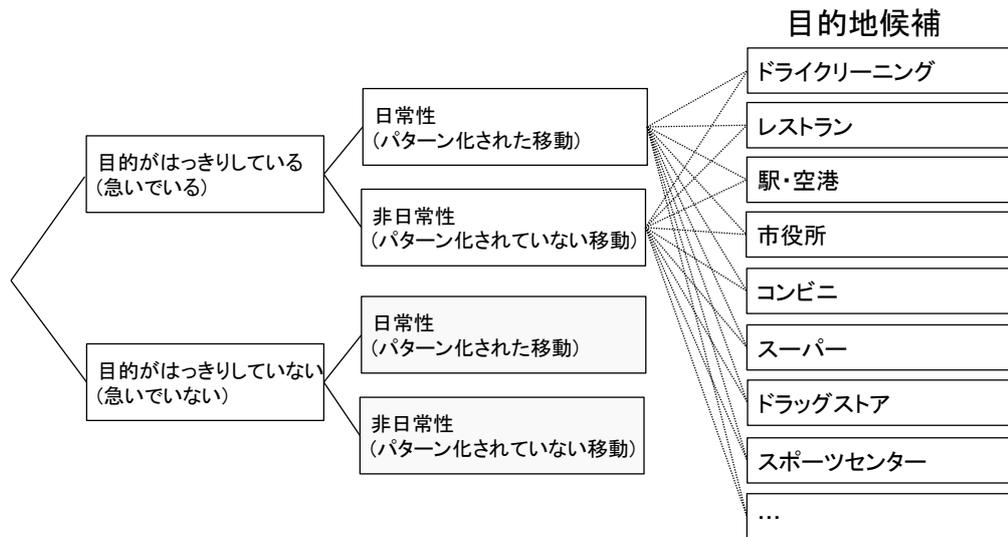


図 6.1: ユーザの状況の分類

できる。ユーザが急いでいるか、パターン化された行動をしているか判定する際に我々は次の5つのパラメータが重要であると考えた。

- 距離優先性 Mistaking way
- 即決性 Deciding immediately
- 回遊性 Tripping around
- 観察性 Gazing round
- 反復性 Repeating rhythm

6.3 ユーザの状況推定アプリケーション

6.3.1 概要

移動時におけるユーザの状況の変化とその後の行動を予測するクラウドとの連携可能なモバイル型の情報収集システムのプロトタイプとして、情報収集システム BeagleApp をクラウドとの連携が可能なタブレット端末上に実装した。本節では、BeagleApp の詳細と簡易評価の結果について報告する。1) 目的型：特定の目的地に対し、最短・最速で向かおうとしている 2) 散策型：目的地は特になく、暇をつぶそうとしている 3) 迷走型：どう進路を取って良いかが分からなくなり、助けを必要としている

6.3.2 BeagleApp の詳細

Android タブレット上で動作させる移動状況記録アプリケーション BeagleApp は、前節にて述べた3つのユーザの状況とその時のセンサデータの記録を目的としている。BeagleApp のユーザインタフェースは図 6.3 のようになっている。GPS 付きのタブレットであれば容

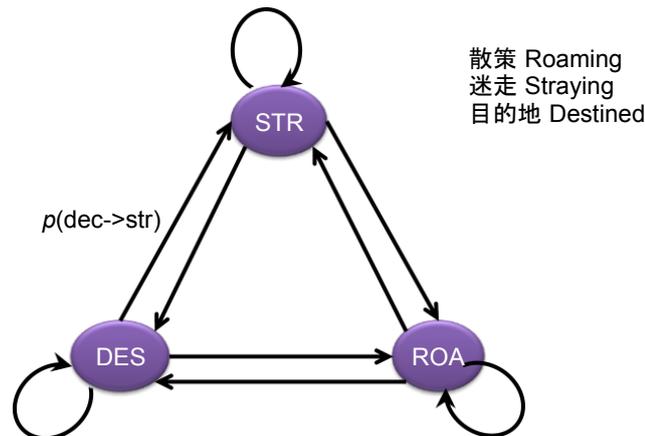


図 6.2: ユーザの状況の遷移

易にインストールできるためユーザの負担が少ない。また、車載した場合周辺地図としても利用できる。本アプリケーションでは、日本標準時 (JST), UNIX 時間, 三軸加速度 (X, Y, Z), 方角 (電子コンパスおよび GPS), 速度, 緯度, 経度, 高度, GPS 精度が取得できる。パラメータはユーザの設定した周期でデータを取得し, 表示・記録する。また, 短時間に状況が切り替わったことをユーザに簡単に入力させるため, 図 6.4 のような三角形のユーザインタフェースを導入した。ユーザは現在の心理状態が前述の 3 種類の状態のうち各状態の割合がどれくらいか直感的に入力できる。アプリケーション内部では各状態の割合を算出し機械学習の教師データとして記録する。さらに, BeagleApp は記録間隔, 録画終了タイマなどを細かく設定できる。本設定によりユーザの状況推定に必要な最適なセンサ記録周期などを割り出す予定である。本アプリケーションでは「歩く」「走る」「サイクリング」「ドライブ」などのアクティビティを記録することができるため様々な場面で本アプリケーションを用いることができる。

6.3.3 BeagleApp を用いた簡易実験

本アプリケーションを用いて簡易実験を行ったところ, 歩行時および運転時の軌跡データは図 6.5, 図 6.6 のように得られ位置情報として有効に活用できることが分かった。つづいて, 位置情報の精度について考察する (図 6.7)。Android が API として提供している GPS の誤差指標において, 歩行時は 10m 以内の誤差が 58.1%なのに対して, 車両走行時には 22.3%以下に低下した。また, 15m 以内の誤差が 32.6%に増加し最頻値となった。このため, アクティビティ毎に解析のパラメータを調整すべきであると分かる。

6.4 センサデータの状況推定への可用性評価

ユーザの状況推定を自動で行うには 6.2 節で述べたパラメータがユーザの入力ではなくセンサデータから求められる必要がある。そこで我々は, Android タブレット端末に実装されたモバイル型の情報収集システムを用いてセンサデータの状況推定への可用性評価実



図 6.3: BeagleApp の画面

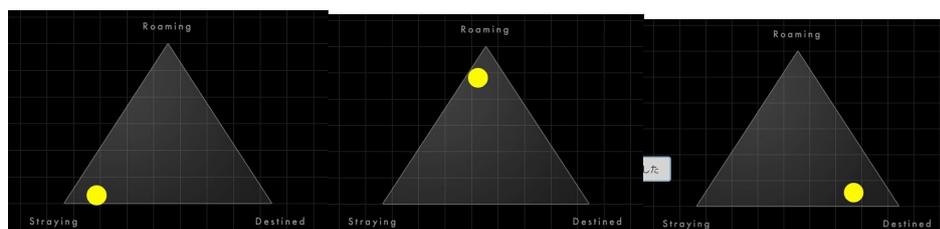


図 6.4: Beagle の状況入力トライアングル

験を行った。Android タブレット端末に実装されたモバイル型の情報収集システムは以下の機能要件を持つ。

- 履歴の記録機能 (csv 形式)
- 履歴の再生機能
- 学習カーソル機能
- 状況推定機能
- 寄り道のレコメンデーション機能

本システムを用いて自動車乗車時のセンサデータを取得した (図 6.8)。位置情報に関しては図 6.9 に示すように、データに欠損が起きたが正確にルートを再現できることがわかった。また、取得した速度の結果を 6.10 に示す。平均速度が 7.36m/s、標準偏差が 6.44 であった。各時間帯でのばらつき (標準偏差) が大きいと、即決性などの決定に速度は有効であると言える。また、計測したデータのうち速度が 0 の割合は 4.0%であった。速度 0 の割合は信号などによる反復性や観察性の算出に有用であると考えられる。

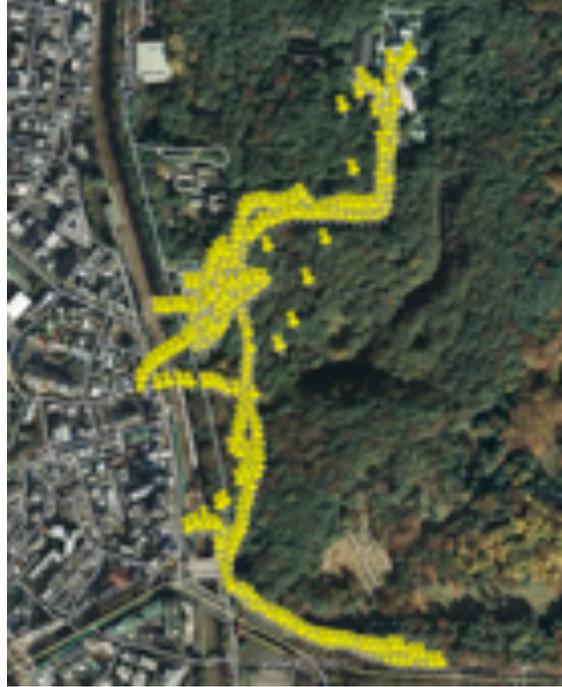


図 6.5: 歩行時の軌跡

6.5 章まとめ

本章では、ユーザの状況を目的型、散策型、迷走型に分類し、距離優先性、即決性、回遊性、観察性、反復性をパラメータとして機械学習することでユーザの状況を推定する手法について提案した。その後、機械学習のパラメータを算出する際に位置情報や速度などのセンサデータの可用性を、簡易実験を通して示した。また、移動時のユーザにおける状況の変化による状況変化に対し、その後の行動を予測させるモバイル型の情報収集アプリケーション BeagleApp の詳細を説明した。本アプリケーションでは、ユーザが自らの状況を容易な操作で記録できる。したがって、移動時の軌跡などのセンサデータに加えて、状況推定の学習に用いる教師データを収集できる。また、本アプリケーションではアクティビティを記録することから様々な場面での利用が想定され、多数のユーザが計測へ参加すると考えられる。本 BeagleApp と情報収集するサーバを組み合わせることで 24 時間計測可能なシステムとなる。本システムにより本論文にて提案している人間関係測定・推定手法が移動手段を問わず適用可能となる。また、本システムの応用により大規模な都市全体の長期間計測が把握可能になり、都市の渋滞調査やユーザの状況の把握などが可能になると考えられる。その際、計測者の匿名性の確保や計測点のムラなどを平滑化する手法の確立が今後の課題として挙げられる。



図 6.6: 運転時の軌跡

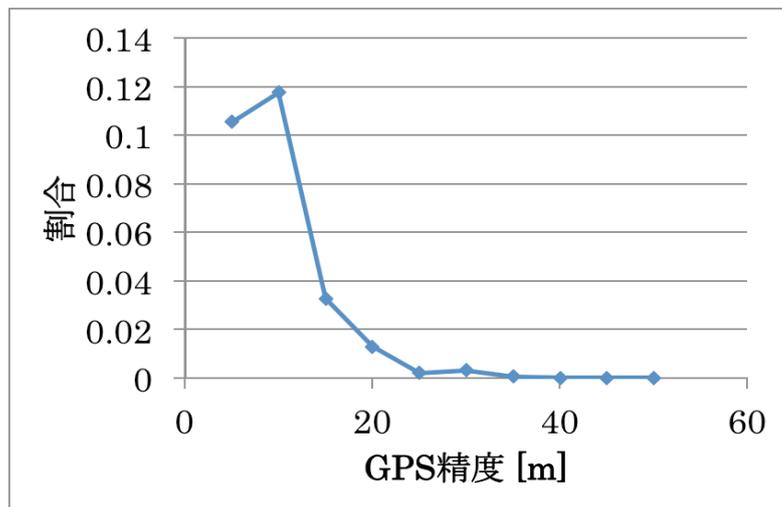


図 6.7: 位置情報の精度 (運転時)



図 6.8: モバイル情報収集システムを用いた実験の様子



図 6.9: 歩行時の移動経路の視覚化

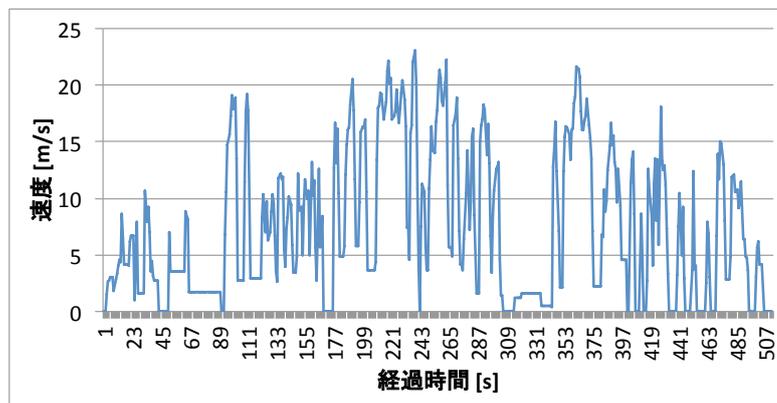


図 6.10: 自動車移動中の速度の変化

第7章 結論

7.1 まとめ

本論文では、はじめに様々な情報が記録されていく情報化社会において現実世界の情報を収集、蓄積、解析しサイバー空間に反映していくサイバーフィジカルシステムについて紹介した。同様に現実世界に存在しサイバー空間に記録、蓄積されていないが、SNSやインターネット広告事業の商業的な利用、行動経済学での学問的利用、認知症患者向けなどの医療看護分野での利用に代表されるよう、多岐に渡って活用されうる実世界の情報として人間関係を挙げた。この人間関係が記録されていない問題を解決するため、本論文ではスマートデバイスを用いた人間関係収集システムを提案した。提案するシステムの中で解決すべき問題として、

- 人間関係のセンシングにおける端末の省電力化
- 取得したセンサ情報から人間関係を推定する手法の確立
- スマートフォン以外のスマートデバイスを用いた人間関係のセンシング

の3点が挙げられた。これらの問題を解決する手法として本論文では以下の3つの手法を提案した。

まず、第4章では二者間の人間関係の測定手法を提案した。二者間の人間関係はセンサで直接測定できないものであるため、本研究では二者間の近接性があるとき人間関係があるとした。二者間の近接性を測定する際、スマートフォンには幾つか位置測定センサがあるが、省電力性と能動的から本手法ではBluetoothを採用した。Bluetoothは無線通信であるため、無線信号の衝突による近接性データの損失が予想された。そこでBluetoothの近接性センサとしての性能評価を行い、静止時ならば周囲の端末を7割以上発見できるという結果を得た。この結果から、測定の精度が低い移動時と周囲に人が居ない可能性の高い静寂時に近接性の測定を行わず省電力化を図る手法を提案した。具体的には、近接性センサとしてBluetoothを用い、加速度のL2ノルムと環境音の音量をトリガとしてBluetoothによる近接性の測定を制御することで省電力化を図る。実測データから算出した加速度のL2ノルムの閾値と先行研究から引用した会話の音量の閾値を用いた検証実験において、Bluetoothを常時用いる原始的な手法と比較して近接性の発見精度を落とさずに電池寿命を21%伸ばすことに成功した。したがって、提案測定手法を用いることで省電力な人間関係測定が可能になり、スマートデバイスを用いた人間関係収集システムの問題点であるセンシング時の端末の省電力化が達成された。

次に第5章では、収集した近接性から人間関係を推定しつつ、そのデータ損失にも耐えうる人間関係推定手法を提案した。本推定手法では、Bluetoothにて測定した近接性に加えて加速度のL2ノルムを導入することで移動時の人間関係推定を可能にした。また、提案している測定手法では信号衝突によるデータ損失が10%以上の確率で起こるが、近接性が測定されなかった場合でも周囲に観察されたBluetooth端末の相互相関を算出すること

で、データ損失に対する頑健性を6.2%向上することに成功した。さらに、人間関係の強さを推定する際のウィンドウの移動においては、加速度のL2ノルムの場合はウィンドウサイズ10分、スライド幅10秒のSliding Window、Bluetoothの近接性の場合はウィンドウサイズ30分のHopping Windowが最適であるとの知見を得た。したがって、本推定手法では、スマートデバイスを用いた人間関係推定手法を用いるパラメータとともに提案し、かつデータ損失の頑健性を6.2%向上させたことで、取得したセンサ情報から人間関係を推定する手法の確立という問題を解決した。

最後に、第6章にて歩行以外の移動手段を利用している際に先に提案した2手法を補助する手法としてスマートデバイスを用いたユーザの状況推定手法を提案した。本手法は、スマートデバイスのセンサから得られる情報からユーザが現在置かれている状況を推定し、歩行以外の移動手段を利用している際のセンサデータの中で信頼性が高いデータのみ重み付けを高くすることで、先に提案した人間関係測定手法および推定手法を歩行以外の移動手段利用時にも適用可能とすることを目的としている。本論文では、先に提案した2手法との連携の前段階として、センサデータからのユーザの状況推定が可能であるか評価し、目的型、散策型、迷走型の3種類の状況推定は可能であると結論した。

各章の結論から、本論文にて提案した3つの手法によって、第3章にて提案した人間関係収集システムの技術的課題であった、省電力化、推定手法の確立、デバイス・移動手段に依らない収集、の3つ問題が克服され、提案した人間関係収集システムが実用的なものとなったと結論できる。

7.2 今後の展望

本研究で提案した人間関係収集システムの今後の展望について述べる。提案測定手法の閾値最適化や提案推定手法の各センサの重み付け最適化など、実用化の際には事前の大規模実証実験を通じてシステムの最適化が必要であり、今後の課題である。一方、本論文ではプライバシーに関しては各端末に他人の個人情報を保存しない程度のプライバシー保護しか議論していない。広く普及させていくためにはこの議論も必要である。また、最後に提案したスマートデバイスを用いたユーザの状況推定手法を先に提案した2手法と連携させる際の重み付けなどについても検討が必要である。

本論文にて提案した手法とこれらの課題の解決によって現在広く普及しているスマートデバイスを用いて人間関係を収集することが実用的になり、サイバー空間と実世界の人間関係の乖離という問題解決に貢献できると考えている。また、収集した人間関係が、SNSやオンライン広告事業での商業的利用や行動経済学での学問的利用、医療看護現場での利用により、すべての人が情報化社会の恩恵を受けるためのインフラになると確信している。

謝辞

本論文は筆者が東京大学大学院情報理工学系研究科電子情報学専攻修士課程に在籍中の研究成果をまとめたものである。東京大学空間情報科学研究センター 瀬崎薫 教授には指導教官として本研究の実施の機会を与えて戴き、その遂行にあたって終始、ご指導を戴いた。東京大学生産技術研究所 瀬崎研究室 岩井将行 助教には、本研究の遂行にあたって、瀬崎薫 教授と共に、ご指導を戴いた。ここに両氏に対して深謝の意を表す。東京大学空間情報科学研究センター 木實新一 准教授には、第 4 章にて Bluetooth による近接性検出を行う際に助力と有益なご助言を戴いた。東京大学空間情報科学研究センター 小林博樹 特任助教には、その熱心な探究心に大いに刺激を受けた。ここに同氏に対して感謝の意を表す。東京大学大学院情報理工学系研究科 浅見徹教授には学部時代から学業に留まらず多方面でご助言頂いた。また、瀬崎研究室の各位には研究遂行にあたり直接的、間接的問わず日頃より有益なご討論ご助言を戴いた。ここに感謝の意を表す。加えて、浅見・川原研究室の各位には研究にあたり有益なご討論ご助言を数多く戴いた。ここに感謝の意を表す。

最後に、本論文の執筆中に視覚的に私を支えてくれた平沢唯さんと聴覚的に支えてくれた花澤香菜さんに深く感謝し、謝辞を閉じる。

発表文献

- [1] 清水和人, 木實新一, 岩井将行, 瀬崎薫, “Bluetooth による人間関係取得時の行動認識を用いた省電力手法,” 信学ソ大, B-15-15, 2011 年 9 月.
- [2] [Poster] K. Shimizu, S. Konomi, M. Iwai, K. Sezaki, “Identifying potential friends using mobile phone trajectories and short-range communication,” 2011 International Symposium on Computational Models for Life Science (CMLS-11), Toyama Japan, OP13, Oct. 2011.
- [3] 柳原正, 岩井将行, 清水和人, 瀬崎薫, “運転者の移動意図の変化を検出するための手法に関する一考察,” 情報処理学会 全国大会, 6D-5, 2012 年 3 月.
- [4] 岩井将行, 柳原正, 清水和人, 澤上佳希, 劉広文, 瀬崎薫, “運転者の移動履歴及び移動意図記録システムの提案と実装,” 情報処理学会 全国大会, 6D-6, 2012 年 3 月.
- [5] 清水和人, 木實新一, 岩井将行, 瀬崎薫, “Bluetooth の近接性センサとしての性能評価,” 信学総大, B-19-7, 2012 年 3 月.
- [6] [ポスター講演] 清水和人, 木實新一, 岩井将行, 瀬崎薫, “Bluetooth による近接性検出タイミングの行動認識を用いた制御手法,” 信学技報, 2012 年 5 月.
- [7] [ポスター講演] 清水和人, 岩井将行, 瀬崎薫, “スマートフォンの Bluetooth と加速度センサを用いた人間関係の推定手法,” HPB シンポジウム 2012, P03, 2012 年 11 月.
(ポスターセッション優秀発表賞受賞)
- [8] 岩井将行, 清水和人, 瀬崎薫, “ドライバの意図入力インタフェースと GPS 軌跡からの意図推定手法,” HCG シンポジウム 2013, II-7-6, 2012 年 12 月.
- [9] K. Shimizu, M. Iwai, K. Sezaki, “Social Link Analysis using Wireless Beaconing and Accelerometer,” The 6th. International Workshop on Data Management for Wireless and Pervasive Communications (DMWPC-2013), Mar. 2013. (To be appeared)

参考文献

- [1] 原啓志, 紙のおはなし, 日本規格協会, 1992 年.
- [2] N. Eagle and A. Pentland, “Reality mining: sensing complex social systems,” *Personal and Ubiquitous Computing*, vol.10, no.4, pp.255–268, 2006.
- [3] A. Pentland, D. Lazer, D. Brewer, and T. Heibeck, “Using reality mining to improve public health and medicine,” *Stud Health Technol Inform*, vol.149, pp.93–102, 2009.
- [4] N. Du, B. Wu, X. Pei, B. Wang, and L. Xu, “Community detection in large-scale social networks,” *Proceedings of the 9th WebKDD and 1st SNA-KDD 2007 workshop on Web mining and social network analysis* ACM, pp.16–25 2007.
- [5] 森脇紀彦, 佐藤信夫, 脇坂義博, 辻聡美, 大久保教夫, 矢野和男, “組織活動可視化システム「ビジネス顕微鏡」(対面コミュニケーション-顔を中心のメディアとした),” *電子情報通信学会技術研究報告. HCS, ヒューマンコミュニケーション基礎*, vol.107, no.241, pp.31–36, 2007.
- [6] T. Choudhury and A. Pentland, “The sociometer: A wearable device for understanding human networks,” *CSCW’02 Workshop: Ad hoc Communications and Collaboration in Ubiquitous Computing Environments* Citeseer, 2002.
- [7] S. Konomi, S. Inoue, T. Kobayashi, M. Tsuchida, and M. Kitsuregawa, “Supporting colocated interactions using rfid and social network displays,” *IEEE Pervasive Computing*, vol.5, pp.48–56, 2006.
- [8] Y. Zheng, L. Zhang, Z. Ma, X. Xie, and W.Y. Ma, “Recommending friends and locations based on individual location history,” *ACM Transactions on the Web (TWEB)*, vol.5, no.1, p.5, 2011.
- [9] T.M.T. Do and D. Gatica-Perez, “Groupus: Smartphone proximity data and human interaction type mining,” *Wearable Computers (ISWC) 2011*, pp.21–28, June 2011.
- [10] J. Cranshaw, E. Toch, J. Hong, A. Kittur, and N. Sadeh, “Bridging the gap between physical location and online social networks,” *Proceedings of the 12th ACM international conference on Ubiquitous computing*, pp.119–128, ACM, 2010.
- [11] E. Miluzzo, N.D. Lane, K. Fodor, R. Peterson, H. Lu, M. Musolesi, S.B. Eisenman, X. Zheng, and A.T. Campbell, “Sensing meets mobile social networks: the design, implementation and evaluation of the cenceme application,” *Proceedings of the 6th ACM conference on Embedded network sensor systems*, pp.337–350, ACM, 2008.

- [12] I. Chronis, A. Madan, and A.S. Pentland, “Socialcircuits: The art of using mobile phones for modeling personal interactions,” Proceedings of the ICMI-MLMI’09 Workshop on Multimodal Sensor-Based Systems and Mobile Phones for Social Computing, p.1, ACM, 2009.
- [13] A.K. Dey, K. Wac, D. Ferreira, K. Tassini, J.-H. Hong, and J. Ramos, “Getting closer: an empirical investigation of the proximity of user to their smart phones,” Proceedings of the 13th international conference on Ubiquitous computing, pp.163–172, UbiComp ’11, ACM, New York, NY, USA, 2011. <http://doi.acm.org/10.1145/2030112.2030135>
- [14] “Our Mobile Planet”. <http://www.thinkwithgoogle.com/mobileplanet/en/>
- [15] 後藤祥子, ITmedia, “その時間、その場所にいる人に向けた情報を発信～ナンパもできる「ナビゲッティ」,” http://plusd.itmedia.co.jp/mobile/0212/09/n_navigate.html.
- [16] 松尾豊, 友部博教, 橋田浩一, 中島秀之, 石塚満, “Web 上の情報から人間関係ネットワークの抽出,” 人工知能学会論文誌, vol.20, no.1, pp.46–56, 2005.
- [17] X. Xie, “Potential friend recommendation in online social network,” 2010 IEEE/ACM International Conference on Green Computing and Communications & 2010 IEEE/ACM International Conference on Cyber, Physical and Social ComputingIEEE, pp.831–835 2010.
- [18] E. Gilbert and K. Karahalios, “Predicting tie strength with social media,” Proceedings of the 27th international conference on Human factors in computing systemsACM, pp.211–220 2009.
- [19] 岡本昌之, 池谷直紀, 西村圭亮, 菊池匡晃, 長健太, 服部正典, 坪井創吾, 芦川平, “端末音声の相互相関に基づくアドホック会話の検出,” 日本データベース学会論文誌, vol.7, no.1, pp.163–168, 2008.
- [20] M.S. Granovetter, “The strength of weak ties,” American journal of sociology, pp.1360–1380, 1973.
- [21] S. Patel, J. Kientz, G. Hayes, S. Bhat, and G. Abowd, “Farther than you may think: An empirical investigation of the proximity of users to their mobile phones,” UbiComp 2006: Ubiquitous Computing, pp.123–140, 2006.
- [22] N. Sadeh, J. Hong, L. Cranor, I. Fette, P. Kelley, M. Prabaker, and J. Rao, “Understanding and capturing people’s privacy policies in a mobile social networking application,” Personal Ubiquitous Comput., vol.13, pp.401–412, Aug. 2009. <http://dx.doi.org/10.1007/s00779-008-0214-3>
- [23] C. DuBois and P. Smyth, “Modeling relational events via latent classes,” Proceedings of the 16th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discov-

- ery and data mining, pp.803–812, KDD '10, ACM, New York, NY, USA, 2010. <http://doi.acm.org/10.1145/1835804.1835906>
- [24] J. Gunnarsson, L. Svensson, E. Bengtsson, and L. Danielsson, “Joint driver intention classification and tracking of vehicles,” *Nonlinear Statistical Signal Processing WorkshopIEEE*, pp.95–98 2006.
- [25] T. YAMAGUCHI, I. TAMAI, K. OHASHI, and M. AYAMA, “; humane automotive system using intention recognition,” *Fuji Shisutemu Shinpojiumu Koen Ronbunshu (CD-ROM)*, vol.20, pp.555–556, 2004.
- [26] I. Sakai, Y. Iwaki, T. Haga, S. Sakaguchi, and Y. Suzaki, “Vehicle automatic transmission control system using fuzzy logic to determine slope and an inferred driver’s intention to decelerate (dec) to determine the correct gear position,” Feb.14 1995. US Patent 5,389,050.
- [27] 田岡康裕, 納谷 太, 野間春生, 小暮 潔, 李 周浩, “Bluetoothの電波強度を用いたユーザの位置推定手法,” *情報処理学会研究報告 UBI*, vol.2008, no.66, pp.147–152, 2008-07-10. <http://ci.nii.ac.jp/naid/110006861986/>
- [28] “Specification of the bluetooth system version 1.1,” 2001.
- [29] S.-W. Lee and K. Mase, “Activity and location recognition using wearable sensors,” *Pervasive Computing, IEEE*, vol.1, no.3, pp.24–32, 2002.
- [30] 池谷直紀, 菊池匡晃, 長 健太, 服部正典, “3軸加速度センサを用いた移動状況推定方式 (ユビキタス・センサネットワークの要素技術, コンテキストの抽出, スマートスペース, ユビキタス生活支援, 一般),” *電子情報通信学会技術研究報告. USN, ユビキタス・センサネットワーク*, vol.108, no.138, pp.75–80, 2008-07-10. <http://ci.nii.ac.jp/naid/110006950440/>
- [31] 倉沢 央, 川原圭博, 森川博之, 青山友紀, “センサ装着場所を考慮した3軸加速度センサを用いた姿勢推定手法,” *情報処理学会研究報告*, vol.2006, no.54, pp.15–22, 2006-05-23. <http://ci.nii.ac.jp/naid/110004822730/>
- [32] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, and M.L. Littman, “Activity recognition from accelerometer data,” *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, vol.20, p.1541, 2005.
- [33] 白石君男, 神田幸彦, “日本語における会話音声の音圧レベル測定,” *Audiology Japan*, vol.53, no.3, pp.199–207, 2010. <http://ci.nii.ac.jp/naid/10027721343/>
- [34] 澤上佳希, 岩井将行, 瀬崎薫, “異種スマートフォン間の音圧校正手法の提案,” *信学技報 USN2011-76*, vol.111, no.386, pp.111–116, 2012年01月.
- [35] Kjærsgaard, Mikkel Baun and Wirz, Martin and Roggen, Daniel and Tröster, Gerhard, “Detecting pedestrian flocks by fusion of multi-modal sensors in

mobile phones,” Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing, pp.240–249, UbiComp '12, ACM, New York, NY, USA, 2012. <http://doi.acm.org/10.1145/2370216.2370256>

- [36] E. Miluzzo, C.T. Cornelius, A. Ramaswamy, T. Choudhury, Z. Liu, and A.T. Campbell, “Darwin phones: the evolution of sensing and inference on mobile phones,” Proceedings of the 8th international conference on Mobile systems, applications, and services, pp.5–20, MobiSys '10, ACM, New York, NY, USA, 2010. <http://doi.acm.org/10.1145/1814433.1814437>