

修 士 論 文

オフィスチェアにおける コンテキスト推定手法の実装と評価

指導教員 森川 博之 教授
 南 正輝 准教授



東京大学大学院工学系研究科
電気系工学専攻

氏 名 37-086514 林 敏樹

提 出 日 2010年2月9日

目次

第 1 章	序論	7
1.1	背景	8
1.2	本論文の構成	9
第 2 章	オフィス環境におけるコンテキスト推定	11
2.1	はじめに	12
2.2	関連研究	12
2.3	本研究の目的	15
2.4	むすび	16
第 3 章	推定アルゴリズム	17
3.1	はじめに	18
3.2	対象コンテキスト	18
3.3	センサ	20
3.4	各コンテキストの加速度の特徴	21
3.5	前処理と特徴量抽出	21
3.6	分類	24
3.7	むすび	24
第 4 章	実験評価	25
4.1	はじめに	26
4.2	センサの数，設置箇所，ユーザに対するロバスト性の評価	26
4.3	オフィスチェアの種類に対するロバスト性の評価	30
4.4	センサの種類に対するロバスト性の評価	37
4.5	誤検出率の評価	39
4.6	計算量の評価	43

4.7	むすび	47
第 5 章	結論	49
5.1	本研究の主たる成果	50
5.2	今後の課題	50
	謝辞	51
	参考文献	53
	発表文献	57

目次

3.1	コンテキスト推定におけるデータフロー.	18
3.2	センサ設置位置.	20
3.3	背面の加速度.	22
3.4	座面の加速度.	22
3.5	貧乏揺すり時のパワースペクトル.	23
4.1	背面へのセンサの設置.	27
4.2	座面へのセンサの設置.	28
4.3	着席の誤推定時の加速度データ.	32
4.4	前傾姿勢の誤推定時の加速度データ.	33
4.5	前傾姿勢の誤推定時のパワースペクトル. 直流成分を除く.	33
4.6	ユーザ A の貧乏揺すり時の加速度データ.	34
4.7	ユーザ D の貧乏揺すり時の加速度データ.	34
4.8	パワースペクトルのうち, 卓越周波数の占める割合.	35
4.9	オフィスチェア A.	36
4.10	オフィスチェア B.	36
4.11	オフィスチェア C.	36
4.12	オフィスチェア D.	36
4.13	センサ C における回転時の加速度データ.	40
4.14	センサ C における回転時の加速度を 2 乗したデータ.	40
4.15	センサ D における回転時の加速度データ.	41
4.16	センサ D における回転時の加速度を 2 乗したデータ.	41
4.17	カメラで取得した画像の例.	42
4.18	ウォルシュ関数.	45
4.19	貧乏揺すり時の FFT, 高速アダマール変換それぞれにおけるスペクトル.	46

4.20	回転時の 128 点 FFT と 64 点 FFT それぞれにおける FFT パワースペクトル.	46
4.21	特徴量計算にかかる時間.	47

■ 表目次

1.1	労働日 1 日あたりの平均 VDT 作業時間別労働者割合	8
4.1	各ユーザの加速度センサの取り付け場所ごとの検出成功率	30
4.2	各ユーザの角速度センサの取り付け場所ごとの検出成功率	31
4.3	センサの取り付け場所毎の平均検出成功率，括弧内は標準偏差	31
4.4	オフィスチェアの種類毎の平均検出成功率	37
4.5	センサの種類毎の平均検出成功率	39
4.6	各コンテキストの誤検出率	44
4.7	推定結果の confusion matrix，括弧内は標準偏差	44
4.8	ユーザごとの各動きをした回数	44
4.9	FFT，高速アダマール変換の 128 点，64 点での計算量	44
4.10	サンプル数，スペクトル計算手法毎の平均検出成功率，括弧内は標準偏 差	47

第 1 章

序論

1.1 背景

ユビキタスコンピューティング環境では，ユーザを取り巻く実空間情報に応じたきめ細かなサービスの提供，すなわちコンテキストウェアサービスの提供が期待される．コンテキストウェアサービスを実現するためには，ユーザのコンテキストをいかにして推定するのが重要な技術課題となる．ユーザのコンテキストとは，ユーザがどこにいるか，何をしているか，何を考えているかなどといったユーザの様々な状況を表すための非常に幅広い解釈が可能な言葉である．ユーザコンテキストを推定するための情報としては，場所を知るためには GPS や基地局からの電波強度，動作や健康状態を知りたいならばユーザや周辺の環境に装着したセンサデータ，ユーザの行動パターンを知りたいならば PC や携帯電話などの操作履歴といったものが利用される．

本論文では，こうしたユーザコンテキストのうち，オフィス環境におけるコンテキストに注目する．近年，PC の普及によりオフィスでは労働者 1 人に 1 台の PC は珍しい状況ではなくなり，ディスプレイ，キーボード等で構成される VDT (Visual Display Terminals) 機器を使用する VDT 作業を行う機会が拡大している．厚生労働相が” 技術革新と労働に関する実態調査” [28][27][26] で発表した 1998 年，2003 年，2008 年の労働日 1 日あたりの平均 VDT 作業時間別労働者割合を表 1.1 に示す．労働者の VDT 作業時間の増加に伴い，VDT 作業により生じる身体的疲労と精神的疲労の両者の疲労が今まで以上に問題視されてきている．これに向けては，作業時間の管理や疲労の検出といった適切な労働衛生管理が望まれる．また，オフィス環境では労働衛生管理以外にも，どれだけ作業をしたのか，どれだけ他者とコミュニケーションを取ったのか，といった仕事の量を直接的に表す情報も重要である．作業とコミュニケーションを見える化することにより，作業の効率化とコミュニケーションの円滑化を図ることができる．

オフィス環境でのコンテキストを取得する手法としては，ユーザがセンサを装着する手

表 1.1 労働日 1 日あたりの平均 VDT 作業時間別労働者割合．

	1 時間未満	1 時間以上 2 時間未満	2 時間以上 4 時間未満	4 時間以上 6 時間未満	6 時間以上
1998 年	17.7%	23.4%	29.6%	17.1%	12.2%
2003 年	17.7%	19.7%	25.1%	16.9%	20.6%
2008 年	12.7%	14.5%	24.1%	21.7%	25.0%

法と、環境にセンサを設置する手法がある。ユーザがセンサを装着する手法ではユーザの位置に関係なくコンテキストを取得できるというメリットはあるが、毎回センサを装着する手間をユーザに強いるとともに、ユーザが装着していることを意識してしまう可能性も高く、ユーザビリティの観点からは好ましくない。環境にセンサを設置する手法では、一度センサを設置した後は、ユーザにはメンテナンス以外の手間がかからない。しかし、カメラや多数のセンサを用いることが多く、複雑な計算処理が必要となる。そのため、使用する前にキャリブレーションや学習をする期間を設けなければならない、消費電力が大きい、といった問題が生じてしまい、導入障壁が高い。

本論文では、簡単に導入可能なオフィス内コンテキスト推定手法の開発を目指す。具体的には、多くの労働者がオフィス作業の多くの時間を過ごすオフィスチェアに着目し、一つの加速度センサをオフィスチェアに設置するだけで、学習やキャリブレーションなしに推定可能なルールベースの手法を提案する。コンテキストは「離着席」、「回転」、「前傾姿勢」、「後傾姿勢」、「貧乏揺すり」を対象とする。そして、提案したルールベースの手法において、多様なユーザ、多様なオフィスチェアの種類、多様なセンサの種類に適用できるかについて評価を行い、「回転」以外のコンテキストにおいては高い精度で推定可能であることを示す。「回転」においては角速度センサでの実験結果から、角速度センサの併用より推定が可能になることを示す。また、バッテリー持続時間を長くすることを目指し、計算量の削減についての検討を行う。具体的には、スペクトル計算において、FFT ではなく高速アダマール変換を用いることにより、推定精度を維持したまま計算量を減らせることを示す。

1.2 本論文の構成

本論文では、第 2 章でオフィス環境でのコンテキスト推定の関連研究を紹介するとともに、関連研究での問題点から本研究の目的とアプローチを述べる。第 3 章では、オフィス情報の利用という観点から本研究の対象とするコンテキストについて述べる。また、推定アルゴリズムについての詳細を説明する。第 4 章では本提案手法の有意性を示すために 4 つの評価を行う。まず、センサの数と設置箇所についての評価を複数の人数で行い、一つの加速度センサを座面につけることで多くのユーザに対して有効な手法であることを示す。続いて、オフィスチェアの種類と、センサの種類を変更し、オフィスチェアとセンサの種類に対するロバスト性の評価を行う。ユーザに動きを指示しての評価だけでなく、実際に 1 時間作業をしてもらい、推定精度の評価を行う。また、バッテリーの持続時間を長くすることを目指し、特徴量計算に必要な計算量についての評価を行う。最後に第 5 章で

まとめと今後の課題を述べる．

第 2 章

オフィス環境におけるコ ンテキスト推定

2.1 はじめに

本章では，オフィス環境におけるコンテキスト推定の研究を紹介し，従来の研究の問題点から本研究の目的とアプローチを述べる．2.2 節で関連研究を，センサの場所という観点から，ユーザがデバイスを装着する研究と，環境にセンサを設置する研究に分けて紹介する．そして，従来の研究の問題点を説明する．2.3 節で従来の研究の問題点を踏まえて本研究の目的を説明し，それを実現するための機能要求を満たすために本研究がとるアプローチを説明する．

2.2 関連研究

2.2.1 ユーザがデバイスを装着する研究

ユーザがデバイスを装着する研究では，ユーザの移動先においてもコンテキストが推定できる．そのため Face to Face のコミュニケーションなどの移動を伴うコンテキストを取得する研究が多い．また，身体にセンサを密着させることができるため，身体の細かな動きを取得する研究がある．

Olguin[19] や Ara[3] らは，Sociometric Badge というセンサノードを用いて，オフィス内での人間関係や生産性の解析を試みている．Sociometric Badge 上の 3 軸加速度センサから活動レベル，赤外線センサと Bluetooth から誰と一緒にいたのかといった情報を取得するとともに，Sociometric Badge 以外のデータとして e-mail 情報の解析もしている．20 日間の労働日におけるユーザ 22 人のデータを用いて，部署間や個人間の Face to Face のコミュニケーションや e-mail の量の比較を行っている．また，組織の中心人物がどれだけコミュニケーションにおいて役割を果たしているかの解析をしている．

Wyatt[23] らは，Sociometric Badge と同じく組織の人間関係をセンサ情報から推測することを目的に，6 ヶ月の期間におけるユーザ 24 人のセンサデータの解析をしている．マイク，3 軸加速度センサ，赤外線センサ，光センサ，地磁気センサ，温度センサ，気圧センサ，湿度センサを搭載したセンサボードをショルダーバッグのストラップに，データの処理と蓄積用の PDA をショルダーバッグに各ユーザが装着し，主にマイクのデータからの会話の抽出を用いて解析を行っている．解析結果から，会話量の多い二人の間では会話スタイルが変化しにくい，人間関係の中心にいるユーザは会話スタイルが変化しやすいといった考察をしている．

Bulling[4] らは、作業中の眼球運動に注目し眼球電図を用いてコンテキスト推定を行っている。mRMR による特徴量選択とサポートベクタマシンによる分類から、PC 上でのテキストのコピー、紙に書いてある文字の読み、書き、ビデオ鑑賞、web の閲覧の推定を行っている。

Dunne[5] らは、プラスチック光ファイバセンサを衣類の背中の部分に装着して背中の曲がり具合を測定し、イスに座っている時の姿勢の良し悪しの推定をしている。ユーザのキャリブレーションに応じて姿勢の良し悪しを判別する閾値を変更するアルゴリズムを用い、専門家が見て判断した結果と比較している。また、体に装着したマーカーをカメラで解析する市販の姿勢計測システムと比較してセンサの値の有効性を評価している。

Harms[9] らは、衣服と帽子に計 6 個の 3 軸加速度センサを装着し、姿勢の推定をしている。この研究では、体にセンサを密着させずに姿勢を推定することに特徴がある。頭を上向き、通常、下向きの 3 状態それぞれにおいて、 0° から 50° まで 10° ずつ背中の曲がり具合を変更し、各状態での背中の角度の推定を行い、肩甲骨の辺りにセンサを設置するのがよいという結論を得ている。

2.2.2 環境にセンサを設置した研究

環境にセンサを設置する場合、様々な種類の多数のセンサをいたるところに設置して、日常的な様々なコンテキストを推定することを目指す研究がある。また、一つの狭い部屋や、デスク周りのように限られた範囲のみを対象として細かなコンテキストを取得する研究もある。

Logan[14] らは、リードスイッチ、電流センサ、水の使用量、モーションセンサ、RFID タグといった総計 900 個以上のデータを取得できるよう設計された Plcelab[11] のデータを用いて、日常的なコンテキストの推定を行っている。ナীবベイズと C4.5 決定木のアルゴリズムから、テレビの鑑賞、食器洗い、食事、化粧、歯ブラシやトイレといった衛生活動、食事の準備、読書、PC の使用、電話の使用を推定し、どのセンサが推定に有用であるか検討している。

Park[20] らは、環境に設置された複数のカメラと、ユーザの装着したウェアラブル RFID リーダから、日常的なコンテキストの推定を行っている。ダイナミックベイジアンネットワークを用いて、歩き回る、座って TV の鑑賞をする、食器の準備をする、食器を片付ける、シリアル食品の準備をする、水を飲むといった大まかなコンテキストを推定した後に、これらのコンテキストをさらに細かく分けたコンテキストに推定するといったように、階層的な推定を行っている。

Fogarty[6][7] らは、作業中の割り込みが可能か否かを、部屋に設置したカメラによるビデオデータから予測している。ビデオから推定したデータと、ユーザが experience sampling で self-report した結果を比較し、それにより何が割り込みの可否に影響を与える要素となっているのか検討を行っている。また、マイク、モーションセンサ、コンタクトスイッチといった多数のセンサと、PC をモニタリングするソフトウェアを用いて、作業中の割り込みの可否の予測を行っている。

Mota[16] らは、イスの座面と背面に 100 個ずつ敷き詰めた圧力センサからユーザの興味を推定している。ニューラルネットワークを用いて体がどちらの方向に傾いているかで 9 種類の姿勢に分類し、その姿勢の情報から隠れマルコフモデルを用いて興味を推定するアルゴリズムを用い、ゲームプレイ時の子供の興味の推定をしている。

Kapoor[12] らは、カメラと、イスの座面と背面に 100 個ずつ敷き詰めた圧力センサ、皮膚の電気抵抗、マウスに設置したフォースセンサから、作業中のフラストレーションを予測している。ユーザが作業中に "I'm frustrated." というボタンを押したデータと予測した結果を比較することにより、そわそわした動きや頭の動く速さ、姿勢を変更した回数などがフラストレーションの予測に有効な情報であるという結果を得ている。

Hermann[10] らは、圧力センサを内蔵した布状のデバイスを開発し、イスに設置している。座面に 4 個、背面に 5 個の圧力センサを設置した際の 1 時間のデータを取得し、コンテキスト推定への利用を示唆している。

Anttonen[2] らは、圧力センサと心拍数計の内蔵された EMFi chair というオフィスチェアを開発し、座っているユーザの感情と心拍数の関係を調べている。否定的、中立的、肯定的の 3 種に分類される画像、音声、画像と音声の組み合わせのいずれかをユーザに 6 秒間視聴させ、その間の心拍数の変化具合を調べている。肯定的なものを視聴した場合は心拍数が最初の 2 秒ほどは下がるがその後元に戻っていき、否定的なものを視聴した場合は心拍数が下がっていく傾向があるという結論を得ている。

2.2.3 関連研究の問題点

第 2.2.1 節で挙げたような研究は、ユーザが常にセンサを装着しているため、ユーザが移動していてもデータの取得ができるというメリットがある。しかし、毎回センサを装着する手間をユーザに強いるとともに、[5] や [9] のような衣類と一体化したセンサノード以外ではユーザが装着していることを意識してしまう可能性も高く、ユーザビリティの観点からは好ましくない。

第 2.2.2 節で挙げたようなセンサを環境に設置する研究は、屋内の全てのコンテキスト

を対象とするもの [14][20] と，ある一部の条件でのコンテキストのみを対象としたもの [6][7][16][12][10][2] に大別される．前者は，日常生活におけるあらゆるコンテキストを対象とできるが，多数のセンサをいたるところに設置しなければならない．一方後者は，対象とするコンテキストは限られているが，設置するセンサの数は少ないためセンサ設置の手間は小さい．従って，ユーザがセンサを装着するシステムや，屋内の全てのコンテキストを対象とするシステムと比べ，システムの導入が容易である．しかし，カメラ画像の処理や複数センサデータの処理が必要であるものが多く，複雑な計算処理が必要となる．そのため，使用する前にキャリブレーションや学習をする期間を設けなければならない．また，消費電力という観点からは，センサノード上で計算処理をする場合は計算にかかる消費電力が，センサデータを全て処理用のマシンに送って処理する場合は無線通信の消費電力が大きいと予想され，バッテリー駆動時間が短くなってしまうという問題がある．

上記の理由から従来の研究では導入障壁が高く，現実に利用することを想定し，より簡単に導入できるシステムである必要がある．

2.3 本研究の目的

本研究では簡単に導入の可能なオフィス環境のコンテキスト推定システムを目指す．そのために，ある一部の条件のみを対象としてセンサを設置するというアプローチを取る．具体的には，オフィスチェアから取得できるコンテキストを対象とする．オフィスチェアに着目した理由は，多くのユーザがオフィス作業の多くの時間を過ごすためである．

簡単に導入可能なシステムには以下の要件が求められる．

単純なアルゴリズム 一つ一つのオフィスチェアやユーザについて，事前に必要なキャリブレーションや学習は少なく，センサを設置後になるべくすぐに使用可能なアルゴリズムであることが望ましい．そのためには，可能な限りあらかじめ決められた閾値を用いて推定を行うルールベースのような単純なアルゴリズムである必要がある．

少ない数のセンサ センサの数に比例して，センサ自体のコストだけではなく，センサを設置する労力，すなわち人的コストも増加する．また，センサデータの処理を考えると，多数のセンサデータの処理は消費電力の増大と，アルゴリズムの複雑化という問題点がある．従って，一つのオフィスチェアに多数のセンサを設置するのは現実的ではなく，可能な限り少ない数のセンサの設置のみでコンテキスト推定が出来る必要がある．

ユーザ，オフィスチェアの種類，センサの種類に対するロバスト性 開発した手法がその手法を開発した研究者のみにしか適用できないのでは意味がなく，多くのユーザに対しても適用可能な必要がある．同様に，多くのオフィスチェアの種類，多くのセンサの種類に対しても適用可能な手法である必要がある．

長いバッテリー持続時間 設置したセンサの多くは有線で接続できないものが多く，外部電源がないためバッテリーの持続時間が重要となる．バッテリーの持続時間を長くするために，計算量の削減や無線通信量の削減をして省電力化をする必要がある．

本研究では，上記の機能要求を満たすコンテキスト推定手法を目指し，一つのセンサデータのみを利用したルールベースの推定アルゴリズムを提案する．そして，ルールベースのアルゴリズムで，どれだけユーザ，オフィスチェアの種類，センサの種類に対するロバスト性があるのかについて評価を行う．また，バッテリー持続時間を長くすることを目指し，計算量の削減についての検討を，計算量の多い特徴量計算に注目して行う．

2.4 むすび

本章では，オフィス環境におけるコンテキスト推定の研究を紹介し，従来の研究の問題点を説明した．そして従来の研究の問題点から，簡単に導入の可能なオフィス環境のコンテキスト推定システムを目指し，オフィスチェアに設置した一つのセンサデータのみからルールベースのアルゴリズムによって推定を行うという本研究のアプローチを述べた．

第 3 章

推定アルゴリズム

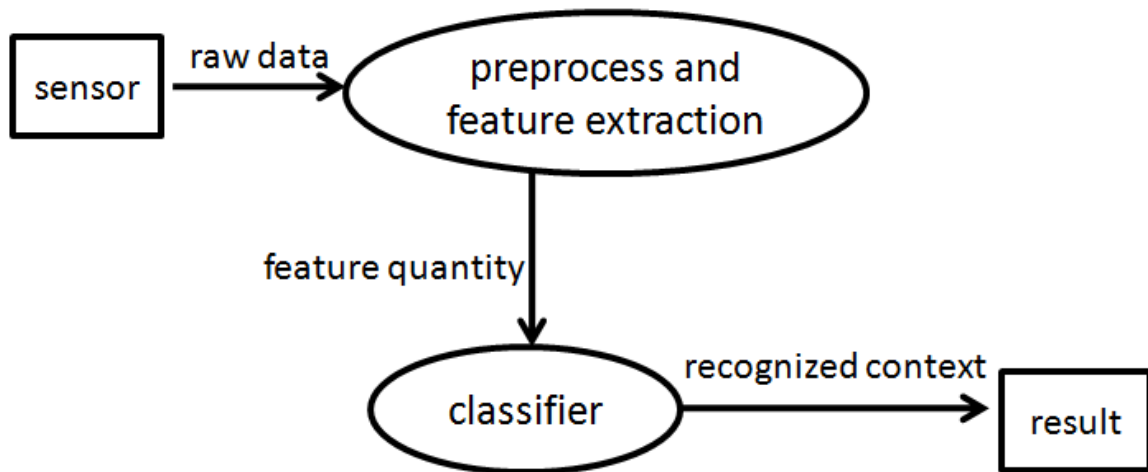


図 3.1 コンテキスト推定におけるデータフロー。

3.1 はじめに

本章では、コンテキスト推定アルゴリズムの説明をする。まず、3.2 節で、オフィス環境の情報の利用先という観点から、対象コンテキストを説明する。その後に、図 3.1 に示すコンテキスト推定におけるデータフローに沿って、コンテキスト推定の手順を説明する。コンテキスト推定は、まずセンサで計測した生加速度データに対して前処理と特徴量抽出を行い、こうして得られた特徴量を分類器に通すことにより推定結果が得られる。3.3 節で利用するセンサとセンサデータのサンプリングについて、3.4 節で各コンテキストにおける加速度データの特徴について、3.5 節で前処理と特徴量抽出について、3.6 節で分類について述べる。

3.2 対象コンテキスト

本節では、オフィス環境の情報の利用先という観点から、対象コンテキストを説明する。オフィス環境への PC の普及、PC を利用した VDT 作業時間の増加に伴い、VDT 作業により生じる精神的疲労と身体的疲労の両者の疲労が今まで以上に問題となってきた。厚生労働相が発表した”平成 20 年技術革新と労働に関する実態調査結果の概況”[28]では、コンピュータ機器を使用することに対するストレスを感じている労働者の割合と、

VDT 作業で身体的な疲労や症状を感じている労働者の割合の調査を行っている。ストレスを感じている労働者の割合は全体で 34.6%，労働日 1 日あたりの平均 VDT 作業時間別でみると「4 時間以上 6 時間未満」が 37.2%，「6 時間以上」が 39.6% となっており，また、VDT 作業を行った際の最長一連続作業時間別でみると、「4 時間以上」が 44.3% と、1 日あたりの作業時間や連続作業時間が長くなるほどストレスを感じているとする労働者の割合が高くなっている。身体的な疲労や症状を感じている労働者の割合は全体で 64.6%，労働日 1 日当たりの平均 VDT 作業時間別にみると「4 時間以上 6 時間未満」が 81.7%、「6 時間以上」が 84.9% となっており、また、VDT 作業を行った際の最長一連続作業時間別でみると、「4 時間以上」が 82.2% と、ストレスを感じる労働者と同じく、1 日あたりの作業時間や連続作業時間が長くなるほど、身体的な疲労や症状を感じている労働者の割合が高くなっている。これらの精神的・肉体的疲労への対処として、作業時間の管理や疲労の検出といった適切な労働衛生管理が望まれる。

厚生労働相が発表した，“新しい「VDT 作業における労働衛生管理のためのガイドライン」の策定について”[25] では、VDT 作業を身体的な負荷から分類している。負荷が大きいものとして、データや文章などを入力する「単純入力型」、コールセンターなどにおいて受注や予約の業務を行う「拘束型」を定め、負荷が小さいものとして「対話型」、「技術型」、「監視型」、「その他の型」を定め、それぞれの作業に置いて一連続作業時間、小休止の時間を管理することが推奨されている。また、これらの作業の種類を 1 日にどれだけ行うかによって労働者の作業区分を分け、作業区分に応じて一日の連続 VDT 作業時間の管理を行うことが推奨されている。Kapoor ら [12] は、フラストレーションが強いときには体の動きが多いという報告をしている。また、宮本ら [24] は、身体的な疲労が大きいときに姿勢の変更が多いという報告をしている。上記のような理由から、VDT 作業の労働衛生管理のためには、作業時間や姿勢の変更、動きの量を知ることが重要である。

また、オフィス環境では労働衛生管理以外にも、どれだけ作業をしたのか、どれだけ他者とコミュニケーションを取ったのか、といった仕事の量を直接的に表す情報も重要である。作業とコミュニケーションを見える化することにより、作業の効率化とコミュニケーションの増大を図ることができる。Mota[16] らは、イスに座っているときにユーザが作業に興味を持っているかによってどのような姿勢をとるのかについて研究をしている。浅田 [30] らは、作業内容により姿勢が異なるという報告をしている。また、Murphy[18] らは隣席との会話の際に体の回転が生じるという報告をしている。上記のような理由から、作業の効率化には作業時の姿勢、コミュニケーションの円滑化には体の回転の情報を役立てることができると考えられる。

本論文では、労働衛生管理、作業の効率化、コミュニケーションの円滑化というデータ



図 3.2 センサ設置位置.

の利用先を想定し、「離着席」、「回転」、「前傾姿勢」、「後傾姿勢」、「貧乏揺すり」を対象としたコンテキスト推定アルゴリズムを提案する．

3.3 センサ

まず、どのようなセンサをどこに設置するべきなのかを検討する必要がある．本研究では、広く普及しており容易に手に入るセンサとして、主に加速度センサを用いることにする．また、角速度センサについても検討する．他に考えられるセンサとしては、圧力センサを2次元に敷き詰めたマットがあるが、前章で述べた通り導入障壁が高いため除外して考える．センサの設置位置としては、図 3.2 の背面と座面の2箇所を検討する．

センサデータは120Hzのサンプリングレートで取得する．この120Hzという値は、ユーザの動きは最大で10Hz程度にまでしかならないが、オフィスチェアの固有振動数が最高で20Hz程度までであると想定し、その3倍の高調波まで十分に取得することができる

よう，標本化定理から定めた．

3.4 各コンテキストの加速度の特徴

ルールベースでアルゴリズムを作成するためには，各コンテキストにおいてセンサ値が実際にどのような値をとるかという傾向を知っている必要がある．加速度センサを背面と座面に設置した際のセンサデータを，それぞれ図 3.3 と図 3.4 に示す．

それぞれのコンテキストにおける加速度の特徴は以下になる．

離着席 オフィスチェア全体が大きく揺れ，3 軸ともに加速度の変動が大きい．

貧乏揺すり 特定の周波数の加速度が出現する．特に 3Hz～6Hz 程度の周波数で卓越しやすい傾向にある．貧乏揺すり時のパワースペクトル波形の例を図 3.5 に示す．

回転 水平方向（図 3.3 と図 3.4 における z 方向）の加速度の変動が大きい．

前傾姿勢，後傾姿勢 ユーザが前傾姿勢を取っている場合，オフィスチェアは誰も座っていない時と比べて変化が少なく，前に傾いたとしても変化量は小さい．また，ユーザが後傾姿勢を取っている場合，オフィスチェアが全体的に後ろに大きく傾く．

3.5 前処理と特徴量抽出

加速度データを窓サイズ 128 のウィンドウに分割して特徴量抽出を行う．この 128 という値は，人の動きは 10Hz 程度に収まることが多いため 1Hz 程度の周波数分解能は必要になると想定し，後述する FFT における周波数分解能が式 (3.1) に基づき定めた．なお， $f_{resolution}$ は周波数分解能， F はセンサのサンプリングレート， N は FFT に用いるセンサデータのサンプル数を表す．

$$f_{resolution} = F/N \quad (3.1)$$

特徴量は，以下の 3 つを利用する．

- 各軸の分散．
- 合成加速度の FFT 卓越周波数．
- 角度．

分散は，センサデータがどれだけ変動しているか，つまりどれだけ揺れが大きいかを表す．軸ごとに求めるのは，オフィスチェアにセンサを設置した場合，一度設置した後はセ

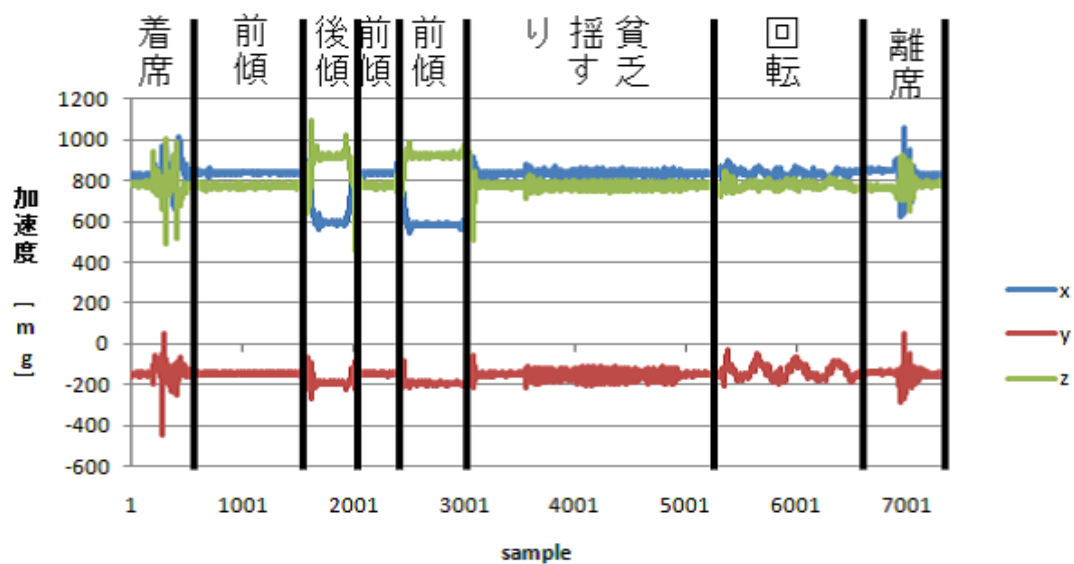


図 3.3 背面の加速度.

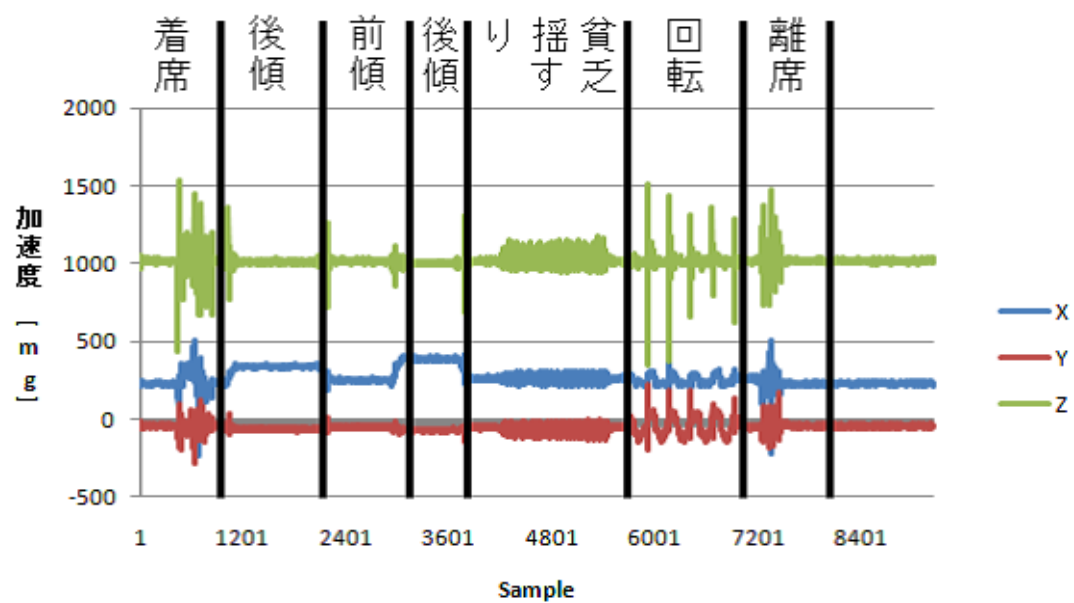


図 3.4 座面の加速度.

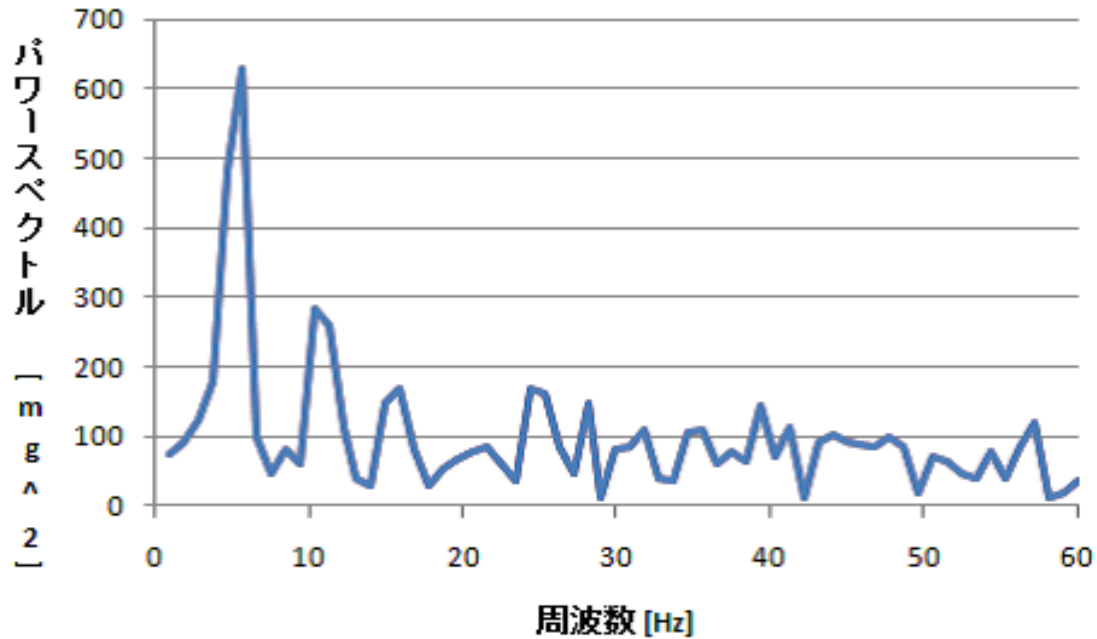


図 3.5 貧乏揺すり時のパワースペクトル.

ンサの各軸の方向はセンサ設置面から変わらず，軸を固定して考えることができるためである．合成加速度の FFT 卓越周波数とは， x, y, z 各軸の加速度データを式 (3.2) により合成し，そうして求めた合成加速度 a を FFT して求めたパワースペクトルの最大値をとる周波数である．FFT パワースペクトルの i 番目のデータで最大となるときの，卓越周波数 f は式 (3.3) で求められる．卓越周波数は，周期的な動きの検出に利用できる．

$$a = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (3.2)$$

$$f = if_{resolution} \quad (3.3)$$

角度はオフィスチェアが重力方向からどれだけ傾いたかを表し，図 3.2 に示すように 2 軸の加速度データを用いて求める．重力加速度の大きさがオフィスチェアの動きによる加速度よりも十分に大きいと想定して，式 (3.4) より角度 θ を求める．なお，図 3.2 のどちらの軸が x, y であっても構わない．

$$\theta = \arctan(x/y) \quad (3.4)$$

3.6 分類

3.4 と 3.5 を踏まえて、以下のアルゴリズムで分類を行う。

離着席 3 軸全ての分散が 500mg^2 以上、かつどれか 1 つの軸の分散が 2000mg^2 以上の場合に離着席と判定する。

貧乏揺すり 離着席に該当しなかった場合で、FFT 卓越周波数が $3\text{Hz}\sim 11\text{Hz}$ の場合に貧乏揺すりと判定する。

回転 離着席、回転に該当しなかった場合で、水平方向の x 軸と y 軸の加速度の分散が 100mg^2 以上の場合に回転と判定する。

前傾姿勢、後傾姿勢 上記に該当せずに、全ての軸の分散が 100mg^2 以下であった場合、誰もオフィスチェアに座っていない時からの傾きが θ 以下の時を前傾姿勢、 θ 以上の時を後傾姿勢と判定する。 θ はセンサの取り付け場所によって変わる。

その他 上記全ての条件に該当しなかった場合、その他とする。

上記の通り、ルールベースのアルゴリズムにより推定を行う。

3.7 むすび

本章では、労働衛生管理、作業の効率化、コミュニケーションの円滑化というデータの利用先を想定し、推定コンテキストとして「離着席」、「回転」、「前傾姿勢」、「後傾姿勢」、「貧乏揺すり」を対象とすることを説明した。また、加速度センサを座面もしくは背面に設置して、各軸の分散、合成加速度の FFT 卓越周波数、角度という特徴量からルールベースでの推定アルゴリズムを説明した。

第 4 章

実験評価

4.1 はじめに

本章では第 3 章で説明した推定アルゴリズムの実験評価を行う．まず，4.2 でセンサの数と設置箇所についての評価を複数の人数で行う．続いて，4.3 でオフィスチェアの種類を，4.4 でセンサの種類を変更し，オフィスチェアとセンサの種類に対するロバスト性の評価を行う．また，4.5 でユーザに動きを指示するのではなく実際に 1 時間作業をしてもらったデータから，推定精度の評価を行う．4.6 では計算量の削減による省電力化を目指し，スペクトル計算に用いるサンプル数，手法の検討を行う．

4.2 センサの数，設置箇所，ユーザに対するロバスト性の評価

4.2.1 実験目的

本研究では，なるべく少ないセンサでの推定を目指しているため，どこにどのようなセンサが必要であるかの評価をする必要がある．また，ルールベースのアルゴリズムを用いており，ユーザごとの特徴が推定アルゴリズムには反映されないため，どれだけ多くのユーザに対して推定が正しく行えるかが重要である．

4.2.2 実験方法

加速度センサをオフィスチェアの背面，座面の 2 箇所に設置して，ユーザ 10 人の離着席，回転，前傾姿勢，後傾姿勢，貧乏揺すりの動作を各 10 回ずつ取得し，第 3 章のアルゴリズムを用いて検出率の評価を行った．センサを実際に取り付けた様子を図 4.1 と図 4.2 に示す．センサノード上のマイコンで AD 変換と単位換算をした後に，シリアル通信を用いて有線で PC にデータを送信し，PC 上で計算処理を行った．前傾姿勢，後傾姿勢の推定では，背面の方が座面に比べ大きく傾くため，センサを背面につけた場合には $\theta = 5^\circ$ ，座面につけた場合には $\theta = 2.5^\circ$ とした．加速度センサには，カイオニクス社の KXM52[13] を用いた．KXM52 は，ダイナミックレンジが $\pm 2g$ ，応答周波数が 1500Hz の 3 軸アナログ加速度センサで，0g オフセットが $\pm 100mg$ ，測定分解能が 5mg となる環境で AD 変換した．

また，参考データとして一部のコンテキスト推定に角速度センサを用いた場合の評価も



図 4.1 背面へのセンサの設置.

行った．角速度センサを用いたコンテキスト推定では，縦方向横方向の最大角速度の絶対値が $14^{\circ}/s$ 以上の場合を離着席，横方向のみの最大角速度の絶対値が $14^{\circ}/s$ 以上の場合を回転，卓越周波数が $3\text{Hz}\sim 11\text{Hz}$ の場合を貧乏揺すりと判定した．角速度センサには縦方向，横方向の各軸につき一つずつ村田製作所の ENC-03R[17] を用いた．ENC-03R は，ダイナミックレンジが $\pm 300^{\circ}/s$ ，応答周波数が 50Hz の 1 軸アナログ角速度センサで，測定分解能が $1^{\circ}/s$ となる環境で AD 変換した．

4.2.3 結果

表 4.2.3，表 4.2.3 に，各ユーザにおける加速度センサと角速度センサの取り付け場所ごとの検出成功率（true-positive の確率）を示す．また，表 4.3 に全ユーザの平均検出成

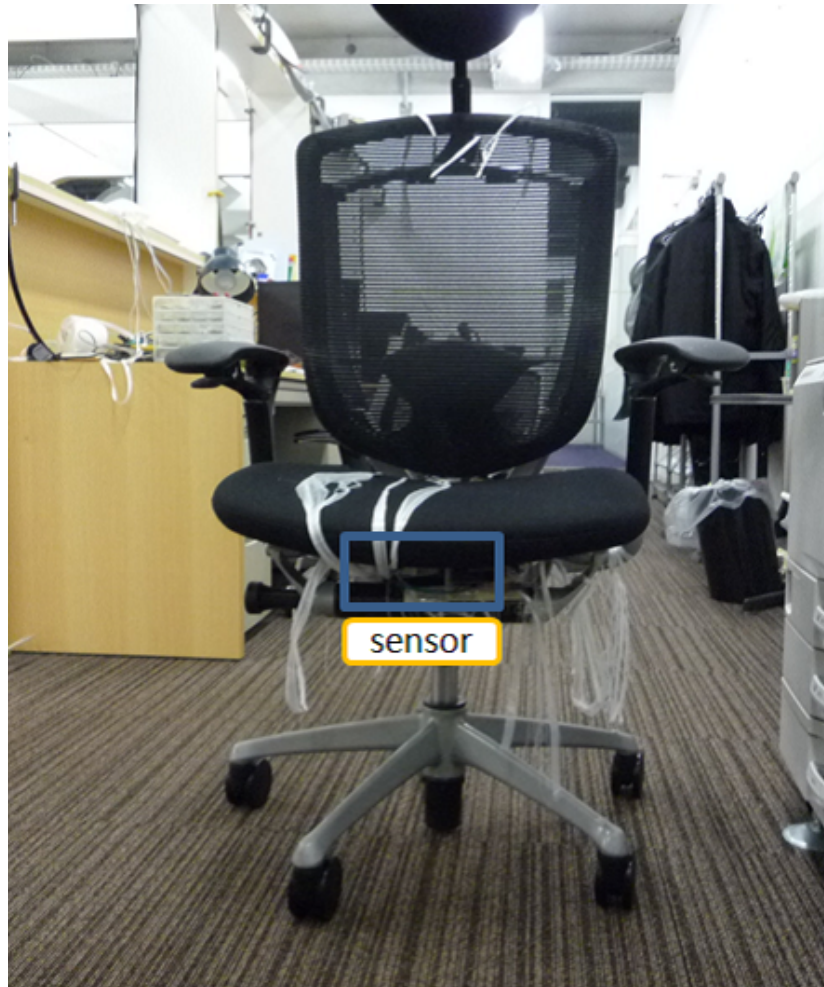


図 4.2 座面へのセンサの設置.

功率を示す．括弧内の値は，全ユーザの検出率の標準偏差で，ユーザによる推定精度のばらつきを表す．

センサの設置箇所としては，座面にセンサをつけた方が検出率が高く，ばらつきも小さい傾向であるという結果となった．これは，オフィスチェアは微かな動きの影響がある背面と比べて座面の方が安定的に固定されており，単純なルールでコンテキストを検出する場合には安定している箇所にセンサを付けた方が判定しやすいためであると考えられる．

それぞれのコンテキスト毎に見てみると，回転に関しては加速度センサだけでは検出が難しいため，角速度センサとの併用を検討する必要があることが分かった．回転については，4.4 で詳細に説明する．

貧乏揺すり個人差が大きく，座面でのユーザ A やユーザ E といった検出しやすい

ユーザの場合には 100% の検出成功率であったが，座面でのユーザ D のように検出し辛いユーザの場合は 46% と低い検出成功率であった．座面におけるユーザ A とユーザ D の貧乏揺すり時の加速度データをそれぞれ図 4.6 と図 4.7 に示す．ユーザ A に比べ，ユーザ D は貧乏揺すり時の揺れが大きいことが分かる．実際にカメラで撮影した画像で確認してみたところ，上下に大きく動いていることが確認できた．これによりユーザ D の貧乏揺すり時のデータは，離着席と誤推定されてしまっている．

離着席時に誤推定となったときの加速度データの例を図 4.3 に示す．図 4.3 の赤い丸の部分が着席した瞬間であるが，このときの x 軸方向の加速度の分散が小さく，全ての軸の分散が大きいときに離着席とする本手法では誤推定が生じてしまう．このような離着席時の誤推定は，離着席時にほとんど回転や水平方向の力を加えずにきれいに座った際に生じる可能性がある．

前傾姿勢時に誤推定となったときの加速度データの例を図 4.4 に示す．また，その時の FFT パワースペクトルを直流成分を除きナイキスト周波数の 60Hz までをプロットしたものを図 4.5 に示す．図 4.4 のように直流成分である重力加速度以外はホワイトノイズしかないときの加速度データを FFT したが，図 4.5 のようにパワースペクトルが最大となる卓越周波数が 4Hz 程度になってしまっている．これはホワイトノイズは理想的には全ての周波数で一定の大きさのパワースペクトルとなるが，現実のデータは FFT をするサンプル数が有限であり，パワースペクトルに山と谷が生じてしまう．そのためパワースペクトルが不安定で，卓越周波数も不安定になり，卓越周波数を求めて貧乏揺すりとする本手法では誤推定となってしまう．これを防ぐためには，卓越周波数でのパワースペクトルの大きさをを用いて貧乏揺すりを推定するという対処法が考えられる．たとえば，直流成分以外の全周波数成分のパワースペクトルの和のうち卓越周波数がどれだけの割合を占めるかで判断する方法がある．物理的には直流成分を除去した全周波数成分の和は動きの全エネルギーに対応するため，動きのエネルギーのうち卓越周波数での動きがどれだけの割合を占めるかということになる．各コンテキストにおける卓越周波数成分が占める割合と，卓越周波数でのパワースペクトルの大きさを図 4.8 に示す．単純に卓越周波数でのパワースペクトルの大きさのみを用いて推定した場合，動きがあった瞬間に貧乏揺すりと同程度になってしまい，推定が困難である．単純に卓越周波数でのパワースペクトルの大きさのみを利用するより，卓越周波数の占める割合を利用する方が推定に適していることが分かる．

表 4.1 各ユーザの加速度センサの取り付け場所ごとの検出成功率

ユーザ		離着席	回転	前傾姿勢	後傾姿勢	貧乏揺すり
A	背面	100%	88%	86%	86%	44%
	座面	100%	70%	98%	97%	100%
B	背面	100%	85%	85%	85%	87%
	座面	100%	58%	93%	96%	99%
C	背面	60%	0%	86%	81%	45%
	座面	95%	43%	93%	100%	97%
D	背面	60%	79%	85%	86%	93%
	座面	85%	51%	89%	88%	46%
E	背面	100%	57%	85%	86%	94%
	座面	100%	55%	98%	94%	100%
F	背面	100%	63%	78%	89%	80%
	座面	100%	76%	87%	96%	99%
G	背面	95%	68%	44%	83%	83%
	座面	90%	45%	89%	97%	99%
H	背面	100%	53%	84%	88%	90%
	座面	95%	53%	93%	84%	97%
I	背面	100%	72%	100%	86%	99%
	座面	100%	80%	91%	90%	95%
J	背面	100%	58%	86%	94%	93%
	座面	80%	46%	93%	100%	97%

4.3 オフィスチェアの種類に対するロバスト性の評価

4.3.1 実験目的

近年のオフィスチェアでは、背面部の傾きを変更することができる単純なリクライニング機能だけでなく、背面にあわせて座面の傾きを変更することにより後傾時においても尻の圧力のかかる部分を変えない機能、座ったときに座面が沈むことにより後傾、前傾を変更する際の回転の支点を足首にして膝裏の負担を減らすアンクルチルトリクライニング

表 4.2 各ユーザの角速度センサの取り付け場所ごとの検出成功率

ユーザ		離着席	回転	貧乏揺すり
A	背面	50%	100%	66%
	座面	30%	100%	2%
B	背面	95%	43%	66%
	座面	45%	100%	28%
C	背面	10%	97%	57%
	座面	20%	99%	0%
D	背面	40%	94%	95%
	座面	70%	98%	66%
E	背面	90%	74%	74%
	座面	65%	100%	22%
F	背面	65%	91%	71%
	座面	40%	100%	0%
G	背面	50%	90%	96%
	座面	10%	74%	58%
H	背面	95%	77%	88%
	座面	65%	76%	47%
I	背面	100%	99%	79%
	座面	55%	99%	50%
J	背面	90%	78%	73%
	座面	50%	100%	55%

表 4.3 センサの取り付け場所毎の平均検出成功率．括弧内は標準偏差．

	離着席	回転	前傾姿勢	後傾姿勢	貧乏揺すり
背面（加速度）	91%(16%)	62%(24%)	82%(14%)	87%(3%)	81%(19%)
背面（角速度）	69%(29%)	84%(16%)			77%(12%)
座面（加速度）	95%(6%)	58%(13%)	92%(4%)	94%(5%)	93%(16%)
座面（角速度）	44%(19%)	95%(10%)			33%(24%)

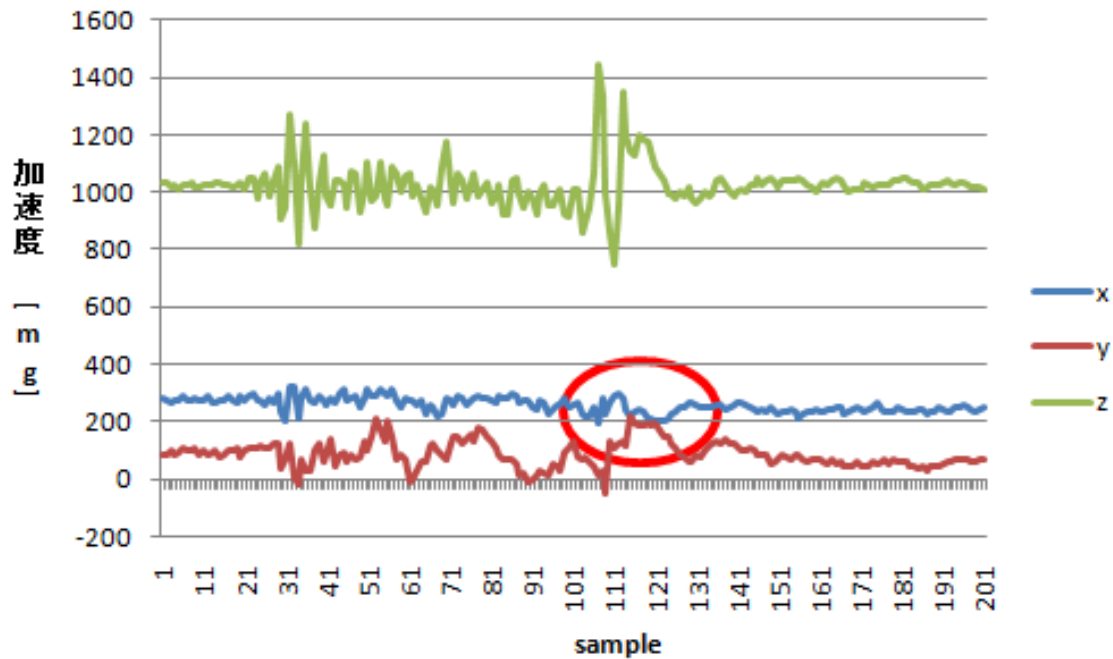


図 4.3 着席の誤推定時の加速度データ。

グ機能など，オフィスチェアのおおまかな機能やデザインは共通化されている [32]．しかし，オフィスチェアにおける人間工学的な研究の発展に伴い，メッシュやクッション，革張りといった素材の違い，形状の微妙な違いなどは多様化している．本節では，第3章で述べたルールベースのアルゴリズムにより，多様なオフィスチェアに対しても推定が可能かどうかの評価を行う．

4.3.2 実験方法

図 4.9～図 4.12 に示す 4 種類のオフィスチェアに対して加速度センサを取り付け，ユーザの動作を 10 回ずつ取得し，検出成功率の評価を行った．加速度センサの設置箇所は，第 4.2 節の結果に従い，座面とした．実験に用いた 4 種類のオフィスチェアは，どれも前述したような一般的なオフィスチェアの機能を具備しており，材質やデザインのみが異なる．4 種のオフィスチェアの内，オフィスチェア A は第 4.2 節と同様のオフィスチェアである．

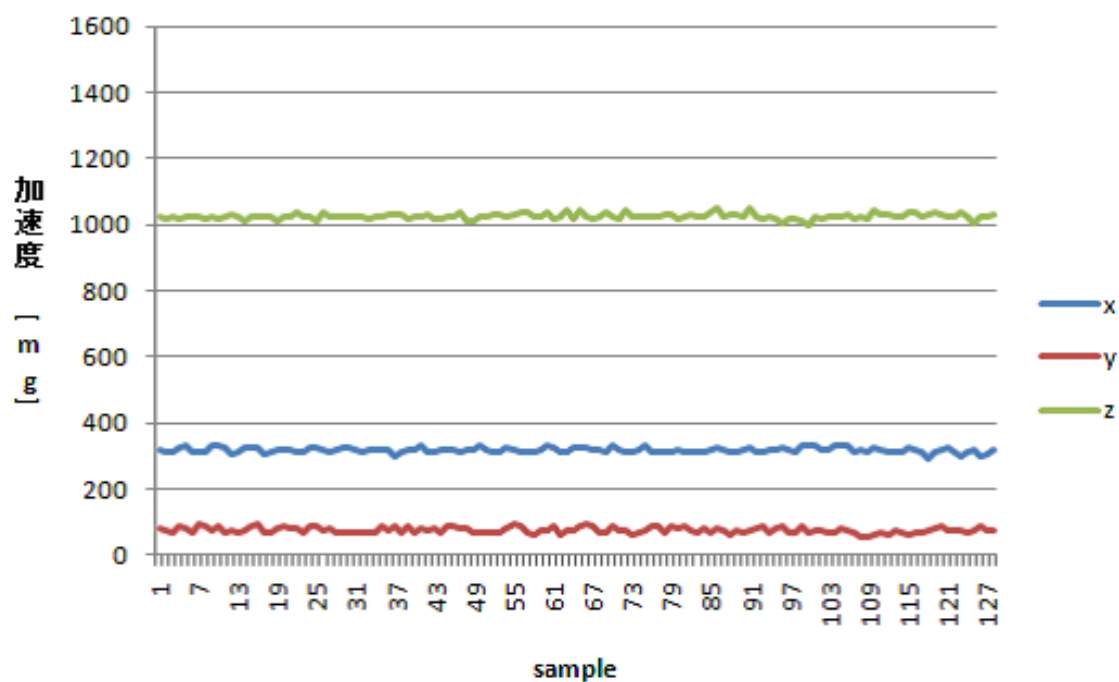


図 4.4 前傾姿勢の誤推定時の加速度データ.

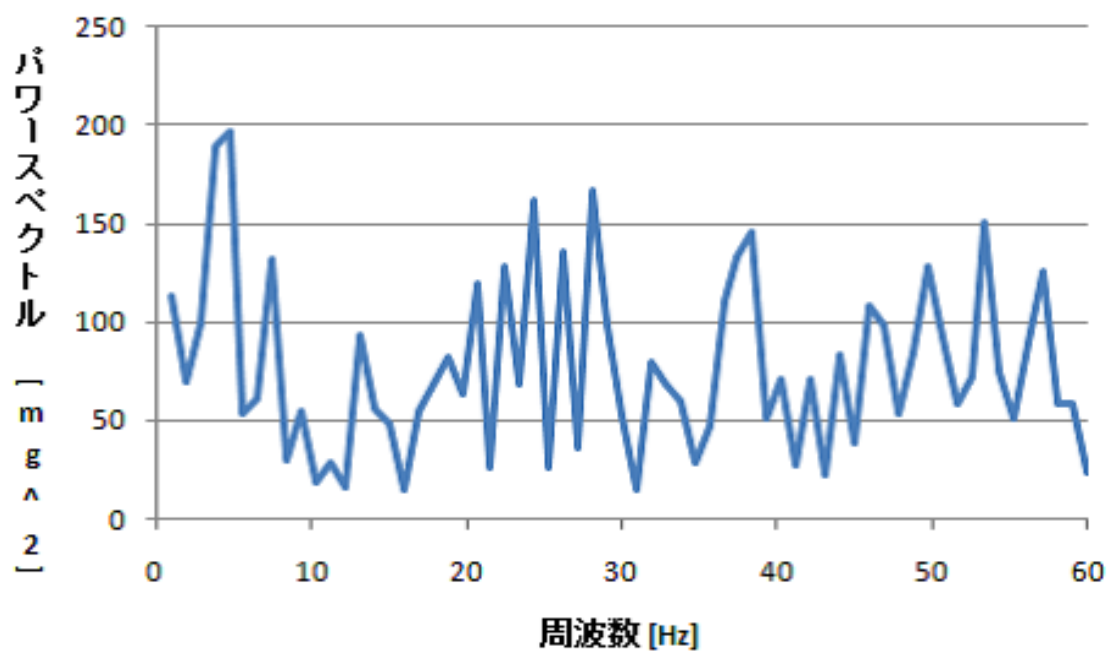


図 4.5 前傾姿勢の誤推定時のパワースペクトル. 直流成分を除く.

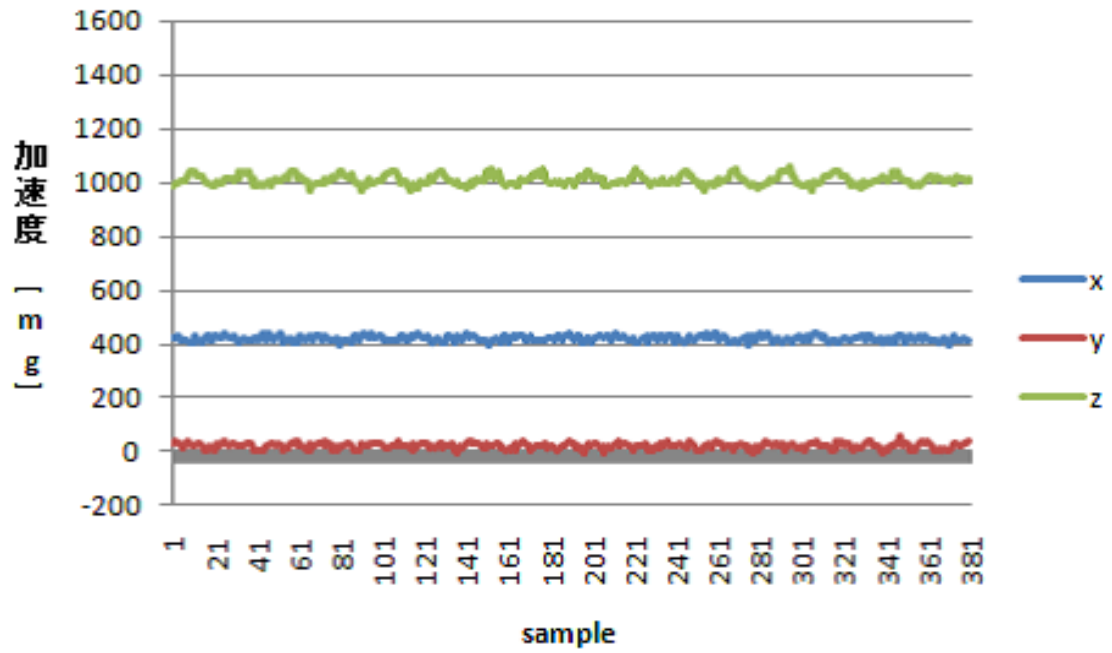


図 4.6 ユーザ A の貧乏揺すり時の加速度データ.

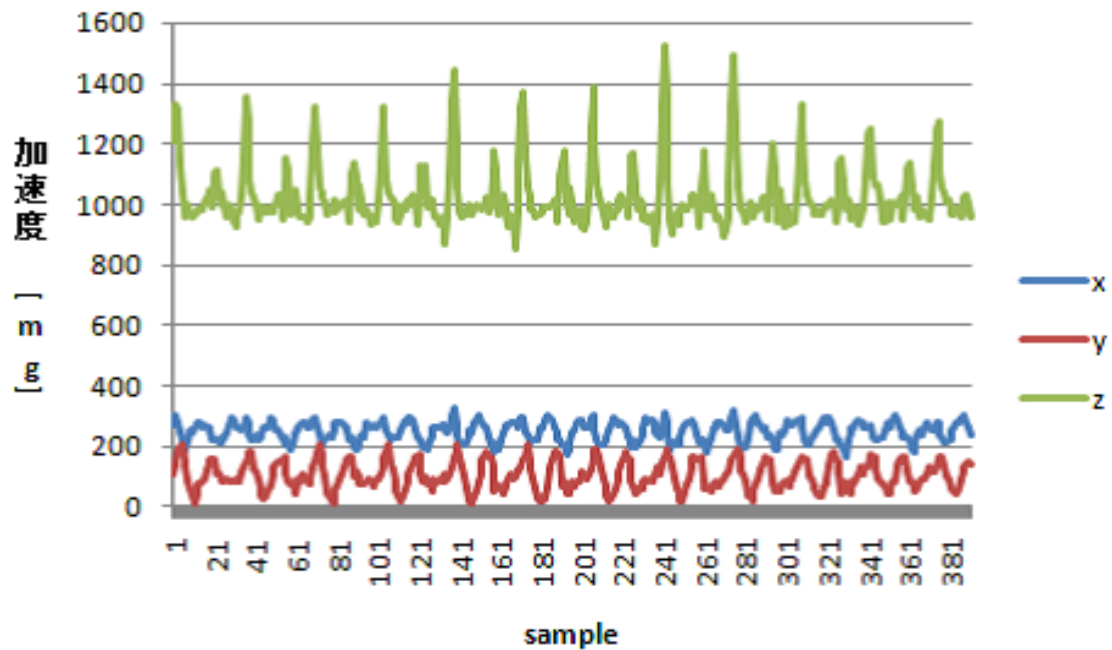


図 4.7 ユーザ D の貧乏揺すり時の加速度データ.

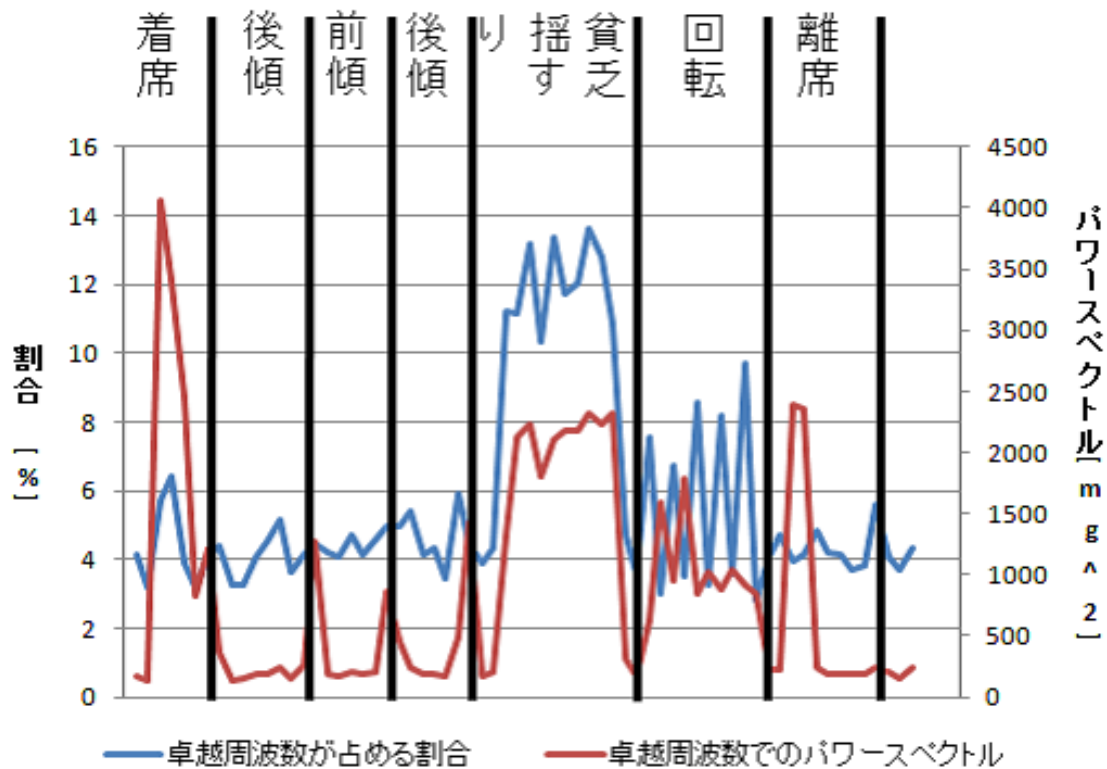


図 4.8 パワースペクトルのうち，卓越周波数の占める割合．

4.3.3 結果

表 4.4 にオフィスチェアの種類毎の平均検出成功率を示す．表 4.3 と表 4.4 から，オフィスチェアの種類によるばらつきはユーザによるばらつきよりも小さい傾向にあることが分かる．B のオフィスチェアでは，全体的に検出率が低い傾向にある．これは B のオフィスチェアがユーザの体の動きに追従してオフィスチェアが変形するように，衝撃を吸収する柔らかい素材を用いていることに起因すると考えられる．C のオフィスチェアでは，回転の検出率が低いという結果が得られた．これは，C のオフィスチェアを回転させた場合に座面が上下し，離着席と誤判定してしまうことに起因する．この結果からも，回転の検出には角速度センサを用いた方が良いことが分かる．

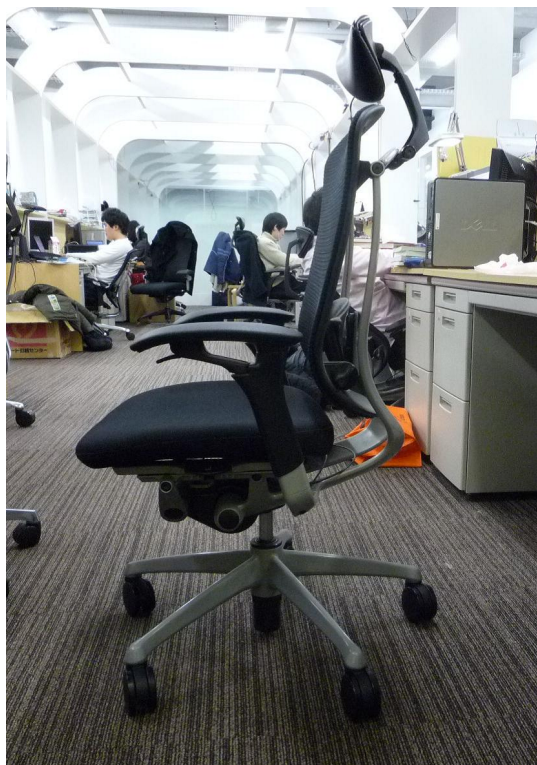


図 4.9 オフィスチェア A .

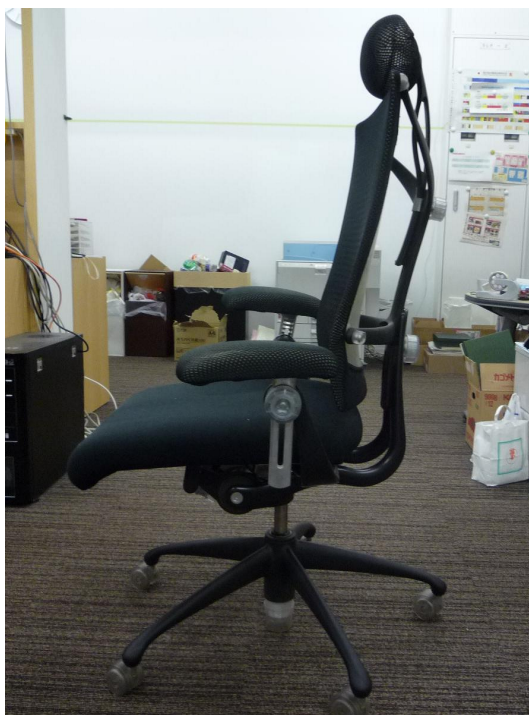


図 4.10 オフィスチェア B .



図 4.11 オフィスチェア C .



図 4.12 オフィスチェア D .

表 4.4 オフィスチェアの種類毎の平均検出成功率 .

	離着席	回転	前傾姿勢	後傾姿勢	貧乏揺すり
A	100%	80%	91%	90%	95%
B	95%	78%	86%	86%	72%
C	100%	46%	94%	87%	98%
D	100%	88%	88%	74%	87%
平均	99%	73%	90%	84%	88%
標準偏差	2%	16%	3%	6%	10%

4.4 センサの種類に対するロバスト性の評価

4.4.1 実験目的

加速度センサの感度や誤差，周波数応答などは加速度センサにより異なる可能性がある．本節では，第 3 章で述べたルールベースのアルゴリズムにより，多様な加速度センサに対しても推定が可能かどうかの評価を行う．

4.4.2 実験方法

センサ A ~ D の 5 種類の加速度センサを用いて，4.3 同様，検出成功率の評価を行った．センサ A は 4.2，4.3 で用いた加速度センサ KXM52 である．センサ B は Freescale 社の MMA7361L[8] で，ダイナミックレンジが $\pm 1.5g$ ，応答周波数が 1500Hz の 3 軸アナログ加速度センサであり，0g オフセットが $\pm 100mg$ ，測定分解能が 5mg となる環境で AD 変換した．センサ C は，ANALOG DEVICES 社の ADXL335[1] で，ダイナミックレンジが $\pm 3g$ ，2 軸の応答周波数が 1600Hz 残りの一つの軸の応答周波数が 550Hz，0g オフセットが $\pm 1mg/^{\circ}C$ の 3 軸アナログ加速度センサであり，測定分解能が 5mg となる環境で AD 変換した．センサ D は日立金属社の H48C[31] で，ダイナミックレンジが $\pm 3g$ ，応答周波数が 500Hz の 3 軸アナログ加速度センサであり，0g オフセットが $\pm 135mg$ ，測定分解能が 9mg となる環境で AD 変換した．センサ E は STMicroelectronics 社の LIS3L02DQ[22] で，ダイナミックレンジが $\pm 2g$ ，応答周波数が 1500Hz，0g オフセットが $\pm 50mg$ ，測定分解能が 1mg の 3 軸デジタル加速度センサである．なお，デバイスの制

約上，センサ D に関しては 125Hz，センサ E に関しては 75Hz のサンプリングレートで加速度を取得した．

4.4.3 結果

表 4.5 にセンサの種類毎の平均検出成功率を示す．表 4.5 からセンサの種類によるばらつきは小さい傾向にあることが分かる．表 4.5 の中では，第 4.2 節と第 4.3 同様に，回転におけるばらつきが大きく，平均推定精度も低くなっている．回転の推定精度が高いセンサ C と，推定精度が低いセンサ D のそれぞれにおける回転時の加速度データを図 4.13 と図 4.15 に示す．また，合成加速度を求めるのに利用する値である，重力方向である z 軸の加速度の 2 乗と， x, y の水平方向の 2 軸の加速度の 2 乗の和と，3 軸全ての加速度の 2 乗の和を，図 4.14 と図 4.16 に示す．図 4.13 と図 4.14 から分かるように，推定精度の高いセンサ C では，回転の動きが 3 軸全ての加速度の 2 乗の和に反映されている．それに対し，推定精度の低いセンサ D では，図 4.13 と図 4.14 のように回転の動きが 3 軸全ての加速度の 2 乗の和に反映されておらず，合成加速度にも回転の動きが反映されないという結果になっている．この違いは，センサ C では z 軸方向の変動はホワイトノイズ以外ほぼないが，センサ D では加速度を 2 乗して和をとると z 軸方向の変動が x, y 軸方向の変動を打ち消してしまっていることに起因する．生加速度データを見てみると， x 軸方向の変動が大きく， y 軸方向にも x 軸方向よりも小さいが変動があり， z 軸方向の変動はほとんどないように見える．しかし，2 乗すると z 軸方向の変動は x 軸方向と y 軸方向の変動の和と同程度の大きさになり，そして逆位相であるため打ち消しあってしまう．そのためセンサ C では貧乏揺すりであると誤推定されてしまうことが多い．

小さかった z 軸方向の加速度の変動が 2 乗すると他の軸に比べ大きくなるのは， z 軸方向の直流成分が大きいためである．直流成分が大きいと合成加速度が大きいののは，合成加速度をあらわす式 (3.2) を一つの軸で偏微分した式 (4.1) により確認できる．

$$\frac{\partial}{\partial x} \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} = \frac{1}{\sqrt{1 + \frac{y^2 + z^2}{x^2}}} \quad (4.1)$$

式 (4.1) の右辺は x の増加に伴い単調増加するため， x が大きくなると x の変動が合成加速度に与える影響も大きくなることが分かる．一方，回転時の加速度ベクトルは式 (4.2) のようにモデル化できる．

表 4.5 センサの種類毎の平均検出成功率 .

	離着席	回転	前傾姿勢	後傾姿勢	貧乏揺すり
A	100%	80%	91%	90%	95%
B	100%	79%	89%	92%	100%
C	100%	87%	94%	88%	100%
D	90%	71%	90%	87%	100%
E	100%	72%	86%	92%	97%
平均	98%	78%	90%	90%	98%
標準偏差	4%	6%	2%	2%	2%

$$g \begin{pmatrix} \sin \theta \\ 0 \\ \cos \theta \end{pmatrix} + \cos \omega t \begin{pmatrix} C_x \\ C_y \\ C_z \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

この式は重力加速度と回転により生じる加速度以外の加速度は無視したものである． g が重力加速度， θ が図 3.2 の角度， ω が回転の動きを三角関数に簡略化して考えた時の角周波数， t が時間を表し， C_x ， C_y ， C_z は回転運動が各軸にどれだけの大きさがあるかを表す定数である．センサ D では， θ は 0 に近く $g \cos \theta$ は 1000mg 程度となり， C_x ， C_y ， C_z は一番大きい C_y が 120mg，一番小さい C_z が 20mg 程度の大きさである．従って，式 (4.2) の z 軸は直流成分が非常に大きく，変動は小さくなっている．それに対して y 軸は，変動が一番大きいにもかかわらず，直流成分が非常に小さい．そのため z 軸の変動は他軸に比べ小さいにも関わらず，合成加速度には大きな影響を与えてしまう． z 軸に回転による加速度の変化の影響がほぼ全くないようにセンサを設置するのは困難であり，このような現象を防ぐためには重力加速度の影響をなくす必要がある．

4.5 誤検出率の評価

4.5.1 実験目的

4.2～4.4 の実験では，ユーザに指示した動きを検出できるかどうかの実験であった．しかしこのような測定環境中では，ユーザの動きは現実のデータとは微妙に異なる可能性がある．実際のオフィス作業中でどれだけコンテキストを検出でき，どれだけ誤検出を起こすかについて評価をする必要がある．

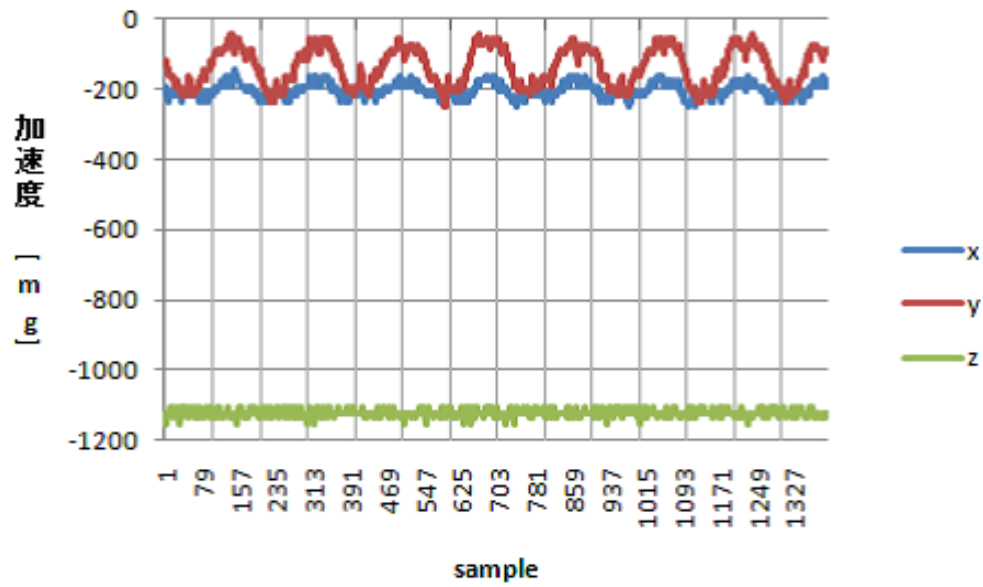


図 4.13 センサ C における回転時の加速度データ.

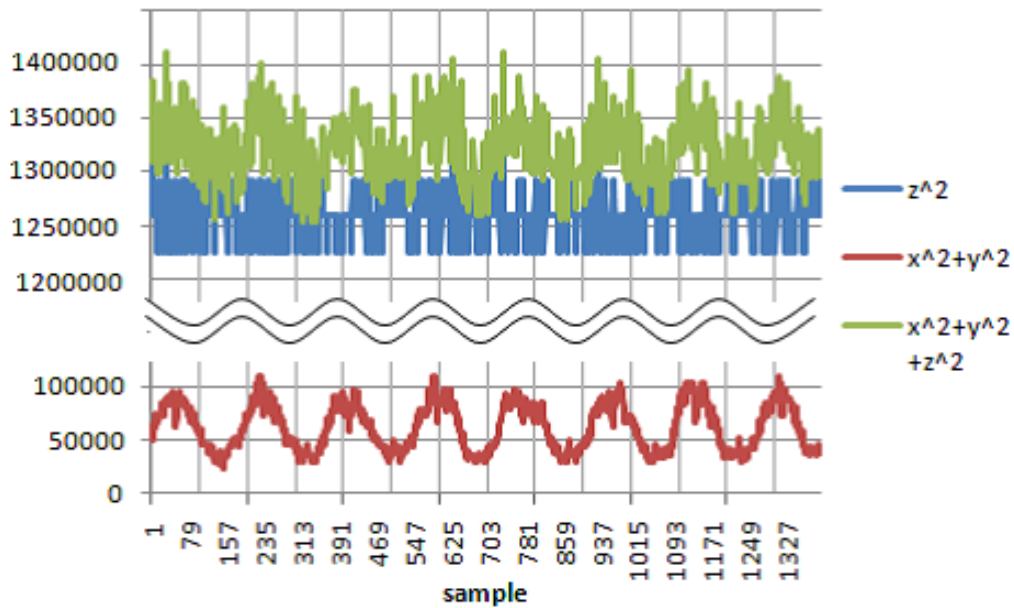


図 4.14 センサ C における回転時の加速度を 2 乗したデータ.

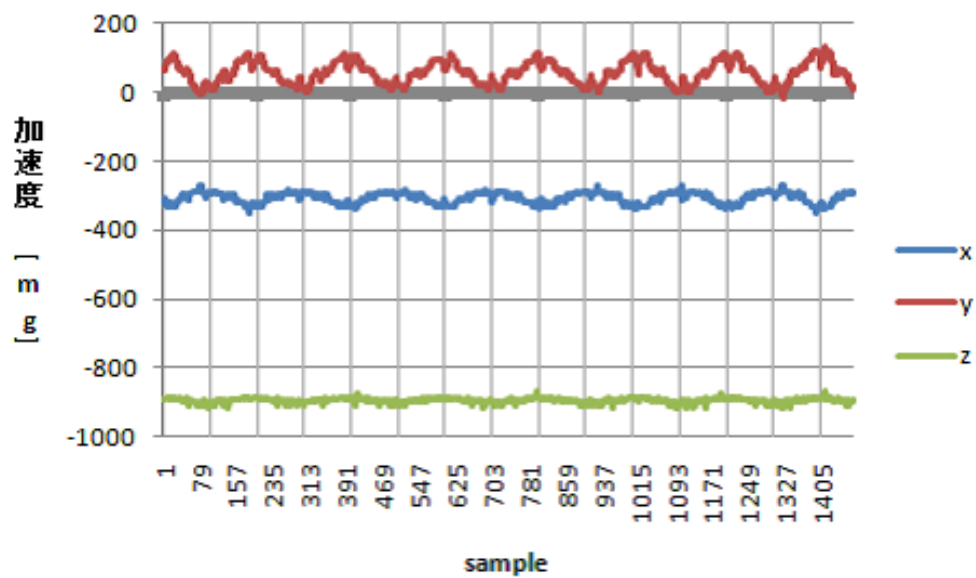


図 4.15 センサ D における回転時の加速度データ.

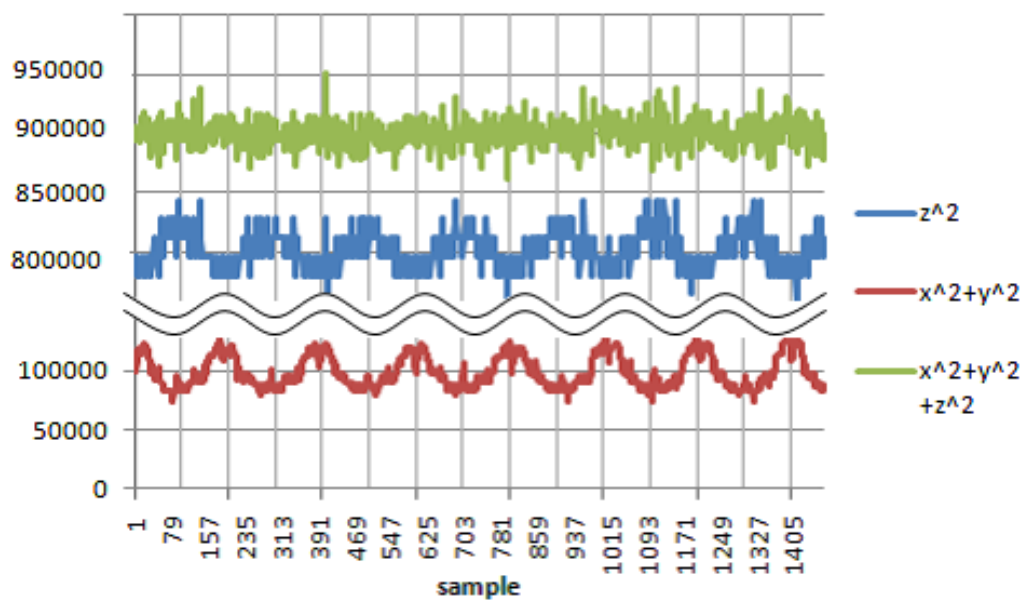


図 4.16 センサ D における回転時の加速度を 2 乗したデータ.



図 4.17 カメラで取得した画像の例.

4.5.2 実験方法

ユーザ K~R の 8 人のユーザに対して，センサの設置されたオフィスチェアで各自のラップトップ PC を用いて 1 時間作業をさせ，加速度を取得した．作業内容は特に指定せず，各ユーザに任せた．また，実験中においてもユーザの任意のタイミングで離着席することを許可した．コンテキスト推定結果を，オフィスチェアの約 1m 後ろに設置したカメラの映像から推定精度の検証を行った．カメラから撮影された画像の例を図 4.17 に示す．

4.5.3 結果

表 4.6 に，それぞれのコンテキストが誤検出された確率 (false-positive の確率) の全ユーザの平均と標準偏差を示す．離着席，回転，後傾姿勢，その他の誤検出率は 2% 未満で少ないが，前傾姿勢のときは 6%，貧乏揺すりのときは 9% となっている．より詳細に

結果を見るために、表 4.7 に推定結果の平均の confusion matrix を、表 4.8 にユーザごとの各動きをした回数を示す。ユーザ M とユーザ O では後傾姿勢をとった回数が 0 であったので、平均には含めていない。前傾姿勢は、回転や貧乏揺すり時に動きが小さく検出されなかったときに、前傾姿勢であると誤推定される。また貧乏揺すりは、4.2 節で述べたような前傾姿勢や後傾姿勢時の誤推定、4.4 節で述べたような回転時の誤推定が多くなっている。前傾姿勢をとった回数が多いため、前傾姿勢時での貧乏揺すりの誤検出率が、貧乏揺すり全体の誤検出率に近い値となっている。

4.6 計算量の評価

4.6.1 実験目的

オフィスチェアに設置したセンサへの有線による電力供給は、オフィスチェアに座ったユーザの動きを制限してしまい、好ましくない。従って、オフィスチェアにおけるコンテキスト推定では、センサノードは外部電源を持たず常時動作するものであり、従って電池持続時間が重要である。センサデータの処理のシステム構成は、無線で生センサデータを全て処理用のマシンに送る構成と、センサノード上で計算処理をして推定結果のみをサーバに送る構成の 2 通りが考えられる。前者の構成では無線通信による消費電力が大きいため、本論文では後者の構成を想定する。後者の構成では、消費電力に与える影響は計算処理が支配的であるため、計算量を減らすことによる省電力化を目指す。具体的には、本研究での推定手法における計算量の大半を占める FFT に着目し、FFT に利用するサンプル数の削減と、スペクトル計算に利用する手法の検討をする。

4.6.2 実験方法

4.2 で用いたデータを用いて、FFT に用いるサンプル数を 64 点に変更して推定精度を算出した。また、FFT よりも計算量の少ない高速アダマール変換を用いて、推定精度を算出した。アダマール変換とは、図 4.18 のように三角関数ではなくウォルシュ関数を基底関数とする変換である。FFT と違い、乗算を用いずに変換が可能であるため、計算量を抑えることができる。FFT では、使用する加速度サンプル数を N とすると、乗算を $2/N \log_2 N$ 回、加算を $N \log_2 N$ 回する必要がある。一方、高速アダマール変換では、加算を $2N \log_2 N$ 回行い、乗算はする必要がない。FFT と高速アダマール変換それぞれにおける 128 点、64 点での乗算、和算の回数を表 4.9 に示す。

また、計算量について評価を行うためにそれぞれのサンプル数、スペクトル計算手

表 4.6 各コンテキストの誤検出率 .

	離着席	回転	前傾姿勢	後傾姿勢	貧乏揺すり	その他
平均	0%	1%	6%	0%	9%	0%
標準偏差	0%	0%	4%	0%	5%	0%

表 4.7 推定結果の confusion matrix . 括弧内は標準偏差 .

		推定結果					
		離着席	回転	前傾姿勢	後傾姿勢	貧乏揺すり	その他
実際の コンテキスト	離着席	86% (14%)	3% (4%)	0% (0%)	0% (0%)	8% (9%)	3% (6%)
	回転	0% (1%)	65% (16%)	8% (7%)	3% (5%)	21% (10%)	3% (3%)
	前傾	0% (0%)	0% (0%)	91% (2%)	0% (0%)	8% (5%)	0% (0%)
	後傾	0% (0%)	0% (0%)	1% (2%)	90% (6%)	8% (5%)	0% (0%)
	貧乏揺すり	0% (0%)	2% (1%)	10% (6%)	1% (4%)	83% (8%)	4% (3%)
	その他	10% (6%)	17% (6%)	3% (2%)	0% (1%)	28% (11%)	42% (8%)

表 4.8 ユーザごとの各動きをした回数 .

	離着席	回転	前傾姿勢	後傾姿勢	貧乏揺すり	その他
K	6	19	2443	19	305	83
L	11	82	2452	16	236	53
M	4	6	2935	0	73	19
N	25	77	1391	410	308	73
O	11	16	2571	0	53	34
P	11	23	2184	50	451	64
Q	9	35	2184	566	232	50
R	6	44	1435	563	23	171

表 4.9 FFT , 高速アダマール変換の 128 点 , 64 点での計算量 .

	乗算回数	和算回数
128 点 FFT	448	896
64 点 FFT	192	384
128 点アダマール	0	1792
64 点アダマール	0	768

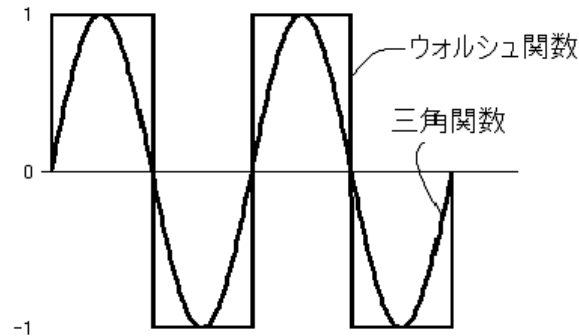


図 4.18 ウォルシュ関数

法において計算処理にかかる時間を計測した．計算処理においてスペクトル計算の計算量が多いことを確認するために，他の特徴量である 3 軸の分散と角度の計算処理にかかる時間も計測した．なお本手法では分類器はあらかじめ閾値の定められたルールベースの決定木であり，特徴量抽出の計算量が全処理の計算量の大部分を占める．センサノードとしては PAVENET モジュール [21] のようなセンサノードを想定しているため，マイクロプロセッサは PAVENET モジュール上に搭載されている PIC18F4620[15] を用いた．PIC18F4620 は，20MHz 駆動の 8-bit マイクロプロセッサである．FFT は Cooley-Turkey のアルゴリズムを用い，三角関数のテーブル参照，および浮動小数計算の除去という固定的な計算の高速化が施されたものを用いた．[29]

4.6.3 評価

それぞれのサンプル数，スペクトル計算手法における平均検出成功率を表 4.10 に示す．スペクトル計算手法は，FFT でも高速アダマール変換でも平均検出成功率に大きな差はないという結果になった．図 4.19 に示すように，FFT と高速アダマール変換のスペクトルには差はあるが，波形の概形は近い形となっている．一方サンプル数は，回転において 64 点は 128 点に比べ検出成功率が低いという結果になった．これは 64 点では利用するデータの期間が半分になり，図 4.20 に示すようにスペクトル波形が変化してしまうためであると考えられる．

計測した各特徴量の計算時間を図 4.21 に示す．128 点で FFT をした場合は，特徴量計算の 83% をも占めていることが分かる．FFT を高速アダマール変換に変更することでスペクトル計算にかかる時間が 169.4ms から 16.2ms に減り，全体として計算時間が

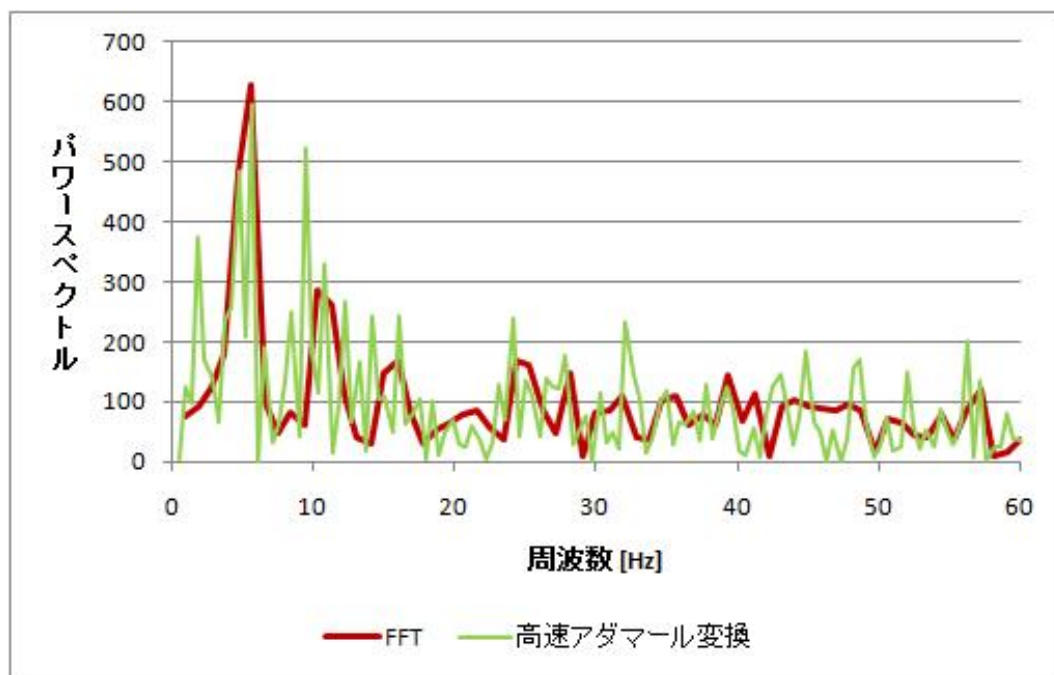


図 4.19 貧乏揺すり時の FFT，高速アダマール変換それぞれにおけるスペクトル.

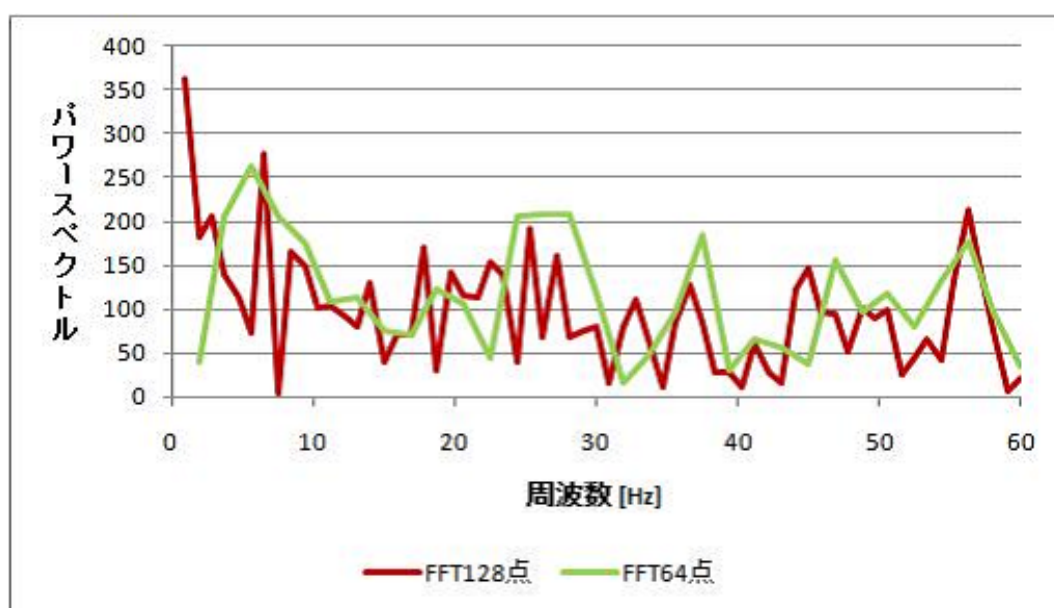


図 4.20 回転時の 128 点 FFT と 64 点 FFT それぞれにおける FFT パワースペクトル.

表 4.10 サンプル数，スペクトル計算手法毎の平均検出成功率．括弧内は標準偏差．

	回転	前傾姿勢	後傾姿勢	貧乏揺すり
128 点 FFT	58% (13%)	92% (4%)	94% (5%)	93% (14%)
64 点 FFT	33% (14%)	90% (6%)	90% (7%)	91% (15%)
128 点アダマール	57% (13%)	88% (6%)	90% (6%)	92% (16%)
64 点アダマール	33% (11%)	86% (5%)	88% (7%)	90% (15%)

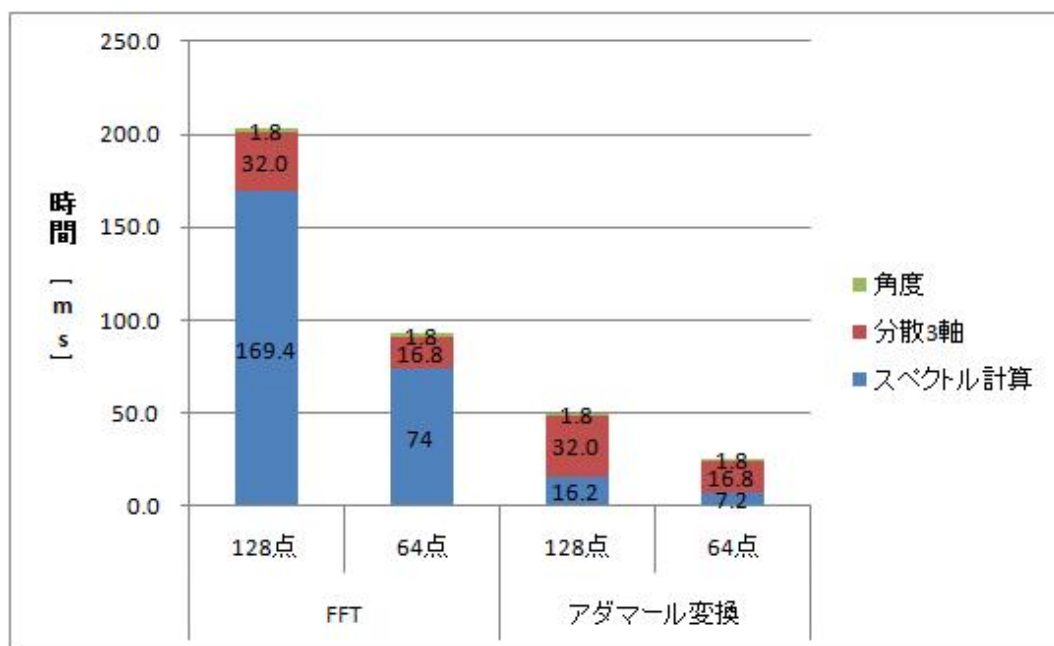


図 4.21 特徴量計算にかかる時間.

203.2ms から 50.0ms となり 25% まで減っている．以上のことから，FFT ではなく高速アダマール変換を用いることにより，推定精度を維持したまま計算量を減らすことができる．

4.7 むすび

本章では，10 人のユーザに対して座面に加速度センサを 1 つ設置することにより，第 3 章のアルゴリズムを用いてコンテキストの推定が可能であることを示した．また，4 種類のオフィスチェア，5 種類の加速度センサで実験を行い，オフィスチェア，加速度センサ

に対してロバストに推定可能であることを示した。ユーザに指示して計測したデータだけではなく、実際に作業をしてもらった時のデータも使い、検出成功率と誤検出率の評価を行った。多くのユーザ、オフィスチェア、加速度センサにおいて高精度に推定できたが、一部のデータ、特に回転では推定精度が下がった。また、FFT ではなく高速アダマール変換を用いることにより、推定精度を維持したまま計算量を減らせることを示した。

第 5 章

結論

5.1 本研究の主たる成果

本論文では、簡単に導入可能なオフィス環境のコンテキスト推定手法について述べた。1つの加速度センサのみをオフィスチェアの座面に設置し、ルールベースのアルゴリズムで「離着席」、「回転」、「前傾姿勢」、「後傾姿勢」、「貧乏揺すり」を推定可能なことを示し、推定精度の低い「回転」については角速度センサの併用により推定が可能になることを示した。10人のユーザ、4種類のオフィスチェア、5種類の加速度センサでそれぞれ実験評価を行い、多様な条件に対してのロバストに推定できることを示した。ユーザに指示して計測したデータだけではなく、実際に作業をしてもらった時のデータも用いて検出成功率と誤検出率の評価を行い、実環境でも使用可能であることを示した。また、スペクトル計算において、FFTではなく高速アダマール変換を用いることにより、推定精度を維持したまま計算量を減らせることを示した。本研究の応用先としては以下のものが考えられる。

- 離着席と姿勢の変更の度合いから VDT 作業時間を検出し、労働衛生管理への利用。
- 身体の動きの度合いからの、作業中のフラストレーションの予測。
- 姿勢情報を用いた作業への集中度合いの予測、作業内容の予測。
- 隣席が同時に回転したことからの会話の検出。

5.2 今後の課題

今後の課題としては、まずアルゴリズムを改良して、推定精度の向上をすることが挙げられる。特に回転の検出成功率と、貧乏揺すりの誤検出率の改善を行う。回転に関しては角速度センサとの併用、貧乏揺すりに関しては全周波数のパワーのうち卓越周波数が占める割合の利用したアルゴリズムについて検討する。推定に関しては精度以外にも、対象コンテキストの拡充や、本研究で推定した細かな動作の持続時間を利用したユーザの行動の推定などが考えられる。

また、アプリケーションの観点からは、本研究で推定したコンテキストとその他の情報との関連性についての実験が課題に挙げられる。たとえば、集中度合いやフラストレーションと動きの関連を知りたい場合は、心拍数などの生体情報やキーボードの打鍵数といった作業量などとの相関を調べる必要がある。

今後は上記の課題を解決するために、アルゴリズムの改良と実験を重ねていく予定である。

謝辞

本研究を進めていく過程で、研究の方向性のみにとどまらず、研究に対する姿勢など日頃からの様々な有益かつ適切なご指導、ご鞭撻をいただきました森川博之教授に深く感謝いたします。また、研究に関して幾度となく相談に乗ってください、研究の方向性について様々なご助言をいただきました南正輝准教授に深く感謝いたします。助教の猿渡俊介さんには、本研究に関して全面的にサポートしていただき、研究内容だけではなく研究に対する心構えについてもご教示して下さり深く感謝いたします。特任講師の今泉英明さんには、全体ミーティングやグループミーティングの場で数々の的確なご意見をいただきまして深く感謝いたします。また、研究を行う環境の整備に尽力していただきました秘書の川北敦子さん、石崎智子さんに深く感謝いたします。

客員研究員の川西直さんには、学部生の頃から研究というものを一からご指導していただき、森川研究室を離れた後も研究に関して様々なご助言をいただき、深く感謝いたします。博士課程3年の鈴木誠さんには、親身になって一緒に研究方針を考えていただきました。また、生活面に関しても先輩として色々とお面倒を見ていただき、深く感謝いたします。博士課程3年の司化さんには、一緒に研究を行ったり、打ち合わせに参加したりした過程で様々な助言をいただきまして深く感謝いたします。博士課程3年の荒木靖宏さんと博士課程1年の石田繁巳さんには、豊かな知識から研究だけではなく日常生活にも役立つ様々なことを教えていただきました。お二人に深く感謝いたします。博士課程2年の金晃俊さんには、飲み会や休憩中などに気にかけていただき、様々な雑談で研究生生活の良い気分転換となりました。深く感謝いたします。社会人博士の上條浩一さんと山田直治さんは、学生とも気さくに話をしてくださり、社会勉強となりました。お二人に深く感謝いたします。

同期の大原壮太郎君とは学部生の頃から同じ研究室で、様々なアドバイスを頂きました。同期の盛り上げ役でもあり、深く感謝いたします。加えて、2年間苦楽をともにした同期の李慧さん、西村享輔君、デラジャトエコリアント君、シトルスティモティラウレンス君、パンジャイタンフェルナンド君にも深く感謝いたします。

修士1年の高木潤一郎君には、打ち合わせなどで顔をあわせることが多く、発言などを

参考にさせていただきました。深く感謝いたします。加えて、同じく修士 1 年の岡村悠貴君、瀧口貴啓君、陳宇君、長縄潤一君といった優秀な後輩に恵まれたことは、自分の研究生活のあり方を見直す上で、大変良い影響を受けました。深く感謝いたします。この他にも、直接名を上げることはいたしません、多くの研究室のメンバーに様々な形でお世話になりました。皆様に深く感謝いたします。

最後に、この 3 年間を森川研究室で過ごすことができたことに心から感謝いたします。

2010 年 2 月吉日

参考文献

- [1] ANALOG DEVICES. *ADXL335*. <http://www.analog.com/en/mems/products/index.html>.
- [2] J. Anttonen and V. Surakka. Emotions and heart rate while sitting on a chair. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, p. 499. ACM, 2005.
- [3] K. Ara, N. Kanehira, D.O. Olguín, B.N. Waber, T. Kim, A. Mohan, P. Gloor, R. Laubacher, D. Oster, A. Pentland, et al. Sensible Organizations: Changing Our Businesses and Work Styles through Sensor Data. *Journal of Information Processing*, Vol. 16, No. 0, pp. 1–12, 2008.
- [4] A. Bulling, J.A. Ward, H. Gellersen, and G. Tröster. Eye movement analysis for activity recognition. In *Proceedings of the 11th international conference on Ubiquitous computing*, pp. 41–50. ACM, 2009.
- [5] LE Dunne, P. Walsh, S. Hermann, B. Smyth, and B. Caulfield. Wearable Monitoring of Seated Spinal Posture. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, Vol. 2, No. 2, pp. 97–105, 2008.
- [6] J. Fogarty, S.E. Hudson, C.G. Atkeson, D. Avrahami, J. Forlizzi, S. Kiesler, J.C. Lee, and J. Yang. Predicting human interruptibility with sensors. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, Vol. 12, No. 1, pp. 119–146, 2005.
- [7] J. Fogarty, S.E. Hudson, and J. Lai. Examining the robustness of sensor-based statistical models of human interruptibility. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pp. 207–214. ACM New York, NY, USA, 2004.
- [8] Freescale Semiconductor. *MMA7361L*. <http://www.freescale.com/webapp/sps/site/prod.summary.jsp?code=MMA7361L>.
- [9] H. Harms, O. Amft, G. Tröster, M. Appert, R. Müller, and A. Meyer-Heim.

- Wearable therapist: sensing garments for supporting children improve posture. In *Proceedings of the 11th international conference on Ubiquitous computing*, pp. 85–88. ACM, 2009.
- [10] T. Hermann and R. Kõiva. tacTiles for Ambient Intelligence and Interactive Sonification. In *Proceedings of the 3rd international workshop on Haptic and Audio Interaction Design*, p. 101. Springer-Verlag, 2008.
 - [11] S.S. Intille, K. Larson, E.M. Tapia, J.S. Beaudin, P. Kaushik, J. Nawyn, and R. Rockinson. Using a Live-In Laboratory for Ubiquitous Computing Research. In *Pervasive computing: 4th international conference, PERVASIVE 2006, Dublin, Ireland, May 7-10, 2006: proceedings*, p. 349. Springer-Verlag New York Inc, 2006.
 - [12] A. Kapoor, W. Burleson, and R.W. Picard. Automatic prediction of frustration. *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 65, No. 8, pp. 724–736, 2007.
 - [13] Kionix. KXM52. [http://www.kionix.com/Tech-Notes/Technical Notes KXM52 Series.pdf](http://www.kionix.com/Tech-Notes/Technical%20Notes%20KXM52%20Series.pdf).
 - [14] B. Logan, J. Healey, M. Philipose, E.M. Tapia, and S. Intille. A Long-Term Evaluation of Sensing Modalities for Activity Recognition. In *UbiComp 2007: ubiquitous computing: 9th international conference, UbiComp 2007, Innsbruck, Austria, September 16-19, 2007; proceedings*, p. 483. Springer-Verlag New York Inc, 2007.
 - [15] MICROCHIP. PIC18F4620. <http://www.microchip.com/wwwproducts/Devices.aspx?dDocName=en010304>.
 - [16] S. Mota and R.W. Picard. Automated Posture Analysis for Detecting Learner’s Interest Level. In *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2003. CVPRW’03. Conference on*, Vol. 5, 2003.
 - [17] Murata Manufacturing. ENC-03R. <http://www.murata.co.jp/products/catalog/pdf/s42.pdf>.
 - [18] S. Murphy, P. Buckle, and D. Stubbs. Classroom posture and self-reported back and neck pain in schoolchildren. *Applied Ergonomics*, Vol. 35, No. 2, pp. 113–120, 2004.
 - [19] O.D. Olguin, BN Waber, T. Kim, A. Mohan, K. Ara, and A. Pentland. Sensible organizations: technology and methodology for automatically measuring organi-

- zational behavior. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics: a publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society*, Vol. 39, No. 1, p. 43, 2009.
- [20] S. Park and H. Kautz. Hierarchical recognition of activities of daily living using multi-scale, multi-perspective vision and RFID. In *Intelligent Environments, 2008 IET 4th International Conference on*, pp. 1–4, 2008.
- [21] S. Saruwatari, T. Kashima, M. Minami, H. Morikawa, and T. Aoyama. Pavenet: A hardware and software framework for wireless sensor networks. *Transaction of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol. 3, , 2005.
- [22] STMicroelectronics. *LIS3L02DQ*. <http://www.st.com/stonline/products/literature/od/10175.htm>.
- [23] D. Wyatt, J. Bilmes, T. Choudhury, and J.A. Kitts. Towards the automated social analysis of situated speech data. In *Proceedings of the 10th international conference on Ubiquitous computing*, pp. 168–171. ACM New York, NY, USA, 2008.
- [24] 宮本博幸, 野呂影勇. 長時間の作業に適した椅子 (<特集> 体表における人間・機械インターフェース技術). *バイオメカニズム学会誌*, Vol. 16, No. 4, pp. 257–263, 1992.
- [25] 厚生労働相. 新しい「VDT作業における労働衛生管理のためのガイドライン」の策定について. <http://www.mhlw.go.jp/houdou/2002/04/h0405-4.html>.
- [26] 厚生労働相. 平成 10 年技術革新と労働に関する実態調査結果速報. http://www.jil.go.jp/kisya/daijin/990726_02_d/990726_02_d.html.
- [27] 厚生労働相. 平成 15 年技術革新と労働に関する実態調査結果の概況. <http://www.mhlw.go.jp/toukei/itiran/roudou/saigai/anzen/03/index.html>.
- [28] 厚生労働相. 平成 20 年技術革新と労働に関する実態調査結果の概況. <http://www.mhlw.go.jp/toukei/itiran/roudou/saigai/anzen/08/index.html>.
- [29] 小澤政博, 川西直, 川原圭博, 森川博之. 資源制約デバイスにおける 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, コビキタスコンピューティングシステム研究会 (UBI-16-10), 2007.
- [30] 浅田晴之, 上野義雪. 事務用椅子の座り心地の評価手法に関する研究 その 2 オフィスにおける自席での作業姿勢の調査. 日本建築学会大会学術演梗概集, pp. 539–540, 2008.
- [31] 日立金属. *H48C*. http://www.hitachi-metals.co.jp/rad/pdf/2006/vol22_s03.pdf.
- [32] 白石光昭. 「仕事の場」と椅子. *バイオメカニズム学会誌*, Vol. 31, No. 1, pp. 12–16,

2007.

発表文献

- [1] 林 敏樹, 小澤 政博, 鈴木 誠, 森戸 貴, 川西 直, 川原 圭博, 永田 智大, 國頭 吾郎, 森川 博之. “3 軸加速度センサを用いた姿勢推定手法へのユーザ適応機構の導入”, 電子情報通信学会総合大会, B-19-28, 2008.
- [2] 林 敏樹, 小澤 政博, 川西 直, 森川 博之. “省電力化に向けたユーザ適応型姿勢推定機構の評価”, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2008) シンポジウム, 6I-1, 2008.
- [3] T. Morito, T. Hayashi, and H. Morikawa. “User Posture and Movement Estimation Based on 3-Axis Acceleration with a Sensor Network”, University of Tokyo - INRIA - Ecole des Mines Paris - INRETS Joint Symposium on Electronics for Secure Life, 2008.
- [4] T. Hayashi. “Design of Indoor High-Density Multi-Modal Sensor Networks for Context Data Mining”, Asian Workshop on Ubiquitous and Embedded Computing (AWUEC) 2009, Beijing, China, 2009.
- [5] 林 敏樹, 猿渡 俊介, 森川 博之. “オフィスチェアにおけるコンテキスト推定手法の初期的検討”, 電子情報通信学会総合大会, B-20-32, 2010. (発表予定).
- [6] 林 敏樹, 猿渡 俊介, 森川 博之. “オフィスチェアにおけるコンテキスト推定手法の実装と評価”, 電子情報通信学会技術研究報告, ユビキタスセンサネットワーク研究会, 2010. (投稿予定).